

Artículo Científico

ANÁLISIS FACTORIAL APLICADO A LA INVESTIGACIÓN EXPERIMENTAL ECONÓMICA APLICADA A LA SIMULACIÓN DE LA INDUSTRIA CURTIEMBRE DE COCHABAMBA

FACTORIAL ANALYSIS APPLIED TO EXPERIMENTAL ECONOMIC RESEARCH APPLIED TO SIMULATION OF COCHABAMBA TANNERY INDUSTRY

Páginas
21 a 32

Fecha de
Recepción:
19/09/15

Fecha de
Aprobación:
21/09/15

Erick Ernesto Muñoz Royo (1)

RESUMEN

La presente investigación experimental pretende mejorar las habilidades cognitivas y crear competencia en decisiones directivas, para de esta manera determinar si existe diferencia significativa entre los participantes que aplican teorías, estrategias y los que no lo hacen.

Los sujetos fueron estudiantes de licenciatura de la carrera de Ingeniería Comercial, que representan al máximo ejecutivo. Para recolectar los datos se empleó un cuestionario compuesto por veintisiete variables. El procesamiento y tabulación de los datos se realizó mediante los softwares Excel – IBM y SPSS Statistics 21. Las variables, producto de las decisiones adoptadas bajo incertidumbre, alcanzaron un Alfa de Cronbach de 0.732, se realizó un análisis factorial, a través del método de extracción de factores Alfa, se determinó la estructura factorial de cuatro factores que explican el 79,574% de las dimensiones subyacentes en la toma de decisiones.

Palabras Clave: Gestión del Conocimiento. Análisis factorial. Diseño experimental

ABSTRACT

This experimental research aims to improve cognitive skills and create competition in management decisions, to thereby determine whether there are significant differences between participants who apply theories, strategies and those who do not.

The subjects were undergraduate Career Business Administration, representing the chief executive. To col-

lect the data a questionnaire composed of twenty-seven variables was used. To process and tabulate the data Excel - IBM and SPSS Statistics 21 were used. The variables, product of the decisions under uncertainty, reached at Cronbach's Alpha of 0,732, a factor analysis was performed through the method Alfa extracting factors, the factorial structure of four factors explaining 79,574% of the underlying dimensions in decision-making was determined.

Keywords: Knowledge Management. Factorial Analysis. Experimental Design.

INTRODUCCIÓN

La formulación de la pregunta de investigación fue: ¿En una simulación de la industria del rubro curtiembre de la ciudad de Cochabamba, qué decisiones estratégicas aplicadas bajo incertidumbre permitirán crear competitividad, valor y maximizar la valoración empresarial de las curtiembres? En la búsqueda de la respuesta se propuso un modelo (Figura N°1); así mismo, se aplicó el Análisis Factorial, que es una técnica de reducción de la dimensionalidad de los datos.

Su propósito último consiste en buscar el número mínimo de dimensiones capaces de explicar el máximo de información contenida en los datos. A diferencia de lo que ocurre en otras técnicas como el análisis de varianza o el de regresión, en el análisis factorial todas las variables son independientes en el sentido de que no existe a priori una dependencia conceptual de unas variables sobre otras. Fundamentalmente, lo que se pretende con el Análisis Factorial

1. Licenciado en Auditoría. Licenciado en Administración de Empresas. Maestría en Gestión Empresarial y Maestría en Finanzas Corporativas. Mención Inversión Bursátil. Candidato doctoral. Negocios2006mr@gmail.com

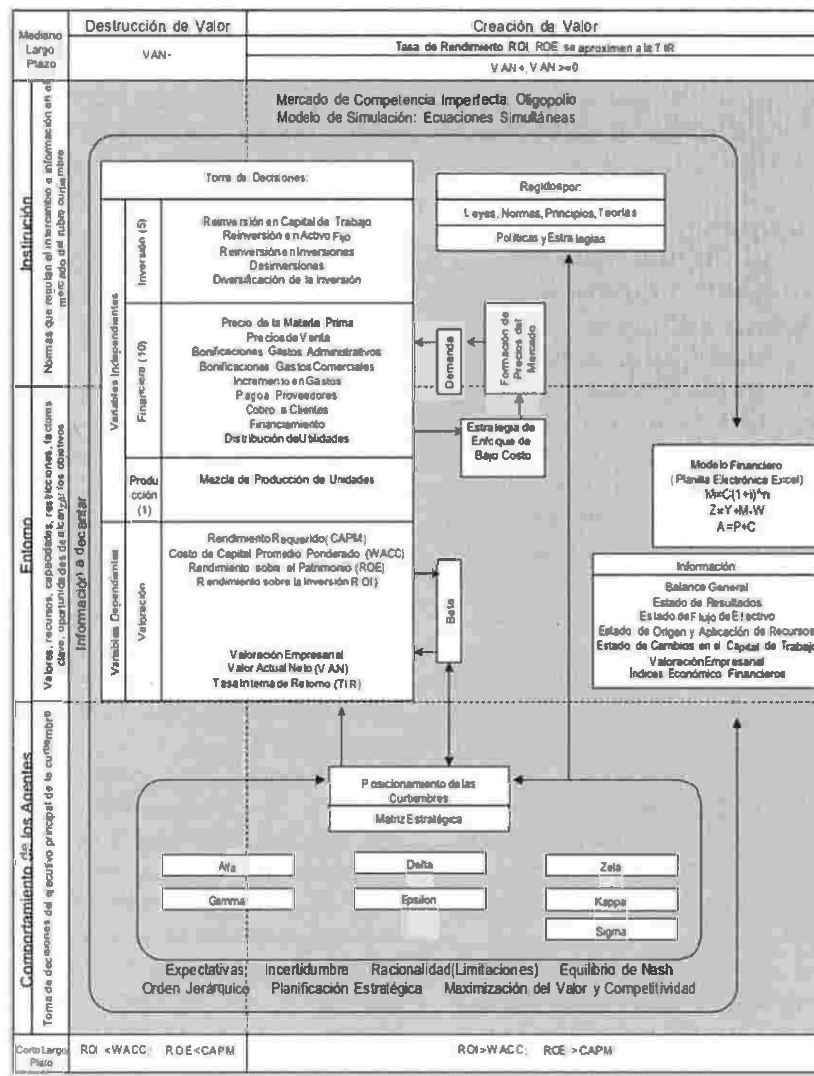
(Análisis de Componentes Principales o de Factores Comunes) es simplificar la información que nos da una matriz de correlaciones para hacerla más fácilmente interpretable.

Se pretende encontrar una respuesta al preguntarnos ¿Por qué unas variables se relacionan más entre sí y menos con otras? Hipotéticamente, es porque existen otras variables, otras dimensiones o factores que explican por qué unos ítems se relacionan más con unos que con otros. En definitiva, se trata de un análisis de la estructura subyacente a una serie de variables. Por tanto, el análisis factorial se encarga de analizar la varianza común a todas las variables. Partiendo de una matriz de correlaciones, trata de simplificar la información que ofrece. Se opera con las correlaciones elevadas al cuadrado r^2 (coeficientes de

determinación), que expresan la proporción de varianza común entre las variables.

Olmos y Di Renzo (1), mencionan que un requisito fundamental en toda ciencia fáctica es el contraste de las hipótesis planteadas, poniendo a prueba las mismas mediante una confrontación con la experiencia. El diseño experimental crea artificialmente las condiciones para el contraste de la hipótesis y brinda la metodología estadística correspondiente para el análisis de los datos. El experimento científico, es un ensayo destinado a probar la validez de una hipótesis, se basa en la reproducción de ciertos fenómenos bajo condiciones controladas con el objeto de medir el efecto que produce la modificación de uno o varios factores en estudio (tratamientos) sobre la variable dependiente

Figura N° 1. Modelo de Decisiones Estratégicas de Creación de Valor Bajo Incertidumbre



Fuente: Elaboración propia. Modelo propuesto en base a la fundamentación teórica 2014.

En su artículo Markulis y Strang (2), los autores se preguntaron qué variables de predicción sirven para alcanzar el mejor rendimiento. Encontraron que cuando el juego de simulacro progresó, aquellos equipos de estudiantes que tuvieron menos varianza entre sus ventas pronosticadas y las ventas reales tendieron a tener un mejor rendimiento que aquellos equipos que tuvieron una varianza más grande. Se entiende como predictor de éxito la habilidad de acortar la varianza entre lo que un equipo pronostica y la ejecución real; en un conjunto de variables después de las rondas de juego.

Ehmke y Shogren (3), en su conclusión, indica que los beneficios relativos de utilizar experimentos para política de recursos en los países en desarrollo pueden ser más grandes que en el mundo desarrollado.

MATERIALES Y MÉTODOS

Para el desarrollo de la investigación experimental, se aplicó la metodología de la economía experimental propuesto en García (4):

Elaboración de una Pregunta de Investigación

La formulación de la pregunta de investigación fue: ¿En una simulación de la industria del rubro curtiembre de la ciudad de Cochabamba, qué decisiones estratégicas aplicadas bajo incertidumbre permitirán crear competitividad, valor y maximizar la valoración empresarial de las curtiembres?

I. Diseño del Experimento: El lugar de realización del experimento se llevo a cabo en el aula – Sala de cómputo – de la universidad EMI “Escuela Militar de Ingeniería”, esto quiere decir que el diseño experimental tuvo lugar en un laboratorio. Para poder llevar a cabo la investigación experimental se ha abordado la economía experimental.

II. Procedimiento de la Investigación: El desarrollo experimental se sujetó a varios requisitos, entre los cuales podemos mencionar:

1. La manipulación intencional se dará sobre las variables independientes, con el propósito de establecer la relación causal entre las variables independientes y las dependientes.

2. Se medirá el efecto de las variables independientes sobre las variables dependientes.

3. Se cumplirá con el control o validez interna de la situación experimental, es decir, el postulado del punto uno no se debe atribuir a otros factores o causas. Por tanto, al lograr el control, se controlará la influencia de

otras variables extrañas (que no son de nuestro interés) sobre la variable dependiente, para que así podamos saber realmente si las variables independientes tienen un efecto sobre las dependientes. La validez interna tiene que ver con la calidad del experimento y se logra cuando hay control.

4. Se tendrá el cuidado de eliminar las fuentes de invalidación interna mediante el control, para así poder conocer el efecto de las variables independientes sobre las dependientes.

5. Se alcanzará el control y validez internos mediante dos grupos de comparación y la equivalencia de estos, en todo, excepto la manipulación de las variables independientes.

6. Se logrará la equivalencia de grupos mediante el método ampliamente difundido y conocido como asignación aleatoria o al azar de los sujetos a los grupos del experimento. De no lograrse la equivalencia entre los grupos, se recurrirá al método de emparejamiento.

• **Participantes:** En el grupo experimental se contarán con siete estudiantes del último semestre de la carrera de ingeniería comercial, y en el grupo de control se contarán con similar número de integrantes.

• **Método de Modelación:** Se llevó a cabo la investigación experimental bajo el enfoque de la economía experimental aplicada a la simulación de la industria del rubro curtiembre, con diseño postprueba y un grupo de control, utilizando planilla electrónica de Excel para el procesamiento (ecuaciones simultáneas) de las decisiones estratégicas y datos hasta alcanzar sus resultados, que permita validar la hipótesis formulada a través de la contrastación – grupo de control, grupo experimental – de los resultados de la simulación.

• **Diseño Previo:** Antes de la aplicación del método de simulación, se realizó una prueba piloto con el propósito de analizar la consistencia de la metodología empleada.

• **Los Incentivos:** Los participantes, al ser estudiantes de licenciatura de la carrera de ingeniería comercial, se tradujo el incentivo en puntaje de una materia que se cursa en el semestre y en dinero en efectivo, mismos que estuvieron determinados proporcionalmente con el resultado final acumulado a obtener al final del periodo simulado. Los acreedores de los incentivos citados fueron los ganadores tanto del grupo experimental, como del grupo de control.

III. Reclutamiento de los Sujetos Participantes del Experimento: Para este propósito se conformaron dos grupos de siete estudiantes de licenciatura de la carrera de ingeniería comercial de la Universidad EMI "Escuela Militar de Ingeniería".

• **Método de asignación al azar:** Con la asignación al azar tratamos de asegurar probabilísticamente que el grupo experimental y el de control sean equivalentes entre sí. Esta técnica de control aporta la seguridad de que variables extrañas, conocidas o desconocidas, no afectarán sistemáticamente los resultados del estudio. Adicionalmente se aplicó el método de emparejamiento.

• **Método de emparejamiento:** Aplicado según los promedios de notas académicas de los candidatos reclutados para participar en el experimento.

IV. La Sesión Experimental: En la sesión experimental se dio cumplimiento a las instrucciones y se procedió conforme a Kreutzer y Neunzig (5), aplicando el siguiente esquema:

• **Diseño:** Dos grupos paralelos, dos fases experimentales.

• **Grupo Experimental:** Siete estudiantes de la carrera de ingeniería comercial de la Universidad EMI "Escuela Militar de Ingeniería".

• **Grupo de Control:** Siete estudiantes de la carrera de ingeniería comercial de la Universidad EMI "Escuela Militar de Ingeniería", que nos colaboraran en la toma de decisiones sin un modelo a aplicar.

• **Fase Experimental 1:** Toma de decisiones de tres gestiones, a realizar por los alumnos de ambos grupos.

• **Fase Experimental 2:** Toma de decisiones de cuatro gestiones, a realizar por los alumnos de ambos grupos.

• **Evaluación Posterior:**

- Análisis comparativo de las decisiones estratégicas adoptadas y sus resultados alcanzados por ambos grupos después del experimento.

- Comparación estadística de los resultados de ambos grupos; contrastación de hipótesis estadísticas.

V. Ordenación y Análisis de los Datos

• **Fecha del Experimento:** 13 y 14 de mayo de 2014.

• **Orden en la Toma de Decisiones:** No existe un orden preestablecido en la toma de decisiones de las veintisiete variables independientes.

• **Tratamientos:** Se procedió con la administración o aplicación de un solo tratamiento, consistente en la implementación del modelo propuesto, mismo que fue explicado en las "Instrucciones para el Experimento de Simulación del Rubro Curtiembre".

• **Análisis No Paramétricos:** Se llevará a cabo un análisis no paramétrico de 2 muestras independientes (Grupo experimental y grupo de control); cada una de siete curtiembres, aplicando el tipo de prueba de contrastación U de Mann-Whitney y Z de Kolmogorov-Smirnov. Adicionalmente, para poder encontrar grupos de variables con significado común y conseguir de este modo reducir el número de dimensiones necesarias para explicar las respuestas de los sujetos, se empleará el análisis multivariante, aplicando la reducción de datos del análisis factorial, método de extracción: análisis alfa.

• **Publicación de los Resultados.**

• **Lugar:** Universidad EMI "Escuela Militar de Ingeniería"

RESULTADOS

Al ser una investigación experimental, el análisis comparativo de los resultados alcanzados por las siete curtiembres se realizará sobre el grupo de control y el

Cuadro N° 1. Valoración de Empresas (Expresado en Bolivianos)

Detalle	Alfa	Gamma	Delta	Epsilon	Zeta	Kappa	Sigma	Total	Desviación Estándar	Media	Coefficiente de Variación
Grupo de Control	2,905,040	1,994,199	1,485,125	42,844	-4,116,354	-638,746	1,081,981	2,754,089	2,311,673	393,441	5.88
Grupo Experimental	6,142,283	7,755,423	5,843,663	6,494,783	5,904,603	7,485,695	7,058,818	46,685,268	771,635	6,669,324	0.12
Diferencia	3,237,243	5,761,224	4,358,538	6,451,939	10,020,957	8,124,441	5,976,837	43,931,179			

Fuente: Planilla de Simulación, Modelo de Decisiones Estratégicas de Creación de Valor Bajo Incertidumbre. 2014.

experimental, inicialmente se analizará la variable dependiente valoración y la competitividad (Cuadro N° 1).

De la aplicación del método de valoración de dividendos, una vez descontados los flujos de los siete años (2014-2020), se ha obtenido la valoración de cada curtiembre, siendo Alfa la que obtuvo el mayor valor (Bs. 2.905.040) de las curtiembres del grupo de control, esta industria generó un total de Bs. 2.754.089, ello debido a desempeños negativos en las empresas Zeta y Kappa. Las curtiembres del grupo de control presentan una alta desviación estándar (Bs. 2.311.673), coeficiente de variación de Bs. 5,88; esta

medida de la dispersión relativa indica la presencia de un mayor riesgo relativo con un efecto desfavorable sobre los resultados de esta industria.

El grupo experimental expone una clara consistencia uniforme de la valoración alcanzada por cada curtiembre, siendo Gamma la que obtuvo el mayor valor empresarial (Bs. 7.755.423). La industria generó un total de Bs. 46.685.268, ello producto del buen desempeño de todos sus integrantes. La desviación estándar de Bs. 771.635 es moderada, dando lugar a un coeficiente de variación de Bs. 0,12, es decir, un riesgo relativo al 12% respecto de la media de los flujos de la industria.

Cuadro N° 2. Competitividad de Empresas Tasa Interna de Retorno

Detalle	Alfa	Gamma	Delta	Épsilon	Zeta	Kappa	Sigma
Grupo de Control	15,17%	12,93%	18,03%	14,30%	4,66%	8,79%	15,07%
Grupo Experimental	23,20%	27,07%	34,90%	32,09%	29,10%	35,63%	34,80%
Diferencia	8,03%	14,15%	16,87%	17,79%	24,42%	26,85%	19,73%

Fuente: Planilla de Simulación, Modelo de Decisiones Estratégicas de Creación de Valor Bajo Incertidumbre. 2014.

Existe notable diferencia entre los resultados de ambos grupos (Cuadro N° 2).

El análisis de competitividad de las curtiembres se lo realiza mediante la tasa interna de retorno, pues es una medida de eficiencia en el desempeño de la generación de flujo de beneficios, expresados en términos de flujos de dividendos, respecto del a inversión inicial realizada. Se puede apreciar claramente su consistencia con el anterior análisis, esto quiere decir, que la curtiembre que tuvo un mejor desempeño en el grupo de control fue Delta con un 18,03%, en cambio en el grupo experimental la empresa más competitiva en la productividad de los recursos fue Kappa con 35,63%.

Análisis Factorial: El análisis factorial es una técnica de reducción de datos que sirve para encontrar grupos homogéneos de variables a partir de un conjunto numeroso de variables. Los grupos homogéneos se forman con las variables que correlacionan mucho entre sí y procurando, inicialmente, que unos grupos sean independientes de otros. Aplicando un análisis factorial a las respuestas de los sujetos se pueden encontrar grupos de variables con significado común y conseguir de este modo reducir el número de dimensiones necesarias para explicar las respuestas de los sujetos.

Antes de ingresar a desarrollar el análisis factorial se ha visto por conveniente realizar el análisis de fiabili-

dad denominado Alfa de Cronbach, el cual permite cuantificar el nivel de fiabilidad de una escala de medida para la magnitud inobservable construida a partir de las n variables observadas. El Alfa de Cronbach no deja de ser una media ponderada de las correlaciones entre las variables (o ítems) que forman parte de la escala, en nuestro caso los valores de las variables del Panel de Toma de Decisiones (Cuadros N° 3 y 4).

Cuadro N° 3. Resumen del procesamiento de los casos

	N	%
Válidos	49	100.0
Excluidos	0	.0
Total	49	100.0

a. Eliminación por lista basada en todas las variables del procedimiento.

Fuente: IBM SPSS Statistics 21. 2014.

Cuadro N° 4. Estadísticos de fiabilidad

Alfa de Cronbach	N° de elementos
.732	26

Fuente: IBN SPSS Statistic 21.2014

Cuadro N° 5. Estadísticos total-elemento

	Media de la escala si se elimina el elemento	Varianza de la escala si se elimina el elemento	Correlación elemento-total corregida	Alfa de Cronbach si se elimina el elemento
v1	2719.4397959	641628.440	.977	.702
v2	2339.4602041	529729.425	.967	.655
v3	2447.2765306	553108.730	.972	.664
v4	2476.7255102	566314.750	.972	.669
v5	2485.4602041	567111.896	.973	.670
v6	2542.1132653	209032.672	.908	.817
v7	3000.8383265	714008.791	-.843	.733
v8	3000.9097959	713907.842	-.711	.733
v9	3000.9263265	713878.847	-.435	.733
v10	3000.9302041	713869.096	-.229	.733
v11	3000.9634694	713660.422	.919	.733
v12	3001.1028571	713855.551	.774	.733
v13	3001.0959184	713849.462	.774	.733
v14	3001.0963265	713858.596	.774	.733
v15	3000.2336735	713894.375	-.975	.733
v16	3000.1928571	713834.996	.975	.733
v17	3000.9061224	713404.331	.718	.733
v19	3000.9704082	714177.398	-.524	.733
v20	3000.2989796	713567.839	.523	.733
v21	3001.0704082	713849.056	.523	.733
v22	3001.1132653	713864.685	.000	.733
v23	3001.0491837	713926.234	-.484	.733
v24	3001.0416327	713925.742	-.612	.733
v25	3001.0048960	713961.554	-.715	.733
v26	3000.9177551	713973.319	-.570	.733
v27	3000.6957143	713889.007	-.060	.733

Fuente: IBM SPSS Statistics 21, 2014.

El valor obtenido de Alfa de Cronbach es de 0.732, por lo que podemos concluir que los datos tienen un nivel aceptable que permiten dar fiabilidad de los datos, ya que cuanto más se aproxime a su valor máximo, 1, mayor es la fiabilidad de la escala. Además, en determinados contextos y por tácito convenio, se considera que valores del alfa superiores a 0,7 o 0,8 son suficientes para garantizar la fiabilidad de la escala. Inicialmente no se ve por conveniente eliminar ningún elemento ya que el valor obtenido de 0.732 es aceptable.

Los datos analizados corresponden a veinte variables ellas son: v1, v2, v3, v4, v5, v6, v7, v8, v9, v10, v11, v12, v16, v17, v21, v23, v24, v25, v26, v27. Se han excluido del análisis factorial las variables v13, v14, v15, v18, v19, v20, v22 (Gastos Comerciales, Incremento en Gastos Comerciales, % Pago a Proveedores, Financiamiento, % Capital de Trabajo, % de Distribución de Dividendos, % Reinversión Inversiones) debido a que el comportamiento de algunas variables es similar a una constante con una varianza muy baja. Cada variable consta o ha medido 49 valores; siete empresas por siete años. Las variables v1 al v6 son

continuas y el resto de las variables están expresadas en porcentajes.

Se utilizó el IBM SPSS Statistics 21, el método de extracción de factores fue Alfa (que es capaz de reproducir los valores empíricos originales, es la solución más probable), la cual maximiza el Alfa de Cronbach para los factores. La determinación del número de factores fue mediante la regla de Kaiser, la cual calcula los valores propios de la matriz de correlaciones R y toma como número de factores el número de valores propios superiores a la unidad.

La adecuación de llevar a cabo un análisis factorial son el Test de Esfericidad de Barlett y la medida KMO de adecuación de la muestra. El primero de ellos es un test estadístico que detecta la presencia de correlación entre variables, ofreciendo la probabilidad de que la matriz de correlaciones recoja valores significativos. Su p debe ser inferior a los niveles críticos 0.05 o 0.01. Por su lado el KMO es un índice entre 0 y 1. El índice KMO se utiliza para comparar las magnitudes de los coeficientes de correlación parcial, de forma que cuanto más pequeño sea su valor, mayor será el valor

de los coeficientes de correlación parciales y, en consecuencia, menos apropiado es realizar un Análisis Factorial. Kaiser-Meyer-Olkin. Para realizar un Análisis Factorial, proponen: $KMO \geq 0,75$ como bueno, $KMO \geq 0,5$ como aceptable, cuanto más cerca de 1, mejor será la adecuación muestral.

Comprobación de la existencia de inter-correlaciones en la matriz:

- Un índice descriptivo es el Determinante de la matriz; se precisa que sea: $D \approx 0$, que para nuestro caso es Determinante = $1.000E-013$ (obtenido de la matriz de correlaciones). El determinante próximo a cero, indica que las variables utilizadas están linealmente relacionadas.
- Una prueba inferencial llamada Test de Esfericidad de Bartlett, cuya hipótesis nula es que la matriz de correlaciones es una matriz identidad o unidad. En la prueba se verificó que es factible realizar el análisis factorial, ya que su $p = 0.000 < ,050$ y por tanto se rechaza la H_0 de que la matriz de correlaciones es una matriz identidad.

Cuadro N° 6. KMO y prueba de Bartlett

Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin.		.811
Chi-cuadrado		2042.319
Prueba de esfericidad de Bartlett	aproximado	
	G	.190
	Sig.	.000

Fuente: IBM SPSS Statistics 21. 2014.

El valor de $KMO = 0.811 > 0.750$ es una buena medida, de igual forma la prueba de esfericidad de Bartlett tiene una $p = 0.000 < 0.05$ que permite rechazar la hipótesis de matriz identidad. Por tanto, el diagnóstico es positivo, se concluye que se cumplen satisfactoriamente las condiciones para utilizar el análisis factorial. La comunalidad de una variable es la proporción de su varianza que puede ser explicada por el modelo factorial obtenido. Estudiando las comunalidades de la extracción podemos valorar cuáles de las variables son peor explicadas por el modelo. En consecuencia, la varianza de cada una de las variables analizadas se puede descomponer en dos partes: la comunalidad que representa la varianza explicada por los factores comunes y la especificidad que representa la parte de la varianza específica de cada variable.

El análisis se enfoca en las Comunalidades (que muestran que porcentaje de cada variable es explicado

por la nueva estructura factorial), y en la matriz Alfa de la nueva estructura (eliminando los valores menores de 0,5) (Cuadro N° 7).

Cuadro N° 7. Comunalidades

	Inicial	Extracción
Costo Variable Materia Prima	.994	.982
Precio.1	.998	.992
Precio.2	.999	.991
Precio.3	.998	.984
Precio.4	.999	.991
Precio.5	.997	.993
Aplicación a Producción Producto.1	.999	.767
Aplicación a Producción Producto.2	.992	.570
Aplicación a Producción Producto.3	.972	.416
Aplicación a Producción Producto.4	.912	.818
Aplicación a Producción Producto.5	.999	.976
Gastos Administrativos	.910	.844
% Cobro a Clientes	.989	.970
% Desinversiones	.904	.946
% Reinversión Activo Fijo	.820	.516
% Portafolio A	.779	.532
% Portafolio B	.826	.810
% Portafolio C	.765	.705
% Portafolio D	.744	.522
% Portafolio E	.648	.590

Fuente: IBM SPSS Statistics 21. Método de extracción: Factorización Alfa. 2014.

Como se ha podido apreciar, las comunalidades indican qué varianza de cada variable viene recogida por la solución de factores seleccionada. No todas las variables presentan comunalidades altas, lo que implica que no todas las variables están muy bien representadas en el espacio de los factores (la comunalidad representa el coeficiente de correlación lineal múltiple de cada variable con los factores). Las variables v8, v9, v21, v23, v26, v27 (Aplicación a Producción Oscaría, Aplicación a Producción Nobuck, % Reinversión en Activo Fijo, % Portafolio A, % Portafolio D, % Portafolio E) tienen un bajo nivel explicativo de su variabilidad; modelo de extracción: factorización Alfa.

La regla de Kaiser proporciona una estructura factorial con cuatro factores que explican el 79,574% de la varianza total (extraer los factores con autovalor > 1). El quinto valor no llega al autovalor = 1, proporciona un factor que determina el 3,605% de la varianza, por lo que no es incluido en la estructura factorial (Cuadro N° 8).

Cuadro N° 8. Varianza total explicada

Factor	Autovalores iniciales			Sumas de las saturaciones al cuadrado de la extracción			Suma de las saturaciones al cuadrado de la rotación		
	Total	% de la varianza	% acumulado	Total	% de la varianza	% acumulado	Total	% de la varianza	% acumulado
1	12.191	60.955	60.955	12.041	60.204	60.204	7.336	36.680	36.680
2	2.193	10.964	71.919	1.866	9.328	69.531	4.347	21.733	58.413
3	1.369	6.843	78.762	1.152	5.758	75.289	3.224	16.121	74.534
4	1.068	5.340	84.102	.857	4.285	79.574	1.008	5.040	79.574
5	.721	3.605	87.707						
6	.706	3.528	91.235						
7	.528	2.638	93.873						
8	.398	1.989	95.862						
9	.248	1.238	97.100						
10	.200	.999	98.099						
11	.152	.758	98.856						
12	.121	.605	99.461						
13	.075	.374	99.835						
14	.017	.086	99.921						
15	.008	.040	99.961						
16	.003	.013	99.974						
17	.002	.012	99.987						
18	.001	.007	99.994						
19	.001	.004	99.998						
20	.000	.002	100.000						

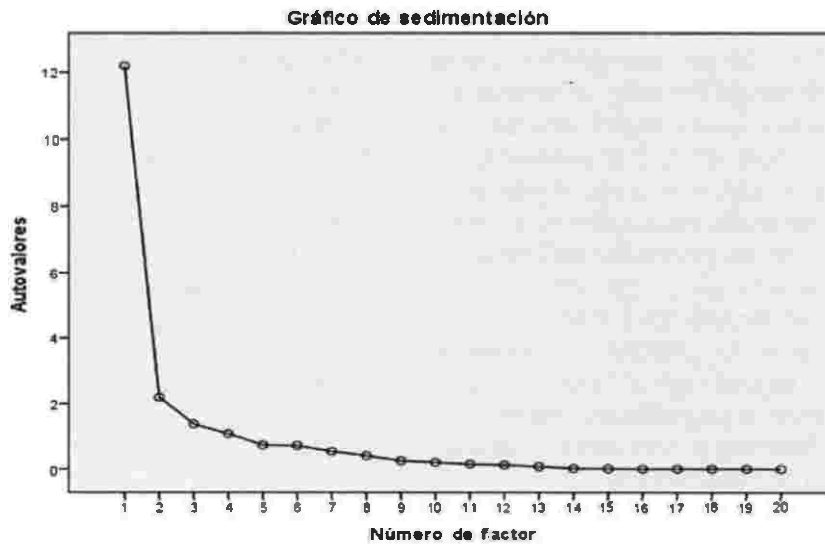
Fuente: IBM SPSS Statistics 21. Método de extracción: Factorización Alfa. 2014.

Finalmente, se elige una estructura factorial de cuatro factores que explicarían el 79,574% de la varianza. Esta decisión se observa también en el gráfico de sedimentación (Gráfico N° 1), el cual muestra la magnitud de los autovalores, el corte en la tendencia descendente sirve de regla para la determinación del

número óptimo de factores que deben estar presentes en la solución.

El gráfico de sedimentación sugiere la presencia de 4 factores que explicarían el 79.574% de la varianza total de los datos.

Gráfico N° 1



Fuente: IBM SPSS Statistics 21. 2014

Cuadro N° 9. Matriz factoriala

	Factor			
	1	2	3	4
Precio.2	.980			
Precio.1	.978			
Precio.4	.978			
Costo Variable Materia Prima	.977			
Precio.3	.976			
% Cobro a Clientes	.960			
Precio.5	.932			
Aplicación a Producción	.882			
Producto.5				
Gastos Administrativos	.816			
% Portafolio C	-.800			
Aplicación a Producción	-.744			
Producto.1				
% Portafolio B	-.741			
% Desinversiones	.719	.535		
Aplicación a Producción	-.712			
Producto.2				
% Reversión Activo Fijo	.596			
% Portafolio A	-.571			
% Portafolio D	-.530			
Aplicación a Producción				
Producto.3				
% Portafolio E		-.744		
Aplicación a Producción				.817
Producto.4				

a. 4 factores extraídos. Requeridas 8 iteraciones.

Fuente: IBM SPSS Statistics 21. Método de extracción: Factorización Alfa. 2014.

La estructura factorial está clara en principio, a pesar de que el factor 2 comparte la variable v17. Comparando las saturaciones relativas de cada variable en cada uno de los cuatro factores, podemos apreciar que el primer factor contiene a la mayor proporción de las variables y que el tercer factor no contiene ninguna variable. Es por esta razón que, en la práctica, los métodos de extracción de factores pueden no proporcionar matrices de cargas factoriales adecuadas para la interpretación. Para acometer este problema están los procedimientos de rotación de factores que, a partir de la solución inicial, buscan factores cuya matriz de cargas factoriales los hagan más fácilmente interpretables. Por tanto, es necesario realizar la rotación factorial.

La rotación de los factores busca obtener, a partir de la solución inicial, unos factores cuya matriz de cargas factoriales los haga más fácilmente interpretables. La rotación de factores es una matriz que nos indica qué variables, y cuánto, saturan (correlacionan) en cada uno de los factores encontrados. La saturación representa el peso, la importancia, de la variable dentro del factor. En el análisis factorial, se aplicó la rotación ortogonal, mediante la cual los ejes se rotan de forma que quede preservada la incorrelación entre los factores. Con la idea de clarificar la estructura factorial sin perder poder explicativo, se realiza una rotación de ejes; método varimax que minimiza el número de variables que tienen saturaciones altas en cada factor, simplifica la interpretación de los factores optimizando la solución por columna (Cuadro N° 10).

Cuadro N° 10

Matriz de factores rotados^a

Código	Variable	Factor			
		1	2	3	4
v11	Aplicación a Producción Softy	.929			
v6	Precio Softy	.907			
v7	Aplicación a Producción Napa	-.858			
v16	% Cobro a Clientes	.761			
v1	Costo Variable Materia Prima	.751			
v12	Gastos Administrativos	.751	.508		
v4	Precio Nobuck	.727			
v3	Precio Oscaría	.720			
v5	Precio Mable	.718			
v2	Precio Napa	.712		.502	
v8	Aplicación a Producción Oscaría	-.657			
v24	% Portafolio B		-.823		
v23	% Portafolio A		-.696		
v25	% Portafolio C		-.659		
v21	% Reinversión Activo Fijo		.607		
v9	Aplicación a Producción Nobuck		-.559		
v17	% Desinversiones			.858	
v27	% Portafolio E			-.692	
v26	% Cobro a Clientes			-.623	
v10	Aplicación a Producción Mable				.886

Método de extracción: Factorización Alfa.

Método de rotación: Normalización Varimax con Kaiser.

a. La rotación ha convergido en 5 iteraciones.

Fuente: IBM SPSS Statistics 21. 2014.

Debido a que hay más variables que factores comunes, cada factor tendrá una correlación alta con un grupo de variables y baja con el resto de las variables. Al examinar las características de las variables de un grupo asociado a un determinado factor se pueden encontrar rasgos comunes que permitan identificar el factor y darle una denominación que responda a esos rasgos comunes. Si se consigue identificar claramente

estos rasgos, además de reducir la dimensión del problema, también se desvela la naturaleza de las interrelaciones existentes entre las variables originales (Cuadro N° 11).

Factor 1 (“Inductor de flujo de ingresos y resultados”): Asociado a las variables Aplicación a Producción Softy, Precio Softy, % Cobro a Clientes, Costo

Cuadro N° 11. Matriz del Espacio de los Factores

Factor	Código	Variable	Varianza total	Comunalidad	Espacio de los factores
1	v11	Aplicación a Producción Softy	86.27%	97.60%	88.39%
1	v6	Precio Softy	82.26%	99.35%	82.80%
1	v16	% Cobro a Clientes	57.85%	97.02%	59.63%
1	v1	Costo Variable Materia Prima	56.42%	98.19%	57.46%
1	v12	Gastos Administrativos	56.41%	84.40%	66.84%
1	v4	Precio Nobuck	52.83%	98.41%	53.69%
1	v3	Precio Oscaría	51.78%	99.08%	52.26%
1	v5	Precio Mable	51.60%	99.08%	52.08%
1	v2	Precio Napa	50.71%	99.18%	51.12%
2	v21	% Reinversión Activo Fijo	36.85%	51.64%	71.36%
3	v17	% Desinversiones	73.57%	94.58%	77.79%
4	v10	Aplicación a Producción Mable	78.58%	81.76%	96.11%

.Fuente: IBM SPSS Statistics 21. 2014.

Variable Materia Prima, Gastos Administrativos, Precio Nobuck, Precio Oscaría, Precio Mable, Precio Napa (v11, v6, v16, v1, v12, v4, v3, v5, v2). Tiene un poder explicativo de 60.204% de la varianza total (ejes sin rotar), y de un 36.680% de la varianza total (ejes rotados).

- La variable Aplicación a Producción Softy queda explicada por el total de los factores en un 97.60% (comunalidad), mientras que representa el 86.27% (0.929²) de la varianza total, es decir, el 88.39% del total del espacio de los factores.

- La variable Precio Softy queda explicada por el total de los factores en un 99.35% (comunalidad), mientras que representa el 82.26% de la varianza total, es decir, el 82.80% del total del espacio de los factores.

- La variable % Cobro a Clientes queda explicada por el total de los factores en un 97.02% (comunalidad), mientras que representa el 57.85% de la varianza total, es decir, el 59.63% del total del espacio de los factores.

- La variable Costo Variable Materia Prima queda explicada por el total de los factores en un 98.19% (comunalidad), mientras que representa el 56.42% de la varianza total, es decir, el 57.46% del total del espacio de los factores.

- La variable Gastos Administrativos queda explicada por el total de los factores en un 84.40% (comunalidad), mientras que representa el 56.41% de la varianza total, es decir, el 66.84% del total del espacio de los factores.

- La variable Precio Nobuck queda explicada por el total de los factores en un 98.41% (comunalidad), mientras que representa el 52.83% de la varianza total, es decir, el 53.69% del total del espacio de los factores.

- La variable Precio Oscaría queda explicada por el total de los factores en un 99.08% (comunalidad), mientras que representa el 51.78% de la varianza total, es decir, el 52.26% del total del espacio de los factores.

- La variable Precio Mable queda explicada por el total de los factores en un 99.08% (comunalidad), mientras que representa el 51.60% de la varianza total, es decir, el 52.08% del total del espacio de los factores.

- La variable Precio Napa queda explicada por el total de los factores en un 99.18% (comunalidad), mientras que representa el 50.71% de la varianza total, es decir, el 51.12% del total del espacio de los factores.

Factor 2 ("Inductor de crecimiento"): Asociado a la variable % Reinversión Activo Fijo (v21). Tiene un

poder explicativo de 9.328% de la varianza total (ejes sin rotar), y de un 21.733% de la varianza total (ejes rotados).

- La variable % Reinversión Activo Fijo queda explicada por el total de los factores en un 51.64% (comunalidad), mientras que representa el 36.85% de la varianza total, es decir, el 71.36% del total del espacio de los factores.

Factor 3 (“Inductor de ajuste a la inversión”): Asociado a la variable % Desinversiones (v17). Tiene un poder explicativo de 5.758% de la varianza total (ejes sin rotar), y de un 16.121% de la varianza total (ejes rotados).

- La variable % Desinversiones queda explicada por el total de los factores en un 94.58% (comunalidad), mientras que representa el 73.57% de la varianza total, es decir, el 77.79% del total del espacio de los factores.

Factor 4 (“Inductor de investigación y desarrollo”): Asociado a la variable Aplicación a Producción Mable (v10). Tiene un poder explicativo de 4.285% de la varianza total (ejes sin rotar), y de un 5.040% de la varianza total (ejes rotados).

- La variable Aplicación a Producción Mable queda explicada por el total de los factores en un 81.76% (comunalidad), mientras que representa el 78.58% de la varianza total, es decir, el 96.11% del total del espacio de los factores.

DISCUSIÓN

- Existe una gran diferencia en la valoración de las curtiembres, el grupo de control alcanzo un valor de Bs. 2.754.089 con un coeficiente de variación de 5.88 y el grupo experimental un valor de Bs. 46.685.268 con un coeficiente de variación de 0.12, por tanto, las curtiembres del grupo experimental que obtuvieron una menor varianza en sus resultados fueron más competitivas.

- El experimento se llevó a cabo en un entorno controlado, la relación de las variables se lo realizó mediante el análisis factorial, el cual es una técnica estadística multivariante cuya finalidad es analizar las relaciones de interdependencia existentes entre un conjunto de variables, calculando un conjunto de variables latentes, denominadas factores, que explican con un número menor de dimensiones, dichas relaciones. El método de extracción de factores fue Alfa, con un $KMO = 0.811 > 0.750$ es una buena medida, de igual forma la prueba de esfericidad de Bartlett tiene una $p = 0.000 < 0.05$ que permite rechazar la hipótesis de matriz identidad. La regla de Kaiser proporciona una estructura factorial

con cuatro factores que explican el 79,574% de la varianza total: Factor 1 “Inductores de flujo de ingresos y resultados” 36.680% de la varianza total (ejes rotados), Factor 2 “Inductores de crecimiento” 21.733% de la varianza total, Factor 3 “Inductores de ajuste a la inversión” 16.121% de la varianza total, Factor 4 “Inductores de investigación y desarrollo” 5.040% de la varianza total. Por tanto, de la aplicación del modelo de decisiones estratégicas de creación de valor bajo incertidumbre, el análisis factorial ha expuesto una solución con cuatro factores, que explican las dimensiones subyacentes en la toma de decisiones.

- Se recomienda a los directores que en su planificación estratégica, financiera y de riesgos, consideren los resultados del análisis factorial: Factor 1 “Inductores de Ingresos”, Factor 2 “Inductores de Crecimiento”, Factor 3 “Inductores de Ajuste a la Inversión”, Factor 4 “Inductores de Investigación y Desarrollo”.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) OLMOS, S. & DI RENZO, M. (s.f.). Métodos de Análisis de la Variabilidad. Consideraciones Estadísticas y Biológicas para Estimar Variabilidad Genética. Biotecnología y Mejoramiento Vegetal; s.f..
- (2) MARKULIS, P. & STRANG, D. Simulation Performance & Predictor Variables: Are we Looking in the Wrong Places to Measure the Right Learning? Developments in Business Simulations and Experiential Learning 2005; Volume 32.
- (3) EHMKE, M. & SHOGREN, J. Experimental Methods for Environment and Development Economics. Environment and Development Economics (Cambridge University Press) 2008; 00: 1–38.
- (4) García, A. El Método Experimental en Economía. LEE y Dpto. de Economía, UJI; 2011.
- (5) KREUTZER, M. & NEUNZIG, W. En torno a la Investigación Empírica en el Campo de la Traductología. Quaderns Revista de Traducción 1998; 1 (1): 1-9.

Fuentes de financiamiento: Esta investigación fue financiada con fondos de los autores.

Declaración de conflicto de intereses: Los autores declaran que no tiene ningún conflicto de interés.

Copyright (c) 2015 Enck Ernesto Muñoz Royo.



Este texto está protegido por una licencia [Creative Commons 4.0](#).

Usted es libre para Compartir —copiar y redistribuir el material en cualquier medio o formato— y Adaptar el documento —remezclar, transformar y crear a partir del material— para cualquier propósito, incluso para fines comerciales, siempre que cumpla la condición de:

Atribución: Usted debe dar crédito a la obra original de manera adecuada, proporcionar un enlace a la licencia, e indicar si se han realizado cambios. Puede hacerlo en cualquier forma razonable, pero no de forma tal que sugiera que tiene el apoyo del licenciente o lo recibe por el uso que hace de la obra.

[Resumendelicencia](#) - [Textocompletodelalicencia](#)