

# Construcción de índices de desempeño financiero mediante el Análisis de Componentes Principales, 2004-2005

*(Recibido: septiembre/06–aprobado: enero/07)*

*Marco Antonio Austria Carlos\**

## **Resumen**

El objetivo de esta investigación es aplicar el análisis factorial a un conjunto de variables financieras con características similares, de tal manera que sea posible identificar la estructura subyacente entre éstas mediante el resumen y la reducción de los datos. Con la utilización del Análisis de Componentes Principales (ACP), el cual nos permite la construcción de índices de desempeño financiero, será posible determinar en qué medida una empresa asume posiciones similares a aquellas que en el pasado le representaron algún tipo de problema financiero.

**Palabras clave:** análisis factorial, análisis de componentes principales, índice de desempeño, riesgo financiero.

**JEL:** G32.

\* Profesor del Departamento de métodos cuantitativos de la Escuela Superior de Economía del Instituto Politécnico Nacional, Director de V&M Servicios de Consultoría S.C. (maustria@ipn.mx).

## **Introducción**

En el cada vez más complejo y dinámico mundo de los negocios, contar con herramientas y estrategias que permitan solucionar problemas específicos, minimizando el riesgo financiero, representa una necesidad recurrente de los agentes económicos. Las técnicas contables y estadísticas, particularmente las de enfoque multivariante, han desarrollado un papel trascendente en el rumbo de las finanzas, permitiendo a las empresas interpretar integralmente la información generada al interior de la misma; haciendo posible, en el mayor de los casos, asegurar e incrementar los rendimientos de los accionistas a un costo relativamente bajo. Esta investigación tiene como objetivo la construcción de índices de desempeño financiero, fungiendo como herramienta metodológica en la medición del desempeño mostrado por un conjunto de componentes adheridos a un número determinado de funciones específicas. Bajo este contexto, los índices tienen la capacidad de poder medir, monitorear y controlar los distintos tipos de riesgo a los que se enfrentan las empresas corporativas de manera anticipada, resumida y a un bajo costo; representando así, una herramienta estratégica en la toma de decisiones; siendo de utilidad tanto a administradores, inversionistas, instituciones financieras y al público en general.

El trabajo se encuentra organizado en tres secciones. En la primer sección se hace una breve descripción de las implicaciones del riesgo financiero. La segunda parte describe las técnicas estadísticas del análisis factorial. La sección 3 presenta una aplicación empírica. Finalmente, las conclusiones de este trabajo, destacan los resultados obtenidos al tratar el conjunto de variables financieras mediante el análisis factorial de componentes principales.

### **1. La función financiera en este nuevo siglo**

La función financiera de las empresas se centra en la obtención y aplicación óptima de los recursos monetarios (Nájera, 2003). La tarea de asignar recursos líquidos para operar proyectos productivos, tal vez en teoría sea relativamente sencilla; sin embargo, la función financiera, como método científico, precisa de herramientas especializadas cuya directriz está enfocada en emplear la mejor estrategia que maximice la ganancia con el menor riesgo posible, logrando generar la mayor riqueza posible (Brealey y Myers, 1993).

El análisis del riesgo financiero representa una actividad imprescindible, porque implica tener en cuenta la existencia de factores externos que coadyuvan a que la empresa evite incurrir en pérdidas significativas, producto de malas decisiones y de no haber contado con esquemas estratégicos que le hayan permitido al

arquitecto corporativo construir escenarios prospectivos en los que pudiera situarse su empresa. Los elementos esenciales del análisis de riesgo financiero, consisten en identificar y cuantificar el riesgo (Sanz, 2001); siendo entonces, la tarea del arquitecto corporativo la identificación, medición, monitoreo, control y gestión del riesgo, requiriendo de un amplio conocimiento del ámbito económico, político, social y financiero; así como, del manejo de herramientas estadísticas que posibiliten la administración del riesgo de manera óptima.

## **2. Técnicas estadísticas del análisis factorial**

El Análisis Factorial (AF), es el nombre dado al conjunto de métodos multivariantes cuyo principal propósito es definir una estructura subyacente a partir de una matriz de datos observables. El AF se centra en explicar el comportamiento de un conjunto de variables a partir de la definición estructural de un número reducido de éstas, no observables, llamadas factores comunes. De acuerdo a Hair, Anderson, Tatham y Black (1999), su diseño implica tres decisiones básicas: el cálculo de la matriz de correlaciones; el diseño del estudio en términos del número, las propiedades de medición y los tipos de las variables permisibles y el tamaño de la muestra necesario.

Los supuestos del AF se relacionan con las variables y el tamaño de la muestra seleccionada. Estadísticamente, los supuestos de homoscedasticidad, normalidad y linealidad se pueden obviar, siendo conscientes de que su incumplimiento produce una disminución en las correlaciones observadas. En el AF lo deseable es la existencia de multicolinealidad ya que el objetivo es identificar variables que se encuentran altamente correlacionadas; de no ser así, el análisis podría considerarse como inapropiado. Las pruebas que validan la utilidad del AF son: contraste de esfericidad de Bartlett y la medida de suficiencia de muestreo, por sus siglas en inglés MSA, conocida comúnmente como prueba KMO. Éstas demuestran la presencia o no de correlaciones significativas entre las variables. Hair, Anderson, Tatham y Black (1999), fundamentan la existencia de dos modelos básicos con soluciones factoriales: Análisis de Componentes Principales (ACP) y Análisis Factorial Común (AFC). El ACP se emplea cuando el objetivo es resumir la mayoría de la información original en una cantidad mínima de factores con propósitos de predicción, justificando la proporción máxima de varianza y mínima pérdida de información de la serie de variables originales. Mientras que el AFC se utiliza para identificar los factores subyacentes de las dimensiones que reflejan qué es lo que las variables comparten en común.

## 2.1 Componentes principales

El ACP es un método multivariante de simplificación o reducción de la dimensión de un número de variables originales cuantitativas para obtener un número menor de variables, combinación lineal de las originales que se conocerán como componentes principales. En esta investigación, los factores hicieron posible un análisis de desempeño financiero mucho más sencillo e integral de todas las variables empleadas en la muestra. Cuando las variables originales están altamente correlacionadas, el componente subyacente es factible de ser interpretado a través de unas cuantas componentes principales. Para su obtención se cuenta con una muestra de tamaño  $n$  con  $p$  variables las cuales se supone están correlacionadas. A partir de esta muestra podemos obtener un número menor de variables no correlacionadas que sean una combinación lineal de las variables originales y que por ende logren explicar un nivel aceptable de su varianza (Levy, 2003).

Sea  $Y$  la matriz de variables originales, donde la varianza será una medida de la información que contiene cada variable. La combinación lineal de las variables originales puede expresarse como sigue:

$$c = Yv \quad (1)$$

Donde  $v$  es el vector que permite obtener la combinación lineal. Dado de que la primera componente es la combinación lineal de las variables originales de varianza máxima, buscaremos que  $v_1$  tenga una norma uno, de tal manera que la varianza de la primera componente principal  $c_1$  sea máxima. Dado que la varianza de las componentes principales  $c$  es:

$$S_c^2 = v^t v = 1 \quad (2)$$

Podemos resumir el problema de componentes principales de la manera siguiente.

$$\text{Maximizar } v^t V_y v \quad (3)$$

$$\text{s.a. } v^t v = 1$$

Resolviendo el lagrangiano de la ecuación (3) obtenemos:

$$(V_y - \lambda I)v = 0 \quad (4)$$

Donde  $I$  es una matriz identidad y  $v$  es el vector propio de la matriz varianza-covarianza de los datos originales. Ya que se busca la varianza máxima, se tiene que elegir el vector propio con mayor valor asociado. La primera componente  $c_1$  se obtiene haciendo  $c_1 = Yv_1$ , donde  $v_1$  es el vector propio de la matriz varianza-covarianza con mayor valor propio asociado.<sup>1</sup> Para obtener la segunda componente principal, ésta deberá ser una combinación lineal de las variables originales y ortogonales a la componente  $c_1$ ; y así sucesivamente, hasta obtener la última componente. Debido a que la varianza es una medida de información, la varianza de los demás componentes es calculada de la manera siguiente.

De acuerdo a la ecuación (2), la varianza de los componentes principales era  $S_c^2 = v^t V_y v$ , de tal manera que la varianza de la componente  $h$ -ésima estará dada por:

$$S_{ch}^2 = v_h^t V_y v_h = \lambda_h \tag{5}$$

De esta forma, podríamos definir la medida de la información recabada por cada componente como el cociente entre la variabilidad componente y la varianza total de la siguiente manera:

$$\frac{S_{ch}^2}{\text{VarianzaTotal}} = \frac{S_{ch}^2}{\text{Traza}V_y} \tag{6}$$

Donde si  $V_y = \sum_{h=1}^p \lambda_h$ , entonces, la ecuación (7) puede ser expresada de la siguiente manera:

$$\frac{S_{ch}^2}{\text{VarianzaTotal}} = \frac{S_{ch}^2}{\text{Traza}V_y} = \frac{\lambda_h}{\sum_{h=1}^p \lambda_h} \tag{7}$$

<sup>1</sup> La matriz de varianza-covarianza es simétrica, semidefinida positiva y tiene  $p$  vectores propios ortogonales dos a dos, cuyos valores propios asociados son todos positivos o nulos.

Ya que se trata de variables tipificadas, si la *Traza* ( $V_y$ ) =  $p$ , entonces, la ecuación (8) quedaría finalmente expresada como sigue:

$$\lambda_p / p \quad (8)$$

## 2.2 *Estructura factorial y puntuaciones de los componentes principales*

Se denomina estructura factorial a la matriz de correlaciones entre los componentes principales y las variables originales. Siendo importante determinar cuántos componentes se seleccionarán, lo habitual es tomar en cuenta aquellos que tengan valores propios mayores a uno. Para determinar el número de factores a extraer se emplean varios criterios, en esta investigación se utilizaron los criterios de la raíz latente y criterio de porcentaje de la varianza.

Con respecto a los métodos de rotación en el AF, se empleó el de rotación ortogonal. Con esto se logró una redistribución de la varianza de los primeros factores a los últimos obteniendo un patrón de factores simple y significativo. Entre los distintos métodos de rotación ortogonal existentes se usó el método VARIMAX, porque se buscó maximizar la suma de las varianzas de las cargas requeridas de la matriz de factores.

## 3. Resultados

### 3.1 *Datos y estimación del modelo*

Los datos de la muestra fueron obtenidos de los estados financieros consolidados de las empresas que conformaron el Índice de Precios y Cotizaciones (IPyC) de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) en el periodo comprendido entre 2004 y 2005. Los valores estuvieron indexados en moneda original (pesos mexicanos). Las empresas seleccionadas en la muestra fueron las reportadas por la BMV en sus boletines informativos; en 2004 se tiene un total de 33 empresas, para 2005 se reportaron 35. Los datos recabados fueron tratados en forma de razones financieras; éstas a su vez, fueron incluidas en cuatro indicadores distintos, conocidos como: indicador de apalancamiento, ciclo de caja, liquidez y rentabilidad. La importancia de los indicadores radica en su consideración para conocer el estado financiero que guardan las empresas en un momento dado del tiempo (Stephen, 2001). Los indicadores financieros, cada uno con sus respectivas claves, se muestran en el Cuadro 1.

### Cuadro 1 Indicadores financieros y sus claves

<i>Apalancamiento</i>		<i>Rentabilidad</i>	
A1	Deuda Financiera Total Bruta / Activo Total (%)	R1	Margen Bruto (%)
A2	Deuda Financiera Total Bruta / Patrimonio neto (%)	R2	Margen EBIT (%)
A3	EBIT / Deuda Financiera Bruta (%)	R3	Margen Neto (%)
A4	EBIT / Deuda Financiera Neta (%)	R4	EBITDA / Ingresos (%)
A5	Deuda Financiera CP / Deuda Financiera Total (%)	R5	Rentabilidad del Activo (%)
A6	Pasivo Total / Activo Total (%)	R6	Rentabilidad Patrimonio Neto (%)
A7	Pasivo Total / Patrimonio Neto (%)	R7	Rentabilidad Patrimonio Neto (U/P-U) (%)
A8	Pasivo Total / Ventas (%)	R8	Rentabilidad Unversiones Permanentes (%)
A9	Activo Fijo / Patrimonio Neto (%)		
A10	Deuda Financiera CP + Deuda Financiera LP - Efectivo e Inversiones CP / Patrimonio neto (%)		
<i>Liquidez</i>		<i>Ciclo de caja</i>	
L1	Liquidez Corriente (número de veces)	C1	Plazo Promedio Inventario (días)
L2	Liquidez Acida (número de veces)	C2	Plazo Promedio Proveedores (días)
L3	Capital de Trabajo (miles de pesos)	C3	Plazo Promedio Cobro (días)
L4	Capital Employed (miles de pesos)	C4	Ciclo Financiero (días)
		C5	Ciclo Operativo (días)

Fuente: *Económica*, Latin America Financial Information.

Con la finalidad de obviar cálculos, ejemplificaremos el desarrollo del ACP trabajando solamente con el indicador de apalancamiento correspondiente al primer trimestre de 2004. El resumen de los cálculos, y el resto de los indicadores financieros, se concentraron en el Cuadro 11. Dado el objetivo de construir un índice de desempeño financiero que capture el comportamiento subyacente de un conjunto de variables con características similares, en la Gráfica 1 se observa que ocho de las diez razones financieras de apalancamiento revelaron una tendencia negativa a lo largo del periodo mostrado, lográndose demostrar la existencia de un comportamiento subyacente factible de ser cuantificado a través del ACP.<sup>2</sup>

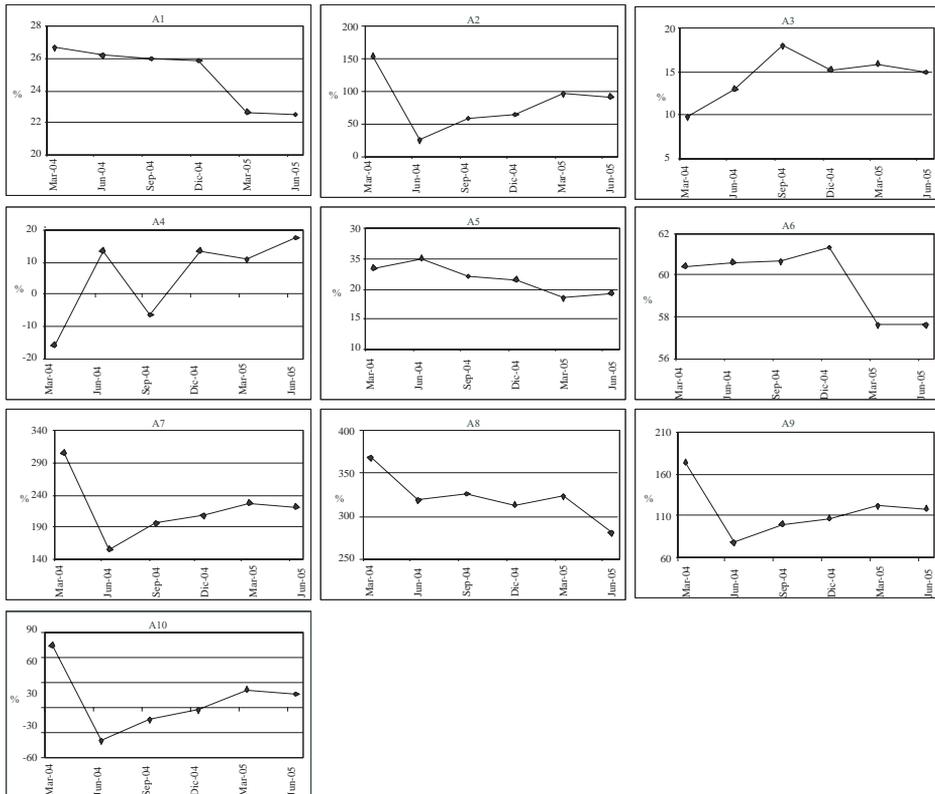
#### 3.2 Extracción factorial a través del ACP

La extracción factorial permite conocer las dimensiones subyacentes en los datos a partir de un análisis de correlaciones entre las variables manifiestas con el mínimo de pérdida de información. Con la extracción podemos encontrar indicadores líde-

<sup>2</sup> Se tomó en cuenta el promedio ponderado de las variables de apalancamiento del total de las empresas.

res, los cuales se definen como aquéllas variables que ejercen cierto nivel de influencia sobre el resto. El principio que debe cumplirse, al evaluar una matriz de correlaciones, es que los coeficientes sean distintos de cero. Algunos autores, proponen que si no existen correlaciones mayores a 0.30 el análisis probablemente sea inapropiado. Tabachnick y Fidell (1989), consideran pertinente no factorizar una matriz de correlaciones con valores menores a 0.50; sin embargo, existen pruebas estadísticas (Bartlett y KMO), que permitieron determinar la utilidad de una matriz de correlaciones con valores entre 0.30 y 0.50.

**Gráfica 1**  
**Indicadores de apalancamiento para el grupo de empresas**  
**que conformaron el IPyC en el periodo 2004-2005**



Fuente: Elaboración propia con datos de *Económica*.

En el Cuadro 2 se presentan las correlaciones de las variables de los cuatro indicadores financieros empleados en la construcción de los índices de desempeño financiero. En él se observa que muchas de las variables no cuentan con correlaciones mayores a 0.30. Una de las decisiones que se tomó en esta investigación fue la de eliminar las variables con correlaciones inferiores a 0.30; en otros casos, debido a que la mayoría de variables estaba por debajo de este mismo valor, se le dio mayor peso a las pruebas de esfericidad de Bartlett con la finalidad de validar su utilización.

Por ejemplo, se demostró que las variables A3 y A4 no cumplían con los niveles de correlación mínimo indispensables para llevar a cabo el AF, para lo cual fueron eliminadas de la matriz.<sup>3</sup> Este hecho se sustentó en el Cuadro 3 donde se

**Cuadro 2**  
**Matrices de correlaciones de los indicadores financieros correspondientes al primer trimestre de 2004**

<i>Apalancamiento</i>											<i>Ciclo de caja</i>					
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10		C1	C2	C3	C4	C5
A1	1										C1	1				
A2	0.73	1									C2	0.07	1			
A3	-0.19	-0.18	1								C3	0.08	0.36	1		
A4	0.04	0.00	-0.14	1							C4	0.92	0.02	0.41	1	
A5	0.44	0.51	0.20	-0.03	1						C5	0.92	0.20	0.47	0.98	1
A6	0.70	0.51	-0.25	0.10	0.16	1										
A7	0.53	0.82	-0.23	0.00	0.32	0.72	1									
A8	0.75	0.63	-0.11	0.27	0.30	0.58	0.45	1								
A9	0.68	0.95	-0.16	-0.03	0.39	0.51	0.80	0.59	1							
A10	0.61	0.96	-0.16	-0.03	0.43	0.41	0.78	0.55	0.92	1						

<i>Rentabilidad</i>									<i>Ciclo de caja</i>				
	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8		L1	L2	L3	L4
R1	1								L1	1			
R2	0.52	1							L2	0.83	1		
R3	0.11	0.75	1						L3	0.56	0.70	1	
R4	0.66	0.79	0.41	1					L4	-0.24	-0.09	-0.09	1
R5	0.32	0.72	0.82	0.44	1								
R6	0.08	0.74	0.77	0.26	0.70	1							
R7	0.13	0.78	0.78	0.37	0.73	0.99	1						
R8	0.01	-0.10	-0.09	-0.11	-0.08	-0.01	-0.01	1					

Fuente: Elaboración propia con datos de *Económica*.

<sup>3</sup> El impacto que tienen estas variables sobre el esquema general es mínimo o no significativo.

obtuvo un determinante equivalente a 0.00002188 demostrando que las variables son linealmente dependientes. En el cuadro 2 se observa que las correlaciones en su mayoría son mayores a 0.30 y para demostrar que el AF es eficiente fue necesario obtener la matriz anti-imagen.

**Cuadro 3**  
**Matriz de correlaciones del indicador de apalancamiento correspondiente al primer trimestre de 2004**

	A1	A2	A5	A6	A7	A8	A9	A10
A1	1							
A2	0.73	1						
A5	0.44	0.51	1					
A6	0.70	0.51	0.16	1				
A7	0.53	0.82	0.32	0.72	1			
A8	0.75	0.63	0.30	0.58	0.45	1		
A9	0.68	0.95	0.39	0.51	0.80	0.59	1	
A10	0.61	0.96	0.43	0.41	0.78	0.55	0.92	1

Determinante: 0.00002188.

Fuente: Elaboración propia con datos de *Economática*.

El objetivo de la matriz anti-imagen, es cuantificar el grado de intercorrelación entre las variables y determinar la conveniencia del AF a través de la MSA, la cual tiene valores de 0 a 1, cuando ésta es igual a 1 se dice que la variable es perfectamente predicha sin error por las otras variables y viceversa. El índice de MSA puede ser interpretado bajo las siguientes directrices: 0.80 o superior, sobresaliente; 0.70 o superior, regular; 0.60 o superior, mediocre; 0.50 o superior, despreciable; por debajo de 0.50 como inaceptable.

**Cuadro 4**  
**Matriz de correlaciones anti-imagen del indicador de apalancamiento correspondiente al primer trimestre de 2004**

	A1	A2	A5	A6	A7	A8	A9	A10
A1	0.64*							
A2	-0.64	0.67*						
A5	-0.07	-0.36	0.77*					
A6	-0.75	0.47	0.10	0.55*				
A7	0.70	-0.58	0.02	-0.87	0.64*			
A8	-0.03	-0.22	0.07	-0.35	0.34	0.88*		
A9	0.12	-0.52	0.31	-0.11	0.09	0.04	0.90*	
A10	0.36	-0.73	0.24	-0.07	0.15	0.03	0.05	0.82*

\* Medida de suficiencia de muestreo (MSA).

Fuente: Elaboración propia con datos de *Economática*.

Del Cuadro 4 se concluye que las relaciones entre el conjunto de variables originales por lo menos pueden ser tomadas en cuenta para la aplicación del AF (Pérez López, 2004). Con la finalidad de sustentar una solución factorial apropiada, se realizaron las pruebas estadísticas adicionales de contraste de esfericidad de Bartlett y de medida KMC.

El Cuadro 5 muestra que la MSA registró un valor de 0.72, muy cercano a 1. Demostrando que las variables en conjunto se encuentran significativamente correlacionadas y por ende existe una adecuación correcta de los datos a un modelo de AF.

**Cuadro 5**  
**Pruebas KMO y de Bartlett del indicador de apalancamiento correspondientes al primer trimestre de 2004**

<i>Medida de adecuación muestral Kaiser-Meyer-Olkin</i>	0.72
Prueba de esfericidad de Bartlett	
Aprox. Chi-cuadrada	305.81
Grados de libertad	28
P-value	0.0000

Fuente: Elaboración propia con datos de *Economática*.

El Cuadro 5.1 muestra los resultados obtenidos para el resto de los indicadores, los cuales también mostraron resultados apropiados para la aplicación del AF.

El estadístico de Bartlett muestra, en ambos cuadros, que no es aceptable la hipótesis nula de variables iniciales incorrelacionadas, por lo que es factible aplicar el AF.

### 3.3 Comunalidades

Las comunalidades son estimaciones de la varianza compartida existente entre las variables y se encuentran estrechamente relacionadas con los componentes principales obtenidas. En el Cuadro 6 se observa que las comunalidades iniciales son todas igual a 1, esto es así dado que en un ACP se calculan tantos componentes como variables originales, reproduciéndose así el total de la varianza.

Se espera que las comunalidades tengan en lo individual valores altos distintos de 1; esto significa que se encuentran significativamente representadas en

**Cuadro 5.1**  
**Pruebas KMO y de Bartlett del indicador de ciclo de caja, liquidez y rentabilidad correspondientes al primer trimestre de 2004**

<i>Ciclo de caja</i>			<i>Liquidez</i>		
<i>Medida de adecuación muestral Kaiser-Meyer-Olkin</i>	<i>0.75</i>		<i>Medida de adecuación muestral Kaiser-Meyer-Olkin</i>	<i>0.65</i>	
Prueba de esfericidad de Bartlett			Prueba de esfericidad de Bartlett		
Aprox. Chi-cuadrada	159.83		Aprox. Chi-cuadrada	56.04	
Grados de libertad	3		Grados de libertad	3	
P-value	0.0000		P-value	0.0000	
<i>Rentabilidad</i>					
<i>Medida de adecuación muestral Kaiser-Meyer-Olkin</i>	<i>0.61</i>				
Prueba de esfericidad de Bartlett					
Aprox. Chi-cuadrada	289.57				
Grados de libertad	15				
P-value	0.0000				

Fuente: Elaboración propia con datos de *Económica*.

**Cuadro 6**  
**Matriz de comunalidades de los indicadores financieros correspondientes al primer trimestre de 2004**

<i>Apalancamiento</i>			<i>Ciclo de caja</i>			<i>Rentabilidad</i>		
	<i>Inicial</i>	<i>Extracción</i>		<i>Inicial</i>	<i>Extracción</i>		<i>Inicial</i>	<i>Extracción</i>
A1	1	0.70	C1	1	0.93	R2	1	0.85
A2	1	0.92	C4	1	0.98	R3	1	0.80
A5	1	0.26	C5	1	0.97	R4	1	0.36
A6	1	0.50				R5	1	0.75
A7	1	0.72	<i>Liquidez</i>			R6	1	0.80
A8	1	0.55		<i>Inicial</i>	<i>Extracción</i>	R7	1	0.85
A9	1	0.85						
A10	1	0.80	L1	1	0.80			
			L2	1	0.90			
			L3	1	0.70			

Método de extracción: ACP.

Fuente: Elaboración propia con datos de *Económica*.

el espacio geométrico; tal es el caso de la razón financiera A2, en el Cuadro 6, con una comunalidad equivalente al 0.92; significando que su varianza es reproducida por el factor común en un 92%.

### 3.4 Autovalores

El Cuadro 7 muestra la forma en que se cuantificó el comportamiento subyacente de las variables originales por medio de un número reducido de nuevas variables o componentes principales con la menor pérdida de información.

**Cuadro 7**  
**Varianza total explicada del indicador de apalancamiento correspondiente al primer trimestre de 2004**

Componente	Autovalores iniciales			Sumas de las saturaciones al cuadrado de la extracción		
	Total	% de la varianza	% acumulado	Total	% de la varianza	% acumulado
1	5.31	66.35	66.35	5.31	66.35	66.35
2	0.97	12.15	78.49			
3	0.82	10.24	88.73			
4	0.53	6.68	95.41			
5	0.23	2.91	98.32			
6	0.07	0.91	99.23			
7	0.05	0.63	99.86			
8	0.01	0.14	100			

Método de extracción: ACP.

Fuente: Elaboración propia con datos de *Económica*.

La variabilidad total equivale a la suma de las varianzas individuales de las variables dispuestas para el análisis factorial. El Cuadro 7 muestra que se obtuvo una variabilidad total de ocho para el indicador de apalancamiento, mientras que para los indicadores de ciclo de caja, liquidez y rentabilidad, se obtuvieron en el mayor de los casos tres, tres y seis variabilidades, respectivamente. Del Cuadro 7 seleccionamos todas aquellas raíces latentes (autovalores) con valores mayores a 1, considerándose que autovalores mayores a 1 explican al menos una variable y autovalores menores a 1 explican menos de una variable y además no son significativas. El primer autovalor correspondiente al primer componente, para el indicador

de apalancamiento, fue equivalente a 5.31, representando el 66.34% del 8 de variabilidad en esta área geométrica. Este porcentaje de variabilidad es representativo si tomamos en cuenta que la segunda componente, además de no contar con un autovalor mayor a 1, solamente explica el 12.15% de la variabilidad total en la misma área. En el caso de los indicadores de ciclo de caja, liquidez y rentabilidad se obtuvieron autovalores equivalentes a 2.88, 2.40 y 4.42, logrando explicar un 96.11%, 80.14%, 73.66% de la variabilidad en cada área, respectivamente.

Para la interpretación de los factores, si bien, lo recomendable es siempre el empleo de la matriz de componentes rotados, lo primero será siempre obtener la matriz de componentes no rotados para poder contar con un primer indicio de los factores a retener (Pérez López, 2004). Tomando en cuenta esto, el Cuadro 8 muestra las cargas factoriales de cada variable sobre cada factor. En este caso, solamente se obtuvieron las cargas factoriales del primer componente principal.

**Cuadro 8**  
**Matriz de componentes sin rotar**

	<i>Componente 1</i>
A1	0.83
A2	0.96
A5	0.51
A6	0.70
A7	0.85
A8	0.74
A9	0.92
A10	0.90

Fuente: Elaboración propia con datos de *Económica*.

Teóricamente, el análisis factorial demuestra que el primer componente se puede clasificar como el mejor resumen de las combinaciones lineales entre las variables originales y las nuevas. Las cargas factoriales que muestra este cuadro son significativas.

### 3.5 Construcción de índices de desempeño financiero por empresa

En la construcción de los índices de desempeño financiero se emplearon las cargas factoriales de la matriz de componentes principales<sup>4</sup> y los elementos en la matriz de datos originales respectivamente (véase cuadros 8 y 9).

**Cuadro 9**  
**Matriz de datos originales del indicador de apalancamiento correspondiente al primer trimestre de 2004**

<i>Empresa</i>		<i>Variables</i>									
		<i>A1</i>	<i>A2</i>	<i>A3</i>	<i>A4</i>	<i>A5</i>	<i>A6</i>	<i>A7</i>	<i>A8</i>	<i>A9</i>	<i>A10</i>
1	TELMEX L	0.0406	0.0164	0.0465	-0.0323	0.0368	0.0287	0.0133	0.0301	0.0262	0.0070
2	CEMEX CPO	0.0391	0.0175	0.0223	-0.0140	0.0279	0.0307	0.0157	0.0459	0.0251	0.0141
3	KOF L	0.0504	0.0232	0.0181	-0.0119	0.0111	0.0313	0.0165	0.0307	0.0134	0.0262
4	FEMSA UBD	0.0396	0.0249	0.0223	-0.0161	0.0165	0.0363	0.0262	0.0311	0.0255	0.0266
5	GCARSO A1	0.0301	0.0146	0.0342	-0.0233	0.0574	0.0322	0.0179	0.0242	0.0260	0.0184
6	GMEXICO B	0.0386	0.0225	0.0374	-0.0279	0.0086	0.0352	0.0236	0.0570	0.0384	0.0340
7	GMODELO C	0.0000	0.0000	0.0000	0.0361	0.0000	0.0189	0.0060	0.0225	0.0165	-0.0131
8	TLEVISA GPO CPO	0.0272	0.0108	0.0252	3.7180	0.0022	0.0284	0.0130	0.0560	0.0101	-0.0190
9	WALMEX V	0.0000	0.0000	0.0000	0.0371	0.0000	0.0164	0.0048	0.0055	0.0171	-0.0086
10	AMX L	0.0375	0.0148	0.0323	-0.0287	0.0258	0.0286	0.0130	0.0263	0.0189	0.0214
11	VITRO A	0.0582	0.0529	0.0065	-0.0042	0.0395	0.0406	0.0423	0.0333	0.0563	0.0404
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
33	CEL	0.1034	0.03941	-0.0097	0.0057	0.1277	0.0476	0.2101	0.0873	0.2484	0.06781
	SUMA	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Fuente: Elaboración propia con datos de *Económica*.

En esta investigación se aplicó el siguiente procedimiento para los cuatro indicadores financieros correspondientes al primer trimestre de 2004.

En el Cuadro 10, A1, C1, L1 y R2; y el resto de las claves, representan las razones financieras de cada uno de los indicadores, mientras que, los números en cada índice son las cargas factoriales elegidas en cada una de las estimaciones, las cuales oscilan entre 0 y 1. Del producto de la matriz de componentes y la matriz de datos originales obtenemos un índice caracterizado por empresa y por indicador

<sup>4</sup> Cuando se logró obtener más de una componente principal, la matriz utilizada en la construcción del índice fue la matriz de componentes rotada.

financiero en cada momento del tiempo.<sup>5</sup> Ya que estamos estudiando cuatro áreas de desempeño financiero, tendremos que analizar las tendencias mostradas de los índices obtenidos en el tiempo. La ventaja de este análisis radica en que coadyuva a la toma de decisiones logrando minimizar el riesgo de mercado.

**Cuadro 10**  
**Cargas factoriales en las matrices de componentes principales de los indicadores financieros correspondientes al primer trimestre de 2004**

<p style="text-align: center;"><i>Índice de apalancamiento (IA):</i></p> $IA = 0.83*A1 + 0.96*A2 + 0.51*A5 + 0.70*A6 + 0.85*A7 + 0.74*A8 + 0.92*A9 + 0.90*A10$	<p style="text-align: center;"><i>Índice de rentabilidad (IR):</i></p> $IR = 0.92*R2 + 0.89*R3 + 0.60*R4 + 0.87*R5 + 0.89*R6 + 0.92*R7$
<p style="text-align: center;"><i>Índice de ciclo de caja (IC):</i></p> $IC = 0.97*C1 + 0.99*C4 + 0.99*C5$	<p style="text-align: center;"><i>Índice de liquidez (IL):</i></p> $IL = 0.90*L1 + 0.95*L2 + 0.84*L3$

Fuente: Elaboración propia con datos de Economía.

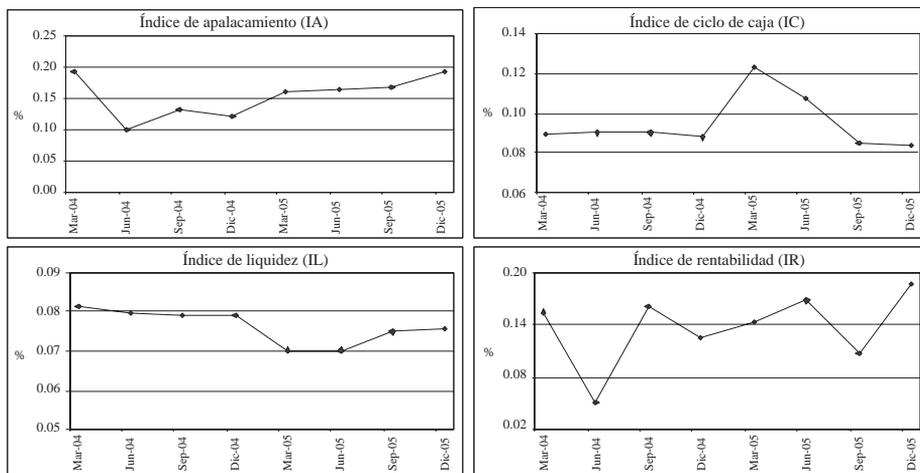
### 3.5.1 Tendencias

La Gráfica 2 muestra las tendencias de los índices por área de desempeño financiero. Su objetivo es evaluar el comportamiento de los cuatro indicadores financieros en el tiempo, en este caso, aparecen los índices trimestralmente para el periodo 2004-2005. La construcción del índice, por área de desempeño corporativo permitirá determinar el desempeño financiero del conjunto de empresas seleccionadas en la muestra.

La importancia del análisis de tendencias está relacionada con el hecho de que permite identificar, monitorear y medir el riesgo de mercado. Por ejemplo, la Gráfica 2 muestra que el IA mostró a lo largo del tiempo una ligera tendencia positiva pero estable a partir del segundo trimestre de 2004. La tendencia refleja que en promedio, este conjunto de empresas tuvieron niveles de endeudamientos constantes y regulares que no afectaron significativamente su desempeño.

<sup>5</sup> Esto se logra empleando un panel de datos. Un panel de datos se encuentra constituido por datos de corte transversal y de serie de tiempo.

**Gráfica 2**  
**Índices de desempeño financiero correspondientes al periodo 2004-2005**



Fuente: Elaboración propia con datos de *Económica*.

De manera similar, la tendencia del IC mostró una tendencia ligeramente positiva con un comportamiento más estable en comparación que el IA. Las variaciones más importantes se registraron en el primer y segundo trimestre de 2005. Esto reflejó, que este grupo de empresas, tardaran relativamente más tiempo de lo normal en recuperar su capital de trabajo, lo que representó pérdida de eficiencia empresarial. Esta dificultad impactó inmediatamente en una ligera baja en el índice de liquidez. En lo concerniente a este índice (IL),<sup>6</sup> mostró en el mismo periodo una tendencia ligeramente negativa con un comportamiento regular. Dado que la tendencia negativa no fue muy marcada, esto hizo que las empresas lograran optimizar los recursos disponibles con que contaban, lo cual les permitió hacer frente a sus obligaciones de corto plazo. La principal implicación de haber obtenido valores promedio positivos en el IL está relacionada con el concepto de solvencia de las

<sup>6</sup> Las razones de liquidez están directamente vinculadas con la composición y monto de los pasivos y su relación con los activos de la empresa (Moreno Fernández, 2003).

empresas, de acuerdo a Pérez Carballo y Vela (1986), se puede afectar directamente la capacidad financiera para endeudarse a largo plazo y cubrir los costos inherentes al mismo. Finalmente, la tendencia del IR, en promedio, mostró variaciones muy marcadas, sobre todo entre el primero y segundo trimestre de 2004, trazando al final del periodo estudiado una tendencia positiva significativa. Derivado de esto, se pudo determinar que las empresas, en general, a lo largo del periodo estudiado, se desempeñaron favorablemente en el sentido de que lograron cristalizar estrategias empresariales con mayor valor agregado.<sup>7</sup>

### 3.5.2 Índice de desempeño financiero trimestral

Resultado del ACP y dado que queremos evaluar el desempeño financiero trimestralmente, el cuadro 11 muestra en orden jerárquico la posición obtenida por una empresa en relación con las demás, haciendo notar a aquellas que lograron obtener una determinada posición dependiendo del enfoque de cada uno de los cuatro indicadores financieros que ahí se muestran. Por ejemplo, respecto al IA, las empresas que obtuvieron los dos primeros lugares, y por ende la mayor calificación al cierre de 2004, fueron América Telecom (AMTEL) y Carso Global Telecom (TELECOM), en el mismo rubro en 2005 TELECOM y VITRO. Esto implicó que las empresas mencionadas, respecto al resto, mostraran los niveles de apalancamiento más alto; mientras que las empresas que mostraron los niveles más bajos de apalancamiento fueron Grupo Elektra (ELEKTRA) y Grupo Iusacell (CEL) en 2004, y en 2005 HYLAMEX y Wal Mart de México (WALMEX). Lo destacable del cuadro 11 radica en que podemos llevar a cabo la toma de decisiones en función de un objetivo trazado; por ejemplo, tenemos que TELECOM, que aparece sucesivamente los dos años en los primeros lugares del IA, cuando analizamos su posición en el IR observamos que ocupa el lugar cuatro en 2004 y el lugar siete en 2005; esto implica que es una empresa con niveles de endeudamiento altos y con niveles de rentabilidad volátiles, convirtiéndola en una firma con debilidades en su eficiencia empresarial. Finalmente, se deja abierta la posibilidad para que el lector lleve a cabo sus propias combinaciones, ya que el objetivo de esta investigación es la construcción de índices y ejemplificar los alcances del ACP a un caso de análisis financiero. Por obvedad de espacio, el Cuadro 11 no contiene los índices de desempeño financiero para cada uno de los trimestres evaluados.

<sup>7</sup> Estos resultados fueron corroborados cuando se analizaron las razones financieras de ROA y ROE (valores mayores que cero).

**Cuadro 11**  
**Índices de desempeño financiero de apalancamiento, ciclo de caja, liquidez y rentabilidad de las empresas que conformaron el IPyC en el periodo 2004-2005**

<i>Índice de apalancamiento</i>				<i>Índice de ciclo de caja</i>							
<i>31-dic-04</i>		<i>31-dic-05</i>		<i>31-dic-04</i>		<i>31-dic-05</i>					
1	AMTEL A1	3.99	1	TELECOM A1	1.10	1	ARA	0.43	1	URBI	0.42
2	TELECOM A1	0.73	2	VITRO A	0.72	2	GEO B	0.27	2	ARA	0.37
3	FEMSA UBD	0.95	3	GMEXICO V	0.70	3	TLEVISA GPO	0.16	3	HOMEX	0.28
4	VITRO A	0.77	4	TLEVISA GPO	0.4	4	TVAZTCA CPO	0.16	4	GEO B	0.19
5	AMX L	0.73	5	GEO B	0.41	5	SAVIA A	0.14	5	ELEKTRA	0.15
6	TVAZTECA CPO	0.73	6	TELMEX L	0.40	6	ELEKTRA	0.14	6	TVAZTCA CPO	0.14
7	CIE B	0.63	7	KIMBER A	0.40	7	GSANBORN B-1	0.13	7	TLEVISA GPO	0.13
8	GMEXICO B	0.60	8	CEMEX CPO	0.37	8	GCARSO A1	0.12	8	GCC	0.11
9	ALFA A	0.59	9	HOMEX	0.35	9	GMODELO C	0.12	9	GCARSO A1	0.11
10	PENOLES	0.59	10	FEMSA UBD	0.33	10	PENOLES	0.11	10	IMSAUBC	0.10
11	TELMEX L	0.56	11	GCC	0.33	11	HYLSAMX L	0.11	11	PENOLES	0.10
12	CEMEX CPO	0.55	12	AMTEL A1	0.24	12	GMEXICO V	0.10	12	GMEXICO B	0.08
13	GCARSO A1	0.51	13	CIE B	0.13	13	VITRO A	0.10	13	DESCB	0.08
14	KOF L	0.51	14	TVAZTCA CPO	0.11	14	KIMBER A	0.08	14	GRUMAB	0.08
15	ICA	0.50	15	ELEKTRA	0.11	15	ICA	0.07	15	VITRO A	0.08
16	KIMBER A	0.27	16	ICA	0.08	16	AMX L	0.07	16	KIMBER A	0.07
17	GSANBORN B-1	0.24	17	AMX L	0.07	17	AMTEL A1	0.06	17	ALFA A	0.06
18	HYLSAMX L	0.22	18	DESCB	0.06	18	CONTAL	0.06	18	CONTAL	0.05
19	GFNORTE O	0.14	19	PENOLES	0.06	19	ALFA A	0.06	19	ICA	0.05
20	SAVIA A	0.10	20	GRUMAB	0.06	20	CEMEX CPO	0.05	20	CEMEX CPO	0.04
21	GEO B	0.08	21	GCARSO A1	0.05	21	ARCA	0.05	21	ARCA	0.04
22	GFINBUR O	0.02	22	ALFA A	0.05	22	FEMSA UBD	0.05	22	FEMSA UBD	0.04
23	COMERCIUBC	-0.01	23	COMERCIUBC	0.05	23	TELMEX L	0.04	23	TELMEX L	0.04
24	BIMBO A	-0.02	24	SORIANA B	0.04	24	TELECOM A1	0.04	24	TELECOM A1	0.04
25	SORIANA B	-0.10	25	BIMBO A	0.04	25	SORIANA B	0.04	25	COMERCIUBC	0.03
26	ARCA	-0.14	26	IMSAUBC	0.04	26	COMERCIUBC	0.04	26	SORIANA B	0.02
27	WALMEX V	-0.22	27	ARCA	0.03	27	CEL	0.02	27	WALMEX V	0.02
28	TLEVISA GPO	-0.27	28	URBI	0.03	28	KOF L	0.02	28	BIMBO A	0.01
29	GMODELO C	-0.30	29	GMODELO C	0.03	29	WALMEX V	0.02	29	CIE B	0.00
30	CONTAL	-0.34	30	CONTAL	0.02	30	CIE B	0.01	30	GMODELO C	0.00
31	ARA	-0.39	31	ARA	0.02	31	BIMBO A	0.01	31	GFINBUR O	0.00
32	ELEKTRA	-1.16	32	GFINBUR O	0.00	32	GFINBUR O	0.00	32	GFNORTE O	0.00
33	CEL	-9.06	33	GFNORTE O	0.00	33	GFNORTE O	0.00	33	HYLSAMX L	0.00
			34	HYLSAMX L	0.00				34	AMTEL A1	0.00
			35	WALMEX V	0.06				35	AMX L	0.00

continúa...

**Cuadro 11**  
**Índices de desempeño financiero de apalancamiento, ciclo de caja, liquidez**  
**y rentabilidad de las empresas que conformaron el IPyC en el periodo**  
**2004-2005**

<i>Índice de liquidez</i>				<i>Índice de rentabilidad</i>							
<i>31-dic-04</i>		<i>31-dic-05</i>		<i>31-dic-04</i>		<i>31-dic-05</i>					
1	GMODELO C	0.29	1	GMODELO C	0.28	1	HYLSAMX L	0.52	1	AMX L	0.45
2	TLEVISA GPO	0.25	2	TLEVISA GPO	0.26	2	TVAXTCA CPO	0.42	2	AMTEL A1	0.42
3	ARA	0.22	3	ARA	0.20	3	TELMEX L	0.41	3	GMEXICO B	0.41
4	CONTAL	0.21	4	GCARSO A1	0.18	4	TELECOM A1	0.39	4	TLEVISA GPO	0.39
5	ALFA A	0.13	5	ALFA A	0.16	5	GMEXICO B	0.35	5	TELMEX L	0.33
6	GMEXICO B	0.11	6	URBI	0.16	6	ARA	0.34	6	GCARSO A1	0.32
7	TVAZTCA CPO	0.11	7	GMEXICO V	0.12	7	TLEVISA GPO	0.33	7	TELECOM A1	0.32
8	GCARSO A1	0.10	8	HOMEX	0.12	8	GSANBORN B-1	0.32	8	ELEKTRA	0.31
9	TELMEX L	0.10	9	ARCA	0.10	9	KIMBER A	0.31	9	GCC	0.31
10	TELECOM A1	0.10	10	GCC	0.10	10	GCARSO A1	0.31	10	KIMBER A	0.30
11	ARCA	0.099	11	CONTAL	0.10	11	GEO B	0.26	11	GEO B	0.27
12	PENOLES	0.094	12	TELMEX L	0.08	12	GMODELO C	0.25	12	ARA	0.26
13	HYLSAMX L	0.087	13	IMSAUBC	0.08	13	CEMEX CPO	0.23	13	TVAZTCA CPO	0.24
14	GEO B	0.08	14	GEO B	0.07	14	WALMEX V	0.22	14	ARCA	0.24
15	ELEKTRA	0.07	15	TVAZTCA CPO	0.07	15	ELEKTRA	0.22	15	HOMEX	0.23
16	AMX L	0.07	16	ELEKTRA	0.07	16	KOF L	0.22	16	URBI	0.22
17	KIMBER A	0.07	17	ICA	0.07	17	ARCA	0.21	17	CONTAL	0.22
18	BIMBO A	0.06	18	GRUMAB	0.06	18	ALFA A	0.20	18	WALMEX V	0.20
19	WALMEX V	0.06	19	TELECOM A1	0.06	19	CONTAL	0.20	19	PENOLES	0.19
20	VITRO A	0.05	20	KIMBER A	0.06	20	FEMSA UBD	0.20	20	BIMBO A	0.19
21	ICA	0.05	21	DESCB	0.06	21	SORIANA B	0.19	21	FEMSA UBD	0.17
22	CIE B	0.04	22	BIMBO A	0.05	22	BIMBO A	0.18	22	COMERCIUBC	0.15
23	AMTEL A1	0.04	23	PENOLES	0.05	23	GFINBUR O	0.17	23	IMSAUBC	0.15
24	GSANBORN B-1	0.04	24	WALMEX X	0.05	24	PENOLES	0.16	24	CEMEX CPO	0.14
25	SORIANA B	0.04	25	FEMSA UBD	0.04	25	COMERCIUBC	0.14	25	VITRO A	0.13
26	SAVIA A	0.03	26	CIE B	0.04	26	AMX L	0.13	26	SORIANA B	0.12
27	KOF L	0.02	27	VIRO A	0.03	27	ICA	0.13	27	GRUMAB	0.11
28	COMERCIUBC	0.02	28	SORIANA B	0.03	28	GFNORTE O	1.11	28	GFNORTE O	0.11
29	FEMSA UBD	0.01	29	CEMEX CPO	0.03	29	AMTEL A1	0.10	29	ALFA A	0.10
30	GFINBUR O	0.00	30	COMERCIUBC	0.02	30	VITRO A	0.02	30	ICA	0.08
31	GFNORTE O	0.00	31	GFINBUR O	0.00	31	CIE B	-0.05	31	GFINBUR O	0.05
32	CEMEX CPO	0.00	32	GFNORTE O	0.00	32	SAVIA A	-0.33	32	DESCB	0.04
33	CEL	-0.05	33	HYLSAMX L	0.00	33	CEL	-0.64	33	GMODELO C	0.00
			34	AMX L	-0.07				34	HYLSAMX L	0.00
			35	AMTEL A1	-0.08				35	CIE B	-0.61

Fuente: Elaboración propia con datos de *Economática*.

### 3.5.3 Índice de desempeño global

El índice de desempeño global (IDG) tiene como objetivo sintetizar la información existente en los cuatro índices que se obtuvieron de manera individual para el total de empresas en el periodo estudiado. Derivado del AF aplicado a los cuatro índices de desempeño financiero, en el primer trimestre de 2004, se obtuvo que el IDG registró las siguientes cargas factoriales:

$$\text{IDG} = -0.92\text{IA} + 0.89\text{IC} + 0.77*\text{IL} + 0.95*\text{IR}.$$

La expresión anterior muestra que las cargas factoriales son mayores a 0.70, siendo la del IR la más alta. La importancia de los valores de los índices de manera individual sobre el IDG está estrechamente relacionado con el nivel de correlación. Por ejemplo, tenemos que el IA se correlaciona negativamente con el IDG, por lo que cuando suba (baje) el IA, el IDG bajará (subirá). En el caso del IC, IL e IR, estos estarán correlacionados positivamente con respecto al IDG, por tanto cuando cualquiera de estos índices suba (baje), el IDG también subirá (bajará).

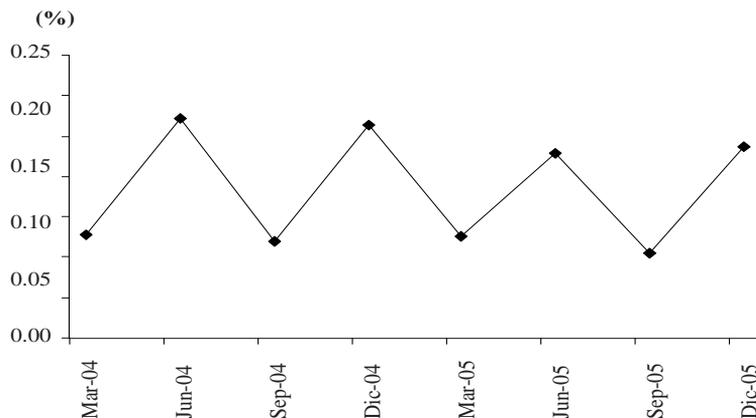
La mayoría de los resultados encontrados son coherentes. Por ejemplo, si aumenta el IA, el IDG tenderá a disminuir como resultado de que un mayor apalancamiento implicaría el empeoramiento del desempeño financiero de manera global (Amat, 2002). Por otra parte, cuando el IC aumente, el IDG tenderá a aumentar. Con respecto a este resultado, se espera obtener una relación negativa para comprobar que cuando el IC suba (baje) el IDG baje (suba), definiendo así un mejoramiento del desempeño financiero global de las empresas seleccionadas; sin embargo, se comprobó que el conjunto de empresas, en general, no fue eficiente en este rubro como se esperaba. Con respecto al IL e IR, una variación positiva en ellos, de manera independiente, hará que el IDG aumente, mostrando que las empresas en general generan eficiencia financiera. Finalmente, la Gráfica 3 muestra el comportamiento del IDG de las empresas que conformaron el IPyC en el periodo estudiado. En él se observa una ligera tendencia positiva y estable, resultado de que las empresas en general mostraron un desempeño financiero aceptable de manera particular en el IL, el IA y el IR.

## Conclusiones

El objetivo de este apartado es destacar los resultados más importantes de la investigación después de haber aplicado el ACP al conjunto de indicadores financieros y

demostrar su relación con respecto a otras herramientas de desempeño financiero como el ROE y ROA.

**Gráfica 3**  
**IDG correspondiente al periodo 2004-2005**



Fuente: Elaboración propia con datos de Economía.

### Sobre los indicadores

Fue posible la construcción de índices de desempeño financiero a partir de la cuantificación de las estructuras subyacentes presentes en los indicadores financieros, obteniendo resultados coherentes y apegados a hechos específicos. Se demostró que la MSA y las pruebas de Bartlett y KMO eran suficientes para demostrar una correcta adecuación de los datos a un modelo de AF. La obtención de comunalidades altas, contribuyó a que los indicadores financieros se encontraran significativamente representados en el espacio geométrico del AF.

### Sobre a las empresas

Una de las conclusiones más importantes, vinculada con las medidas de desempeño administrativo (ROA y ROE), comúnmente empleadas en el análisis financiero de las empresas corporativas, fue la concordancia de las tendencias de estas medidas respecto a la mostrada por el IR construido por medio del ACP. Se mostró la conve-

niencia del ACP al análisis financiero de acuerdo a las áreas corporativas, haciendo especial énfasis en los alcances de dicha metodología cuando hay toma de decisiones en cada momento del tiempo. Por ejemplo, se encontró que en promedio, la mayoría de las empresas eran rentables, con niveles de apalancamiento, ciclos de caja, liquidez con comportamientos constantes y regulares.

Con el empleo de los cuatro índices de desempeño financiero se logró construir el IDG. Se demostró que el IA, IL y el IR mostraban coherencia en el sentido de registrar los resultados esperados. En lo concerniente al IC, no se obtuvo, en el mayor de los casos, el resultado esperado, ya que las empresas mostraron ligeros problemas de desempeño corporativo respecto a este indicador a lo largo del tiempo. De esta manera, la construcción del IDG permitió explicar, a través del comportamiento de los índices de desempeño financiero, la eficiencia financiera del conjunto de empresas seleccionadas en la muestra. Esto se tradujo gráficamente cuando el IDG trazó una tendencia ligeramente positiva. También, fue posible sustentar el hecho de que el arquitecto corporativo tomará más y mejores decisiones teniendo en cuenta la evolución de las distintas variables de manera integral a través de índices trimestrales de desempeño financiero.

La investigación describió de manera general la utilidad y los alcances de la técnica estadística del ACP en el ámbito financiero, por lo que será tarea del lector determinar las implicaciones específicas sobre la posición que guarda una o varias empresas en un momento determinado. Es importante resaltar que la herramienta es mucho más útil cuando se complementa con las demás técnicas matemáticas de análisis de riesgo financiero. Finalmente, los resultados aquí mostrados; así como las opiniones vertidas pueden no ser definitivas y podrían diferir ligeramente dependiendo de los criterios empleados por el investigador; así como también de los distintos enfoques que puedan ser empleados en su análisis.

## Referencias bibliográficas

- Amat, Oriol (2002). *Análisis de estados financieros*. Gestión 2000.
- Bolsa Mexicana de Valores (s.f.). "Boletines informativos".
- Brealey, Richard y Stewart, Myers (1993). *Principios de finanzas corporativas*, edición, México: McGraw-Hill.
- Catena A., Ramos y H., Trujillo (2003). *Análisis multivariado: un manual para investigadores*, Madrid: Biblioteca nueva.
- Económica: Latin America Financial Information.
- Hair, Joseph F., E. Anderson Rolph, R.L. Tatham y W. Black (1999). *Análisis multivariante*, Madrid: Prentice Hall.

- Tabachnick, B. L., Fidell (1989). *Using multivariate statistics*, New York: Harper & Row, Publishers.
- Levy Mangin, Jean Pierre (2003). *Análisis multivariante para las ciencias sociales*, Madrid: Pearson Educación.
- Morales Castro, Arturo (2002). *Economía y toma de decisiones financieras de inversión*. Gasca Sicco.
- Moreno Fernández, Joaquín (2003). *Las finanzas en la empresa. Información, análisis, recursos y planeación*, México: Instituto Mexicano de Contadores Públicos.
- Nájera Durán, Amado L. (2003) “El reto de la función financiera en el siglo XXI”, *Eseconomía*. Nueva Época, núm. 5, otoño, México.
- Pérez Carballo, Ángel y Eugenio Vela Sastre (1986). *Principios de gestión financiera de la empresa*, Madrid: Alianza Universidad.
- Pérez López, César (2004). *Técnicas de análisis multivariante de datos*, Madrid: Prentice Hall.
- Sanz Vilarino, Ángel (2001). *Turbulencias financieras y Riesgo de Mercado*, Prentice Hall.
- Stephen A., Ross (2001). *Fundamentos de finanzas corporativas*, México: McGraw-Hill.