APLICACIÓN DEL ANÁLISIS FACTORIAL A LA INVESTIGACIÓN DE MERCADOS. CASO DE ESTUDIO

Application of the factorial analysis to the investigation of markets. Case of study

OMAR MONTOYA SUÁREZ
Economista Industrial
Especialista en Gerencia de Tecnología
Maestría en Investigación de Operaciones y Estadística (C)
Profesor
Universidad Tecnológica de Pereira
omarm@utp.edu.co

RESUMEN

Este trabajo muestra los resultados de la técnica factorial aplicada a un estudio de mercado que busca identificar la percepción que tienen los consumidores acerca de las distintas cadenas de supermercados de las ciudades de Pereira y Dosquebradas en el Departamento de Risaralda, Colombia.

PALABRAS CLAVES: Análisis Factorial; componentes principales, Investigación de mercados.

ABSTRACT

This work shows the results of the factorial technique applied to a market study that it looks for to identify the perception that has the consumers about the different chains from supermarkets of the cities of Pereira and Dosquebradas in the Department of Risaralda, Colombia.

KEY WORDS: *Factorial analysis; main components, Investigation of markets*

1. INTRODUCCIÓN

El análisis factorial es una técnica utilizada para descubrir agrupaciones de variables de tal forma que las variables de cada grupo están altamente correlacionadas, y los grupos están relativamente incorrelacionados. De este modo se consigue reducir un número de variables intercorrelacionadas a un número inferior de factores no correlacionados, que permiten explicar la mayor parte de variabilidad de cada una de las variables.

El tratamiento estadístico de los datos se ha realizado con el programa estadístico SPSS tomando como referencia algunos libros guías que abordan el estudio del mercado a través de las técnicas multivariadas (Ver bibliografía). Se ha organizado el trabajo introduciendo en primer lugar las variables de trabajo escogidas. A continuación presentamos los resultados de la técnica factorial aplicada a los datos obtenidos de un estudio de mercado[1] que busca identificar la percepción que tienen los consumidores acerca de las distintas cadenas de supermercados de las ciudades de Pereira y Dosquebradas[2] (en el Departamento de Risaralda).

Por último, se presentan algunas conclusiones.

2. MODELO MATEMÁTICO DEL ANÁLISIS FACTORIAL

El modelo matemático del **AF** supone que cada una de las ***p*** variables observadas es función de un número ***m*** factores comunes (m < p) más un factor específico o único. Tanto los factores comunes como los específicos no son observables y su determinación e interpretación es el resultado del **AF**.

Analíticamente, supondremos un total de ***p*** variables observables tipificadas y la existencia de ***m*** factores comunes. El modelo se define de la siguiente forma:

$$
\begin{aligned}
X_1 &= l_{11} F_1 + l_{12} F_2 + l_{1m} F_m + e_1 \\
X_2 &= l_{21} F_1 + l_{22} F_2 + l_{2m} F_m + e_2 \\
&\dots \\
X_p &= l_{p1} F_1 + l_{p2} F_2 + l_{pm} F_m + e_p
\end{aligned}
$$

que podemos expresar de forma matricial como: $X = Lf + e$

donde:

- X es el vector de las variables originales.
- L es la matriz factorial. Recoge las cargas factoriales ó (saturaciones).
- l_{ih} es la correlación entre la variable j y el factor h.
- f es el vector de factores comunes.
- ***e*** es el vector de factores únicos.

Como tanto los factores comunes como los específicos son variables hipotéticas, supondremos, para simplificar el problema, que:

[1] El estudio que se menciona corresponde a un trabajo de asignatura de varios estudiantes de Investigación de Mercados del programa Administración Industrial de la Escuela de Tecnología Industrial de la Universidad Tecnológica de Pereira, segundo periodo del año 2006. En este trabajo no se aplicó la técnica del análisis multivariado que aquí presentamos. Es de aclarar que los resultados que aquí se presentan son concluyentes para este caso concreto y no son generales.

[2] Los supermercados estudiados fueron los siguientes: OLÍMPICA, ÉXITO, LEY, LA 14, CARREFUR, CAFAM, MERCAMÁS, EL AHORRO (hoy TLC Supermercado), COMFAMILIAR, MACRO, LA CANASTA.

Fecha de recepción: 03 Mayo de 2007
Fecha de Aceptación: 17 Julio de 2007

a. Los factores comunes son variables con media cero y varianza 1. Además se suponen incorrelacionados entre sí.

b. Los factores únicos son variables con media cero. Sus varianzas pueden ser distintas. Se supone que están incorrelacionados entre sí. De lo contrario la información contenida en ellos estaría en los factores comunes.

c. Los factores comunes y los factores únicos están incorrelacionados entre si Esta hipótesis nos permite realizar inferencias que permitan distinguir entre los factores comunes y los específicos.

Basándonos en el modelo y en las hipótesis formuladas, podemos demostrar que la varianza (información contenida en una variable) de cada variable se puede descomponer en:

- aquella parte de la variabilidad que viene explicada por una serie de factores comunes con el resto de variables que llamaremos comunalidad de la variable

- y la parte de la variabilidad que es propia a cada variable y que, por tanto, es no común con el resto de variables. A esta parte se le llama factor único o especificidad de la variable.

$Var(x_j) = 1 = l^2_{j1}\, Var(F_1) + l^2_{j2}\, Var(F_2) + ... + l^2_{jm}\, Var(F_m) + Var(e_j) = l^2_{j1} + l^2_{j2} + l^2_{jm} + Var(e_j)$

donde:

- l^2_{jh} representa la proporción de varianza total de la variable X_j explicada por el factor h.

- $h^2_j = l^2_{j1} + l^2_{j2} + ... + l^2_{jm}$ es la comunalidad de la variable X_j y representa la proporción de varianza que los distintos factores en su conjunto explican de la variable X_j. Es, por tanto, la parcela de esa variable que entra en contacto con el resto de variables. Varía entre 0 (los factores no explican nada de la variable) y 1 (los factores explican el 100% de la variable).

- $Var(e_j)$ es lo que llamamos especificidad y representa la contribución del factor único a la variabilidad total de X_j.

- $l^2_{1h} + l^2_{2h} + ... + l^2_{ph} = g_h$ es lo que se llama eigenvalue (autovalor) y representa la capacidad del factor h para explicar la varianza total de las variables. Si las variables originales estuviesen tipificadas, la varianza total sería igual a p y g_h/p representaría el porcentaje de varianza total atribuible al factor h.

El objetivo del **AF** será, por tanto, obtener los factores comunes de modo que expliquen una buena parte de la variabilidad total de las variables.

3. LAS VARIABLES

Las variables bajo estudio son las siguientes:

- Variedad de productos.
- Limpieza.
- Servicio de atención al público.
- Precios.
- Calidad de vegetales.
- Calidad de Carnes y Pescados.
- Ubicación.
- Disponibilidad de estacionamientos.
- Atractivo de locales.
- Señalización y distribución interna.
- Tiempo de demora en cajas.

Para evaluar los distintos supermercados a través de las características señaladas, se utilizó una escala de Diferencial Semántico, de 1 a 10, en que 1= muy malo y 10= muy bueno.

La base de datos actualmente existente (sobre el estudio de la identificación de la percepción que tienen los consumidores acerca de las distintas cadenas de supermercados de las ciudades de Pereira y Desquebradas) contiene 1.190 encuestas organizadas en una hoja de Excel que contiene los datos tabulados correspondientes a las respuestas de las personas.

Para los efectos del trabajo de aplicación de la técnica multivariada, denominada análisis factorial, se seleccionaron aleatoriamente 100 encuestas del total de encuestas que reportaban que la persona encuestada había visitado, una o más veces, todos los supermercados bajo estudio tratando de comparar precios, variedad y otros atributos.

4. RESULTADOS DEL ANÁLISIS FACTORIAL

4.1. Pasos a seguir

Los pasos que se seguirán para el análisis factorial son los siguientes:

a. *Elaboración de la Matriz de Correlaciones*

Se debe obtener, en primer lugar, una matriz en la que se ubican las correlaciones entre todas las variables consideradas. Es muy conveniente solicitar una serie de pruebas conexas (tests) que nos indicarán si es pertinente, desde el punto de vista estadístico, llevar a cabo el Análisis Factorial con los datos y muestras disponibles. Entre los principales tenemos:

- El *determinante de la matriz de correlaciones:* Si dicho determinante es muy bajo, entonces significa que existen variables con intercorrelaciones muy altas, y entonces es factible continuar con el análisis factorial. Sin embargo, el determinante no debe ser igual a cero, pues en este caso los datos no serían válidos.

- *El Test de Esfericidad de Bartlett*: Se utiliza para probar la Hipótesis Nula que afirma que las variables no están correlacionadas en la población. Es decir, comprueba si la matriz de correlaciones es una matriz de identidad. Se puede dar como válidos aquellos resultados que nos presenten un valor elevado del test y cuya fiabilidad sea menor a 0.05. En este caso se rechaza la Hipótesis Nula y se continúa con el Análisis.

- *El Índice Kaiser-Meyer-Olkin*: Mide la adecuación de la muestra. Indica qué tan apropiado es aplicar el Análisis Factorial. Los valores entre 0.5 y 1 indican que es apropiado aplicarlo.

- *El coeficiente de correlación parcial*: Se utiliza como un indicador que muestra la fuerza de las relaciones entre dos variables eliminando la influencia de las otras variables. Estos coeficientes deben tender a ser próximos a cero cuando se dan las condiciones para el análisis factorial.

- *El coeficiente de correlación anti-imagen*: En la matriz de correlación anti-imagen se deben observar pocos valores elevados en términos absolutos y no debe haber un número elevado de coeficientes ceros, pues de lo contrario se recomienda no llevar a cabo el análisis factorial.

- *La diagonal de la matriz de correlación anti-imagen:* Aquí se toman como valores mínimos y máximos respectivamente el 0 y el 1, siendo tanto mejor cuanto mayor sea el valor del MSA. Esto significa que si los valores de la diagonal de la matriz de correlación anti-imagen son altos (superiores a 0.5), se puede continuar con el análisis factorial.

b. *Extracción de los Factores Iniciales*

Se dispone de muchos métodos para extraer los Factores Iniciales de la matriz de correlación. El más utilizado y el que se emplea en este estudio es el de "Componentes Principales". Este procedimiento busca el factor que explique la mayor cantidad de la varianza en la matriz de correlación. Este recibe el nombre de "factor principal". Esta varianza explicada se resta de la matriz original produciéndose una matriz residual. Luego se extrae un segundo factor de esta matriz residual y así sucesivamente hasta que quede muy poca varianza que pueda explicarse. Los factores así extraídos no se correlacionan entre ellos, por esta razón se dice que estos factores son ortogonales.

c. *Rotación de los Factores Iniciales*

Con frecuencia es difícil interpretar los factores iniciales, por lo tanto, la extracción inicial se rota con la finalidad de lograr una solución que facilite la interpretación. Hay dos sistemas básicos de rotación de factores: los métodos de rotación ortogonales (mantienen la independencia entre los factores rotados: varimax, quartimax y equamax) y los métodos de rotación no ortogonales (proporcionan nuevos factores rotados que guardan relación entre sí). En el presente estudio se aplicarán los métodos de rotación ortogonales, específicamente el Método de Rotación Varimax. Éste es, actualmente, uno de los métodos más utilizados.

d. Denominación a los factores encontrados

En cuanto a la denominación que debe adjudicarse a los factores encontrados, McDaniel et al. (1999) señalan que esto es algo subjetivo y requiere de una combinación de intuición y conocimiento de las variables.

4.2. Matriz de correlaciones

Para la aplicación del análisis factorial se requiere inicialmente de una ***matriz de datos,*** también conocida como ***matriz de datos original***[3], para ser transformada en una matriz de correlaciones.

A través de la matriz de correlaciones[4], que se calcula con todas las variables independientes para utilizarse como un input, se indica el grado de las intercorrelaciones. Para llevar a cabo esta tarea, se recomienda efectuar un análisis de esta matriz con el fin de verificar si sus características responden a las exigencias del análisis factorial.

Entre los requisitos más importantes que debe cumplir la matriz de datos está el que las variables independientes tienen que estar altamente correlacionadas, y para esto se tiene que tomar en cuenta el *determinante de la matrizde correlaciones*. Si dicho determinante es muy bajo, entonces significa que existen variables con intercorrelaciones muy altas, y entonces es factible continuar con el análisis factorial. Sin embargo, el determinante no debe ser igual a cero, pues en este caso los datos no serían válidos. Para el caso de este estudio se obtuvo un determinante igual a **1,069E-10**. Esto nos

[3] Corresponde a la matriz que contiene las once variables bajo estudio con las correspondientes cien observaciones por variable. Por problema de espacio no se anexa en este documento.

[4] La matriz de correlaciones es una tabla de doble entrada para las variables, que muestra una lista multivariable horizontalmente y la misma lista verticalmente y con el correspondiente coeficiente de correlación llamado *r* o la relación entre cada pareja en cada celda, expresada con un número que va desde 0 a 1. El modelo mide y muestra la interdependencia en relaciones asociadas o entre cada pareja de variables y todas al mismo tiempo. Por problema de espacio no se anexa en este documento.

indica que dicho determinante es muy próximo a cero, por lo que es factible continuar con el análisis factorial.

También, al comprobar si la matriz de correlaciones es una *matriz identidad*, es decir, que las intercorrelaciones entre las variables son ceros, se utiliza el *test de esfericidad de Bartlett*, el cual consiste en una estimación de *ji-cuadrado* a partir de una transformación del determinante de la matriz de correlaciones. Si las variables no están intercorrelacionadas, entonces el *test de esfericidad de Bartlett* debe presentar un valor (significancia) superior al límite de 0.05. En nuestro caso (Tabla 1) dicho análisis presentó una significancia muy inferior al límite 0.05, pues fue de 0.000, lo cual nos indica que la matriz de datos es válida para continuar con el proceso de análisis factorial.

Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin.		,842
Prueba de esfericidad de Bartlett	Chi-cuadrado aproximado	2169,624
	gl	55
	Sig.	,000

Tabla 1. KMO y prueba de Bartlett

El tercer análisis a tomarse en cuenta es el índice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) (Tabla 1), que sirve para comparar las magnitudes de los coeficientes de correlación general o simple con respecto a las magnitudes de los *coeficientes de correlación parcial*[5]. Si la suma de los coeficientes de correlación parcial elevados al cuadrado entre todos los pares de variables es bajo en comparación con la suma de los coeficientes de correlación al cuadrado, entonces el índice *KMO* estará próximo a uno y esto se considerará positivo e indicará que se puede continuar con el análisis factorial. Pero si se obtienen valores bajos con el índice KMO, entonces indica que las correlaciones entre pares de variables no pueden ser explicadas por las otras variables y, por lo tanto, no es factible llevar a cabo el análisis factorial ya que el índice KMO se alejará de cero. Esto se debe a que cuando las variables independientes tienen factores comunes, el coeficiente de correlación parcial entre pares de variables es bajo al eliminarse los efectos lineales de las otras variables. Los valores de KMO entre 0.5 y 1 indican que es apropiado aplicar el análisis factorial a la matriz de datos bajo estudio. En el caso de la matriz de datos que estamos analizando, se obtuvo un KMO de 0.842 lo que indica que la muestra tomada para el estudio es apropiada y que por lo tanto se puede continuar con la aplicación del análisis factorial.

Un cuarto análisis que se aplicó fue el del *coeficiente de correlación parcial*, que se utiliza como un indicador que muestra la fuerza de las relaciones entre dos variables eliminando la influencia de las otras variables. Este coeficiente es bajo entre pares de variables si las variables tienen factores comunes, ya que se eliminan los efectos lineales de las otras variables. Las correlaciones parciales representan estimaciones entre factores únicos, los cuales deben estar intercorrelacionados entre sí y, además, deben tender a ser próximos a cero cuando se dan las condiciones para el análisis factorial. En nuestro caso estos coeficientes tienden a cero lo que indica que se puede continuar con el análisis factorial[6].

Por otra parte, también existe un coeficiente de correlación parcial que es negativo y se denomina: *coeficiente de correlación anti-imagen*. Si la matriz contiene correlaciones anti-imagen, entonces indica que existe un elevado número de coeficientes altos que deben tomarse en cuenta antes de aplicar el análisis factorial. En la matriz de correlación anti-imagen se deben observar pocos valores elevados en términos absolutos y no debe haber un número elevado de coeficientes ceros, pues de lo contrario se recomienda no llevar a cabo el análisis factorial. En nuestro caso, la matriz de correlación anti-imagen[7] mostró, en general, valores muy bajos (sólo 6 que se pueden considerar altos) y no se detectaron valores cero, lo que da un excelente indicador con respecto a la bondad o pertinencia para aplicar el análisis factorial.

Otro análisis para comprobar la factibilidad de la aplicación del análisis factorial es la *diagonal de la matriz de correlación anti-imagen*, la cual permite ver el valor de las medidas de adecuación que presenta cada variable y que se conoce como: "Measure of Sampling Adecuacy" (MSA). Este tipo de medida permite comprobar, variable por variable, si es adecuado realizar el análisis factorial. Aquí se toman como valores mínimos y máximos respectivamente el 0 y el 1, siendo tanto mejor cuanto mayor sea el valor del MSA. En el caso de la matriz de correlación anti-imagen que estamos trabajando, de los 11 valores de la diagonal de dicha matriz no se presentó ningún valor bajo. Por lo tanto estos resultados proporcionan otro indicador positivo sobre la matriz de datos que da luz verde al análisis factorial.

La conclusión sobre esta primera etapa del análisis factorial es que se comprueban y superan satisfactoriamente todos los tipos de análisis sobre la pertinencia y validez de la matriz de datos.

Con esto podemos proceder a llevar a cabo la segunda etapa que consiste principalmente en la extracción de los distintos factores a través de la agrupación de las 11 variables originales en unas nuevas variables que denominaremos indistintamente como "componentes" o "factores", las cuales son combinaciones de las variables originales.

5 Los coeficientes de correlación parcial indican la fuerza que existe entre dos variables, sin considerar la influencia de otras variables.

6 Por problema de espacio no se anexa en este documento la matriz de correlaciones parciales.

7 Esta matriz no se insertó en este documento por falta de espacio.

4.3. Extracción de los factores iniciales y necesarios que representen a los datos originales

La selección de los principales factores (componentes principales) utilizando el método de los componentes principales se puede ver inicialmente a partir del *figura de sedimentación* (Figura 1). Se escogen las componentes cuyos *valores propios (Autovalores) sean mayores que 1 (valores propios >1).* En el figura se indica que se deben extraer tres componentes principales que son los que cumplen con el requisito señalado.

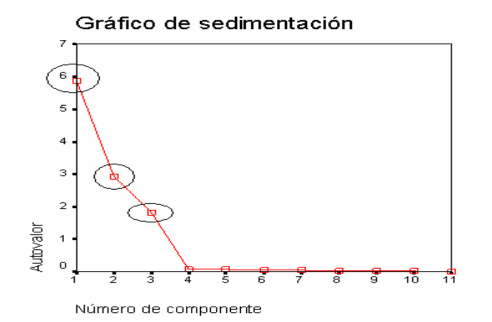

Figura 1.

La tabla de *varianza total explicada* (Tabla 2) explica más en detalle la selección de los tres componentes principales. Como se puede ver en esta tabla, únicamente los tres primeros factores tienen *valores propios* mayores que 1 y explican el 96,829% de la varianza, esto quiere decir que con estos tres factores se puede representar un 96,829% del problema original, produciéndose la pérdida de tan solo el 3,171% de la información original representada por las once variables iniciales Dicho de otra manera, sólo son relevantes 3 factores para resumir las variables originales del problema.

Componente	Autovalores iniciales (Valores propios)			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	5,8	53,3	53,3	5,9	53,4	53,3	5,8	52,8	52,8
2	2,9	26,7	80,1	2,9	26,8	80,1	2,9	26,3	79,1
3	1,8	16,7	96,8	1,8	16,7	96,8	1,9	17,7	96,8
4	,07	,690	97,5						
5	,06	,618	98,1						
6	,07	,569	98,7						
7	,05	,475	99,2						
8	,03	,306	99,5						
9	,02	,230	99,7						
10	,02	,168	99,9						
11	,01	,115	100,0						

Método de extracción: Análisis de Componentes principales.

Tabla 2. Varianza total explicada Autovalores (valores propios)

En la Tabla 3 se presenta la *Matriz de factores*[8] *o de cargas factoriales* que contiene la carga de los factores, es decir, la correlación existente entre cada variable y dicho factor.

Las cargas indican el grado de correspondencia entre la variable y el Factor, es decir, que cargas altas indican que dicha variable es representativa para dicho factor. Por ejemplo, podemos ver que la variable VARIEDAD (Variedad de productos) es atribuible al factor 2, debido a que es en él que tiene una mayor carga (0,959). Para el caso de la variable Servicio de atención al público (ATEN.PUB), ésta es atribuible al factor 1 con una carga factorial de 0,968, etc. Lo deseable, en el caso de las cargas factoriales, es que cada variable "cargara" sólo sobre un factor - idealmente más de 0,5 y ojalá cercano a 1, sin embargo valores como 0,4 se considera razonable - y el resto valores cercanos a 0.

Variables	Componente o Factores		
	1	2	3
Variedad	-,114	,959	-,176
Limpieza	-,153	,942	-,228
Aten. Público	,968	,130	-,018
Precio	,987	,066	-,062
Calidad Vegetales	-,191	,927	-,261
Calidad Carne	,978	,008	-,089
Ubicación	,985	,088	-,014
Estacionamiento	,987	,071	-,053
Atractivo Local	,093	,352	,914
Señalización	,125	,349	,911
Demora Caja	,980	,000	-,073

Método de extracción: Análisis de componentes principales. 3 componentes extraídos

Tabla 3. Matriz de componentes(a). Matriz de cargas de factores (Matriz de factores No rotada)

Podemos observar en la Tabla 3 que el primer factor estaría compuesto por seis (6) variables (Servicio de atención al público, precios, calidad de carnes y pescado, ubicación, Disponibilidad de estacionamiento y tiempo de demora en caja), mientras que el segundo factor lo componen tres (3) variables (Variedad de productos, limpieza y Calidad de vegetales), y el tercer factor dos (2) variables (Atractivo de locales y Señalización-distribución interna).

Con estos resultados observamos que la primera componente tiende a ser muy general agrupando un número significativo de variables, mientras que las restantes componentes agrupan un número poco significativo de variables. Sin embargo, las cargas son

8 Cabe señalar que en la matriz de factores las columnas representan factores, y las filas contienen las cargas de las variables en cada factor.

claras, por lo que no existe ambigüedad en la selección de las variables por factor[9].

4.4. Rotación de los Factores Iniciales

No obstante la claridad en la carga factorial de las variables mostrada por la *Matriz de carga de factores* (Tabla 3), resulta necesario efectuar una rotación[10] ortogonal que permitirá reducir ambigüedades en las cargas factoriales de las variables y hallar una solución más clara. En la práctica el objetivo de los métodos de rotación es simplificar filas o columnas de la matriz de factores para facilitar la interpretación.

El método de rotación utilizado es VARIMAX que busca redistribuir la varianza a lo largo de todos los componentes en la matriz de carga. Con esto se simplifica el modelo y se obtienen resultados más claros para identificar los factores en cada componente, pues este método aproxima las cargas altas a 1 o -1 y las cargas bajas de la matriz no rotada a 0, eliminando de esta forma, las ambigüedades existentes en la matriz no rotada. Con esta rotación obtenemos nuevos valores y nuevos vectores propios y también diferentes porcentajes de explicación, pero se mantiene la variación total de las tres componentes la cual es 96,829%.

En la Tabla 4 se muestra la matriz de carga de factores rotados (aplicando Varimax)

	Componente		
	1	2	3
Variedad	-,010	,976	,102
Limpieza	-,045	,979	,045
Aten. Público	,973	,018	,086
Precio	,990	-,032	,027
Calidad vegetales	-,081	,979	,007
Calidad Carne	,978	-,079	-,016
Ubicación	,986	-,024	,079
Estacionamiento	,990	-,030	,037
Atractivo Local	,034	,067	,981
Señalización	,066	,061	,979
Demora Caja	,978	-,091	-,003

Método de extracción: Análisis de componentes principales. Método de rotación: Normalización Varimax con Kaiser.a La rotación ha convergido en 4 iteraciones.

Tabla 4. Matriz de componentes rotados(a)

Podemos observar en esta matriz una clara agrupación de patrones donde prevalecen variables que definen los factores. En este caso, las cargas factoriales de las variables mostradas por la matriz factorial no rotada y la matriz factorial rotada coinciden dado que estas cargas eran claras en la primera matriz. Por tal razón, las variables asignadas a cada factor a partir de la matriz de factores rotadas son las mismas que se asignaron en la matriz de factores no rotados.

[9] En muchos casos es posible encontrar variables con ambigüedad en cuanto a la pertenencia a uno u otro factor, pues su carga factorial puede ser mayor a 0.5 en varios factores, por lo que no es claro a cual corresponde definitivamente. Estas dudas se pueden dilucidar una vez realizada la Rotación Varimax.

[10] El término rotación significa que los ejes de referencia de los factores son girados alrededor del origen hasta que alguna otra posición sea alcanzada.

Con estos datos presentados se forman las tres 3 diferentes componentes principales las cuales son: Y_1, Y_2, Y_3. Cada componente tiene agrupadas sus respectivas variables. En la siguiente tabla se resumen las componentes resultantes con sus respectivas variables.

Y_1	Y_2	Y_3
X_3 = Servicio de atención al público X_4 = Precios X_6 = Calidad de Carnes y Pescados X_7 = Ubicación X_8 = Disponibilidad de estacionamientos X_{11} = Tiempo de demora en cajas	X_1 = Variedad de productos X_2 = Limpieza X_5 = Calidad de vegetales	X_9 = Atractivo de locales X_{10} = Señalización y distribución interna

Tablas 5. Componentes resultantes

De este modo hemos reducido las once (11) variables originales a tres (3) factores que representan tres bloques para el estudio de la percepción que tienen los consumidores sobre las distintas cadenas de supermercados.

4.5. Puntuaciones Factoriales

El análisis factorial termina haciendo un breve análisis de las puntuaciones que obtienen cada una de las variables en cada uno de los dos factores extraídos.
La tabla 6 muestra la matriz de coeficientes para obtener las puntuaciones factoriales obtenidas por cada variable. Es decir, los coeficientes que permiten expresar cada factor como combinación lineal de todas las variables.

	Componentes		
	1	2	3
Variedad	,019	,339	,002
Limpieza	,015	,343	-,028
Aten. Público	,168	,026	,015
Precio	,172	,012	-,014
Calidad Vegetales	,010	,344	-,047
Calidad Carne	,170	-,003	-,034
Ubicación	,170	,012	,013
Estacionamiento	,172	,012	-,009
Atractivo Local	-,022	-,028	,511
Señalización	-,017	-,029	,509
Demora Caja	,169	-,008	-,026

Método de extracción: Análisis de componentes principales. Método de rotación: Normalización Varimax con Kaiser.

Tabla 6. Matriz de coeficientes para el cálculo de las puntuaciones en las componentes

5. BIBLIOGRAFÍA

[1] M.Sc DANIEL, C y GATES, R. (1.999) Investigación de Mercados Contemporánea, ITP, Madrid.

[2] ABASCAL, E. y GRANDE, I. (2001): *"Métodos multivariantes para la investigación comercial"*. Ariel. Barcelona.

[3] LUQUE, T. *et Al*. (2000): *"Técnicas de análisis de datos en investigaciones de mercados"*.Pirámide. Madrid.

[4] LUQUE, T. (2003): *"Nuevas herramientas de investigación de mercados"*. Thomson-Civitas. Madrid.

[5] MATEOS-APARICIO, G. y MARTÍN, M. (2002): *"El análisis de la varianza en la investigación comercial"*. Prentice Hall. Madrid.