



Revista de Métodos Cuantitativos para la
Economía y la Empresa
E-ISSN: 1886-516X
ed_revmetcuant@upo.es
Universidad Pablo de Olavide
España

Quiroga Juárez, Christian Arturo; Villalobos Escobedo, Aglaé
Aplicación de dos técnicas del análisis multivariado en el mercado de valores mexicano
Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa, vol. 22, diciembre,
2016, pp. 104-119
Universidad Pablo de Olavide
Sevilla, España

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=233148815006>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

Aplicación de dos técnicas del análisis multivariado en el mercado de valores mexicano

QUIROGA JUÁREZ, CHRISTIAN ARTURO

Universidad Politécnica del Bicentenario, Guanajuato (México)

Correo electrónico: cquirogaj@upbicentenario.edu.mx

VILLALOBOS ESCOBEDO, AGLAÉ

Universidad Autónoma de Nuevo León (México)

Correo electrónico: robotica01.gt01@pmc.gob.mx

RESUMEN

Esta investigación complementa al análisis técnico bursátil y tiene por objetivo clasificar 88 emisoras de la Bolsa Mexicana de Valores, utilizando el análisis de componentes principales y el análisis discriminante lineal (PCA y LDA, respectivamente, por sus siglas en inglés), con la hipótesis de agrupar emisoras en función de su comportamiento bursátil y del sector económico al que pertenecen.

La metodología consistió en recabar el volumen de acciones negociadas (variables de entrada) del *software* Infosel Financiero correspondiente a 88 emisoras durante el periodo de enero 2015 a marzo 2016. Posteriormente, los datos (variables de entrada) se normalizaron para eliminar su variación natural y se aplicó el PCA y LDA obteniendo tres grupos que no atienden un criterio de importancia, es decir el grupo uno no representa mayor importancia que los grupos subsecuentes.

Cada grupo mantiene correlación con cada elemento que lo conforma, pero no mantiene correlación con los elementos de otros grupos, es decir si alguna empresa perteneciente a alguno de los grupos presenta movimientos al alza o baja, las demás acciones del mismo grupo también mostraran esa tendencia, pero las empresas de los otros grupos no necesariamente se comportaran así.

Los resultados obtenidos representan un aporte significativo para la creación de un portafolio de inversión ya que se tiene un panorama esclarecedor de las empresas analizadas. Sin embargo, se sugiere complementar con el enfoque de análisis fundamental para analizar la parte intrínseca de las emisoras a mayor profundidad, siempre con el objetivo de buscar minimizar los riesgos de inversión.

Palabras claves: finanzas; métodos cuantitativos; negocios y administración.

Clasificación JEL: G11; G23; C38; C44; M21.

MSC2010: 62H25; 62H30; 91G10; 91B26.

Artículo recibido el 20 de mayo de 2016 y aceptado el 19 de septiembre de 2016.

Application of Two Techniques of Multivariate Analysis in the Mexican Stock Market

ABSTRACT

This article is a supplement to the stock technical analysis and its main objective is to classify 88 companies belonging to the Mexican Stock Exchange. Using principal component analysis (PCA) and linear discriminant analysis (LDA), the input hypothesis is to group companies according to their market performance and the economic sector to they belong.

The methodology consisted in collecting the volume of shares traded indicator (input variables) corresponding to 88 companies for the period January 2015 to March 2016, the input data come from Infosel financial software. After that the input data were normalized and subsequently the PCA and LDA methods were applied to obtain three groups that do not meet an importance criterion.

Each group has correlation with each element that makes up, but does not maintain correlation with the elements of other groups; so that if any company belonging to one of the groups presents some tendency, the other actions of the same group also showed that same trend, but companies from other groups will not tend necessarily in the same way.

The results represent a significant contribution to the creation of investment portfolios. However, the authors suggest complement this analysis with the fundamental analysis approach to study issuers and reduce investment risks.

Keywords: finance; quantitative methods; business administration.

JEL classification: G11; G23; C38; C44; M21.

MSC2010: 62H25; 62H30; 91G10; 91B26.



1.- Introducción

Quiroga y Villalobos (2015), con base en Madura (2001), mencionan que los mercados de valores son las organizaciones donde se proveen las facilidades para negociar valores o títulos entre personas que cuentan con excedente de capital y personas quienes demandan capital. Dicho mercado se divide en mercado primario, donde se negocian valores nuevos, y mercado secundario, donde se negocian valores ya existentes. En México la instancia encargada de esta labor es la Bolsa Mexicana de Valores (BMV).

Para analizar la evolución del mercado de valores existen dos enfoques: el enfoque fundamental y el enfoque técnico. Ambos tienen un objetivo en común, el cual consiste en pronosticar atinadamente el comportamiento del mercado (Murphy, 2000).

Según Rueda (2005), la manera en que se analiza un mercado desde el punto de vista del análisis técnico es considerando los indicadores de volumen, precio máximo, precio mínimo, precios de apertura o precios de cierre, los cuales reflejan el comportamiento de todas y cada una de las acciones en un día en específico.

Quiroga *et al.* (2016) mencionan que al analizar el mercado se tienen que analizar indicadores para cada una de las acciones durante cada uno de los días lo cual implica desgate y tiempo para el analista.

La dificultad aumenta cuando se pretende analizar varias acciones interactuando en conjunto a través del tiempo con la intencionalidad de obtener tendencias y pronosticar.

Planteada la problemática de esta investigación, se propone la utilización de dos herramientas del análisis multivariado para aplicarlas al mercado de valores; en específico al análisis de la correlación entre diferentes emisoras que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores.

Las herramientas propuestas son: el análisis de componentes principales (PCA por sus siglas en inglés) y el análisis discriminante lineal (LDA por sus siglas en inglés).

El PCA pertenece al análisis multivariado, el cual permite analizar diversos conjuntos de datos históricos y proyectar su comportamiento a través del tiempo (Tatham *et al.*, 2006).

Según Balakrishnama y Ganapathiraju (1998), el LDA es un algoritmo para clasificar elementos en grupos, mediante el cálculo de la varianza y la covarianza, es decir, se calcula la varianza entre cada conjunto y la covarianza entre conjuntos,

obteniendo la máxima separabilidad entre grupos

Se sugiere aplicar LDA con base en un marco teórico o conceptual de referencia (en este caso el PCA) y con la finalidad de corroborar resultados obtenidos con el PCA.

Con la aplicación de estos métodos se facilita el análisis del comportamiento conjunto de 88 acciones que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) a través de un periodo de tiempo determinado.

Quiroga y Villalobos (2015) mencionan que la principal limitante al aplicar métodos de análisis multivariado al mercado de valores radica en que los resultados pueden ser malinterpretados si se desconoce el comportamiento de otras variables macroeconómicas.

2. Marco teórico

2.1 Los mercados de valores y la Bolsa Mexicana de Valores

Según Rueda (2005), la importancia de los mercados de valores recae en que son las instituciones que le dan fortaleza a la economía ya que se realizan transacciones tan importantes para los países como para las empresas que en él tienen lugar.

Según Elton *et al.* (2009) existen dos tipos de mercados:

El mercado de capitales es aquel donde se negocian acciones que son parte de un capital social, las cuales se emiten para ofertarse en la Bolsa Mexicana de Valores con la intención de obtener financiamiento.

Según Smith (1997), el mercado de dinero es aquel donde se concentran los ahorros de una economía lo que implica las negociaciones entre demandantes y ofertantes de capital.

Bouchand y Potters, (2003) advierten sobre el riesgo que implica invertir en el mercado de valores, ya que no solo es el riesgo de impago, sino que existen variaciones macroeconómicas que pueden poner en riesgo el capital invertido.

En México las negociaciones en el mercado de capital se llevan a cabo en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV), la cual es una sociedad anónima de capital variable y se rige bajo la ley del mercado de valores y es concesionaria de la Secretaría de Hacienda y Crédito Público.

La BMV proporciona la infraestructura necesaria para realizar emisiones, colocaciones e intercambio de valores, títulos y demás instrumentos financieros, al igual

que publica la información bursátil y fomenta la competitividad del mercado de valores.

También se encarga de supervisar que toda negociación se apegue a las disposiciones que marca la ley (García, 2007).

2.2 Análisis técnico del mercado de valores

El enfoque técnico es el estudio de un indicador en particular y que, mediante técnicas estadísticas y matemáticas, intenta predecir su comportamiento futuro en el tiempo (Rueda, 2005).

Por su parte, Murphy (2000) menciona que el análisis técnico es el estudio de los movimientos del mercado, principalmente con el uso de gráficos con el propósito de pronosticar tendencias en los precios.

Murphy (2000) menciona que, aunque el análisis técnico es un enfoque muy usado, en la actualidad cabe la pregunta de si es adecuado usar datos históricos para intentar predecir la dirección de los mismos.

Por su parte, Rueda y Estrada (2009) mencionan que aunque para el caso de una muestra de 19 emisoras del sector Colombiano, el uso del análisis técnico sigue siendo más sofisma que realidad, los resultados de su estudio no son contundentes en su totalidad.

2.3 Análisis de Componentes Principales (PCA)

Según Tatham *et al.* (2006), el PCA pertenece a las técnicas descriptivas (análisis de métodos categóricos, análisis de correlación canónica, análisis de cluster y el análisis de componentes principales) usadas comúnmente en contextos no experimentales para resumir la información de un conjunto de datos.

Pla (1986) menciona que el PCA es un método en donde dado un conjunto de datos de alta dimensionalidad se construye un nuevo sistema coordenado basado en componentes principales.

Con base en Tatham *et al.* (2006), la primera componente principal será aquella que tenga mayor varianza, la segunda componente principal será aquella que mantenga la mayor varianza solo por debajo de la primer componente, de tal forma que la primera componente es la que mayor información arroja por encima de las subsecuentes componentes y finalmente, según Restrepo *et al.* (2012), el método agrupa variables correlacionadas entre sí.

Según Cuadras (2014), el PCA no interpreta cada uno de los factores individualmente sino que interpreta el agrupamiento de todas las variables interactuando en conjunto.

Según Mantegna y Stanley (2000), con el PCA se obtiene un nuevo espacio reducido el cual es una combinación lineal de las variables originales y es más fácil interpretar los datos.

2.4 Análisis Discriminante Lineal

El análisis discriminante lineal (LDA) pertenece al conjunto de técnicas explicativas (regresión lineal múltiple, análisis discriminante lineal, análisis multivariado de varianza y covarianza, ecuaciones estructurales y regresión logística). También pertenece al análisis multivariado y se usa en la investigación experimental para analizar simultáneamente diferentes variables (Tatham *et al.*, 2006).

Según Balakrishnama y Ganapathiraju (1998), existen diversas técnicas para la clasificación de datos, entre ellas se encuentran el análisis discriminante lineal y el análisis de componentes principales; ambas técnicas se utilizan para clasificar y reducir la dimensionalidad de grandes conjuntos de datos y variables.

El LDA provee una mejor clasificación después de haber aplicado el PCA, ya que trabaja en los conjuntos y entre los conjuntos formados; es decir, calcula la dispersión que hay de los elementos de un conjunto con respecto a su media. Es ahí cuando se dice que LDA trabaja en los conjuntos. Cuando se dice que trabaja entre conjuntos es porque calcula la máxima separabilidad entre cada uno de los conjuntos.

Una diferencia importante entre PCA y LDA radica en que en el primer método de la posición del conjunto de datos original cambia cuando se obtiene el nuevo espacio llamado base ortogonal, mientras que en el segundo método la posición no cambia ya que se intenta obtener la máxima separabilidad entre conjuntos creando una región de decisión entre los conjuntos o clases dadas.

3.- Metodología

Se parte de la hipótesis planteada de encontrar los grupos correlacionados en función de su comportamiento bursátil y del sector económico al cual pertenecen.

Como primer paso se obtuvieron los datos diarios del volumen de negociación por un año de 88 acciones que cotizan en la BMV. Estos datos se toman como las variables

de entrada que permiten realizar el análisis de componentes principales, obteniendo así una matriz de 249 x 88, donde el número de filas representa los días de observación y las columnas representan a cada una de las emisoras consideradas.

La selección de estas variables tiene su fundamento en la investigación de Parisi (2004), quien menciona que los indicadores de precios históricos y de volumen contienen implícitamente información útil del movimiento futuro de los precios y analizándolos se puede detectar patrones que permiten hacer pronósticos.

Con las variables de entrada se construyó en Excel una matriz de datos en donde fue necesario aplicar el proceso de normalización estadística adecuado para eliminar la variación natural al conjunto. Dicho proceso consistió en dividir cada uno de los datos observados de cada empresa con respecto al dato mayor de tal forma que cada elemento queda entre cero y uno.

Posterior a la creación de la matriz de datos se procedió a calcular la matriz de correlación, la cual es una matriz de 88x88, y se procedió a aplicar la técnica de PCA dado que, al ser una técnica de clasificación de datos (Wooldridge, 2010), permite reducir la dimensionalidad y con esto es más sencillo analizar el comportamiento de las variables.

Para obtener las componentes principales es necesario calcular tanto el coeficiente de correlación como la matriz de correlación.

3.1 Calculo del coeficiente de correlación para PCA

Coeficiente de correlación:

$$(1) r = \frac{s_{xy}}{s_x s_y}$$

en donde r representa el grado de asociación lineal entre las variables “x” e “y”, s_x y s_y son las desviaciones típicas de las variables “x” e “y” y s_{xy} es la covarianza muestral de “x” e “y”, la cual se obtiene de la siguiente forma:

$$s_{xy} = \frac{1}{n-1} * \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) * (y_i - \bar{y})$$

3.2 Obtención de la Matriz de correlación:

Según Quiroga y Villalobos (2015), la matriz de correlación se puede obtener hallando la matriz de varianza-covarianza en un conjunto de datos normalizado.

$$(2) s_{xy} = \frac{1}{n-1} * \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) * (y_i - \bar{y})$$

$$(3) s_{xx} = s_x^2 \frac{1}{n-1} * \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

$$(4) s_{yy} = s_y^2 \frac{1}{n-1} * \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$$

Después se procede a calcular los *valores propios* y *vectores propios*, correspondientes a la matriz de correlación mediante el uso de la siguiente igualdad:

$$(5) MV = \lambda V$$

donde $V = (v_1, v_2, v_3, \dots, v_n)$ son los vectores propios y $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ son los valores propios.

Los valores propios son las raíces de la ecuación:

$$(6) \det(M - \lambda I) = 0,$$

donde I es la identidad de M .

Las coordenadas de los vectores propios hallados son los coeficientes de la transformación, que hay que realizar para pasar al nuevo espacio de componentes principales (Hernández, 1998).

Habiendo obtenido los resultados de PCA, se procede a aplicar el LDA, el cual según Quiroga y Limón (2011) se puede considerar un método de regresión de la variable dependiente la cual tiene como categoría las etiquetas de cada uno de los grupos. Uno de los objetivos del LDA es encontrar relaciones lineales entre las variables continuas que discriminan a los elementos de los grupos dados, es decir se busca evidenciar la máxima separabilidad entre elementos.

Suponga los conjuntos de datos expresados en la forma matricial siguiente:

$$\text{Conjunto 1} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \\ \dots & \dots \\ \dots & \dots \\ a_{m1} & a_{m2} \end{bmatrix} \quad \text{Conjunto 2} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \\ \dots & \dots \\ \dots & \dots \\ b_{m1} & b_{m2} \end{bmatrix}$$

Ahora se procede a calcular la media de cada uno de los conjuntos y se representa por μ_1 (Conjunto 1) y μ_2 (Conjunto 2) respectivamente; además se calcula la media entre medias y se representa por μ_3 . La forma para calcular μ_3 es asignar la misma probabilidad de ocurrencia ρ , en este caso $1/2$, a cada conjunto como se muestra en la siguiente ecuación:

$$(7) \mu_3 = \rho_1\mu_1 + \rho_2\mu_2$$

El LDA trabaja en el interior de las clases de conjuntos como entre los conjuntos; trabaja en el interior porque calcula la dispersión en cada conjunto mediante la covarianza de la siguiente forma:

$$(8) s_w = 1/2(cov_1) + 1/2(cov_2)$$

en donde las matrices de covarianza cov_1 y cov_2 son simétricas. Para calcular la matriz de covarianza se usa la siguiente ecuación:

$$(9) cov_j = (x_j - \mu_j) (x_j - \mu_j)^T$$

donde $x_j = (x_1 \dots x_n)$, es decir x_j representa a todo el conjunto de datos, μ_j representa la media del conjunto y T está representando a la matriz transpuesta.

Se dice que LDA trabaja entre las clases porque calcula la máxima dispersión entre clases con la siguiente ecuación:

$$(10) s_b = (\mu_j - \mu_3) (\mu_j - \mu_3)^T$$

donde s_b está representando a la covarianza del conjunto de datos y sus elementos son los vectores de la media de cada uno de los conjuntos.

El LDA obtiene la relación de la dispersión entre conjuntos con la dispersión en el conjunto, de tal forma que el criterio de LDA aplicado en este estudio permite obtener una región de decisión para caracterizar a cada uno de los elementos en función de su comportamiento bursátil; es decir, calcula la máxima separabilidad de los conjuntos en función de que los elementos pertenecientes a un conjunto mantengan relación entre sí y se alejen de aquellos elementos que pertenecen a los otros conjuntos.

4.- Resultados

Este estudio presenta los resultados de un análisis con base en el comportamiento bursátil de 88 empresas emisoras que cotizan en la BMV, utilizando el PCA) y el LDA.

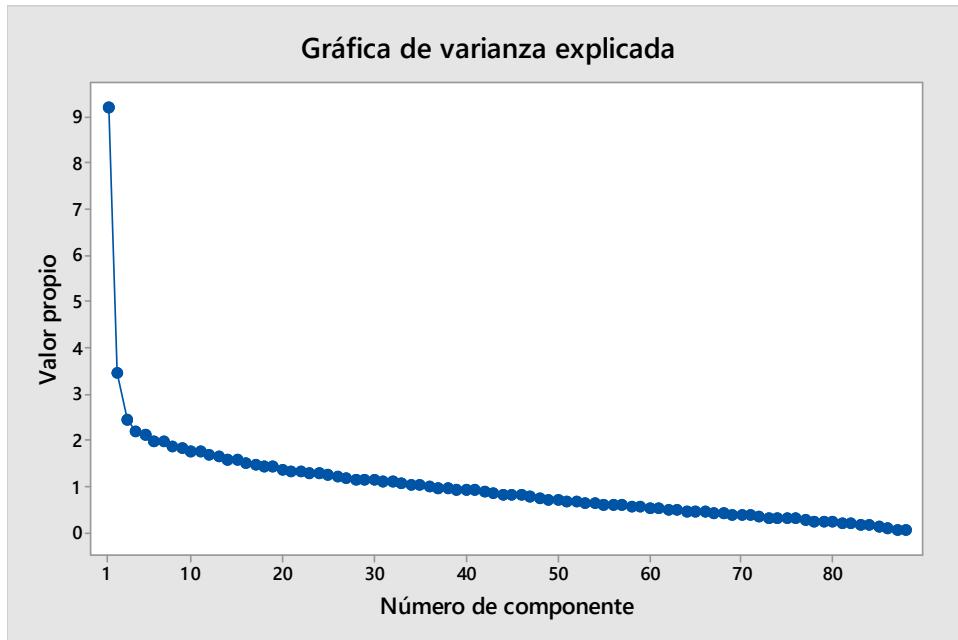
En la Tabla 1 se muestran las emisoras consideradas en este estudio, las cuales pertenecen al índice de precios y cotizaciones de la BMV y cabe destacar que el orden no depende de algún criterio de agrupación, ya que es arbitrario. Sin embargo, es importante el tener presente cuáles son las empresas que se tomaron en consideración para un posible análisis en un futuro para quien emplee este trabajo de investigación.

Tabla 1. Emisoras consideradas que cotizan en la BMV.

No.	Empresa	No.	Empresa	No.	Empresa	No.	Empresa
1	BIO PAPPEL, S.A.B. DE C.V.	23	GRUPO ROTOPLAS, S.A.B DE C.V.	45	INDUSTRIAS BACHOCO, S.A.B DE C.V.	67	INTERNACIONAL DE CERAMICA, S.A.B. DE C.V.
2	PROMOTORA AMBIENTAL, S.A.B. DE C.V.	24	ALFA, S.A.B DE C.V.	46	GRUPO COMERCIAL CHEDRAUI, S.A.B DE C.V.	68	GRUPE, S.A.B. DE C.V.
3	INDUSTRIAS PE- OLES, S.A. DE C.V.	25	ALPEK, S.A.B- DE C.V.	47	GRUPO ELEKTRA, S.A.B DE C.V.	69	CORPORACIÓN MOCTEZUMA, S.A.B. DE C.V.
4	PROMOTORA Y OPERADORA DE INFRAESTRUCTURA, S.A.B. DE C.V.	26	CONSORCIO ARA, S.A.B DE C.V.	48	GRUPO AEROPORTUARIO DEL PACIFICO, S.A.B DE C.V.	70	CMR, S.A.B. DE C.V.
5	GRUPOPOCHTECA, S.A.B DE C.V.	27	GRUPO AEROPORTUARIO DEL SURESTE, S.A.B DE C.V.	49	GRUPO CARSO, S.A.B. DE C.V.	71	MEDICA SUR, S.A.B. DE C.V.
6	GRUPO POSADAS, S.A.B. DE C-V-	28	COMPANIA MINERA AUTLAN, S.A.B DE C.V.	50	GENTERA, S.A.B DE C.V.	72	CYDSA, S.A.B. DE C.V.
7	Peña Verde S.A.B. de C.V.	29	AXTEL, S.A.B. DE C.V.	51	GRUPO MEXICO, S.A.B DE C.V.	73	FOMENTO ECONOMICO MEXICANO, S.A.B. DE C.V.
8	RASSINI, S.A.B. DE C.V.	30	FRUPO FAMSA, S.A.B. DE C.V.	52	GBM FONDO DE INVERSIÓN MODELO, S.A.B. DE C.V.	74	FINANCIERA INDEPENDENCIA, S.A.B. DE C.V.
9	GRUPO RADIO CENTRO, S.A.B. DE C.V.	31	GRUPO FINANCIERO INBURSA, S.A.B. DE C.V.	53	GENOMMA LAB INTERNACIONAL, S.A.B. DE C.V.	75	CORPORATIVO FRAGUA, S.A.B. DE C.V.
10	GRUPO FINANCIERO SANTANDER, S.A.B. DE C.V.	32	GRUPO FINANCIERO INTERACCIONES, S.A.B. DE C.V.	54	GRUPO LALA, S.A.B. DE C.V.	76	FRESNILLO PLC
11	SARE HOLDING, S.A.B. DE C.V.	33	GRUPO FINANCIERO BANORTE, S.A.B. DE C.V.	55	GRUPO VASCONIA, S.A.B DE C.V.	77	CRORPORATIVO GBM, S.A.B. DE C.V.
12	GRUPO SIMEC, S.A.B. DE C.V.	34	BANREGIO GRUPO FINANCIERO, S.A.B DE C.V.	56	VITRO, S.A.B. DE C.V.	78	GRUPO CEMENTOS CHIHUAHUA, S.A.B. DE C.V.
13	ORGANIZACIÓN SORIANA, S.A.B. DE C.V.	35	ALSEA, S.A.B DE C.V.	57	CORPORACIÓN ACTINVER, S.A.B. DE C.V.	79	GRUPO GIGANTE, S.A.B DE C.V.
14	GRUPO SPORTS WORLD, S.A.B DE C.V.	36	OHL MÉXICO, S.A.B. DE C.V.	58	AMERICA MOVIL, S.A.B. DE C.V.	80	GRUPO INDUSTRIAL SALTILLO, S.A.B. DE C.V.
15	PROTEACK UNO, S.A.B. DE C.V.	37	GRUPO AEROPORTUARIO DEL CENTRO NORTE, S.A.B DE C.V.	59	MAXCOM TELECOMUNICACIONES, S.A.B DE C.V.	81	GRUPO MEXICANO DE DESARROLLO, S.A.B.
16	GRUPO TMM, S.A.B DE C.V.	38	GRUPO BIMBO, S.A.B DE C.V.	60	MEGA CABLE HOLDING, S.A.B. DE C.V.	82	GRUPO PALACIO DE HIERRO, S.A.B. DE C.V.
17	URBI DESARROLLOS URBANOS, S.A.B. DE C.V.	39	CITIGROUP INC.	61	MEXCHEM, S.A.B. DE C.V.	83	GRUPO PROFUTERO, S.A.B. DE C.V.
18	CORPORACIÓN INMOBILIARIA VESTA, S.A.B DE C.V-	40	CREDITO REAL, S.A.B. DE C.V.	62	MINERA FRISCO, S.A.B. DE C.V.	84	GRUPO KUO, S.A.B. DE C.V.
19	CONTROLADORA VUELA COMPAÑIA DE AVIACIÓN, S.A.B DE C.V.	41	GRUPO EMBOTELLADORAS UNIDAS, S.A.B DE C.V.	63	HOLDING MONEX, S.A.B. DE C.V.	85	EL PUERTO DE LIVERPOOL, S.A.B. DE C.V.
20	WAL-MART DE MEXICO, S.A.B. DE C.V.	42	GRUMA, S.A.B. DE C.V.	64	KIMBERLY-CLARCK DE MÉXICO, S.A.B. DE C.V.	86	IMPULSORA DEL DESARROLLO Y EL EMPLEO E AMÉRICA LATINA, S.A.B.
21	ARCA CONTINENTAL, S.A.B DE C.V.	43	GRUPO SANBORNS, S.A.B. DE C.V.	65	INFRAESTRUCTURA ENERGÉTICA NOVA, S.A.B. DE C.V.	87	INVEX CONTROLADORA, S.A.B. DE C.V.
22	GRUPO AEROMÉXICO, S.A.B DE C.V.	44	HOTELES CITY EXPRESS, S.A.B. DE C.V.	66	BBVA BANCOMER, S.A.	88	GRUPO LAMOSA, S.A.B. DE C.V.

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de Infosel Financiero (2016).

Figura 1. Gráfica de varianza explicada por cada componente principal.



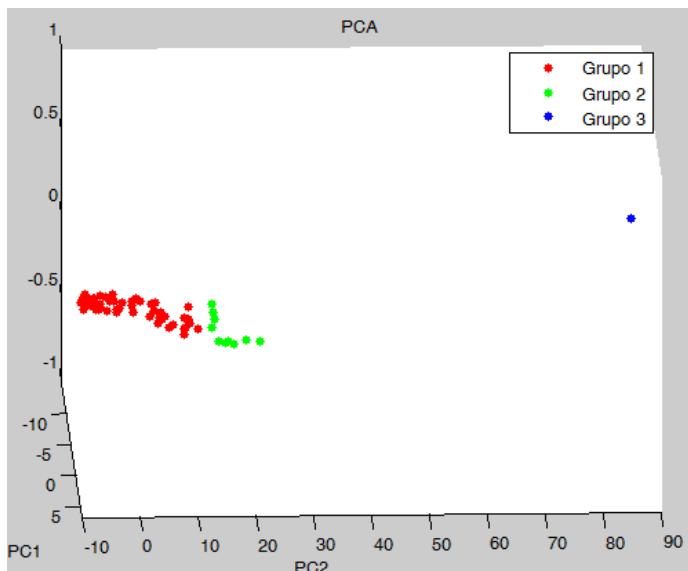
Fuente: Elaboración propia con base en datos de Infosel Financiero (2016).

Habiendo obtenido los datos de entrada, el siguiente paso fue aplicar el PCA. En la Figura 1, se muestran en el eje de las abscisas cada una de las 88 componentes principales con respecto de sus valores propios (eje de ordenadas) y, con base en Quiroga y Villalobos (2015), los primeros componentes son los que mayor información arrojan y son los adecuados para graficar y obtener la formación del nuevo sistema coordenado llamado también base ortogonal.

La aplicación del PCA produjo la reducción de la dimensionalidad del conjunto original de datos obteniendo un nuevo espacio coordinado en donde es más fácil la interpretación de los mismos. En la Figura 2 se observa la representación gráfica en dos dimensiones de las dos primeras componentes.

El algoritmo de PCA tiene la particularidad de permitir clasificar elementos de un conjunto de datos en función de su correlación. En la Figura 2 se muestran los grupos formados con base en su comportamiento bursátil a lo largo de 249 observaciones diarias y se observan tres grupos en donde el único elemento perteneciente al grupo 3 (color azul) mantiene un comportamiento diferente al de los elementos pertenecientes a los grupos 1 y 2 (rojo y verde, respectivamente).

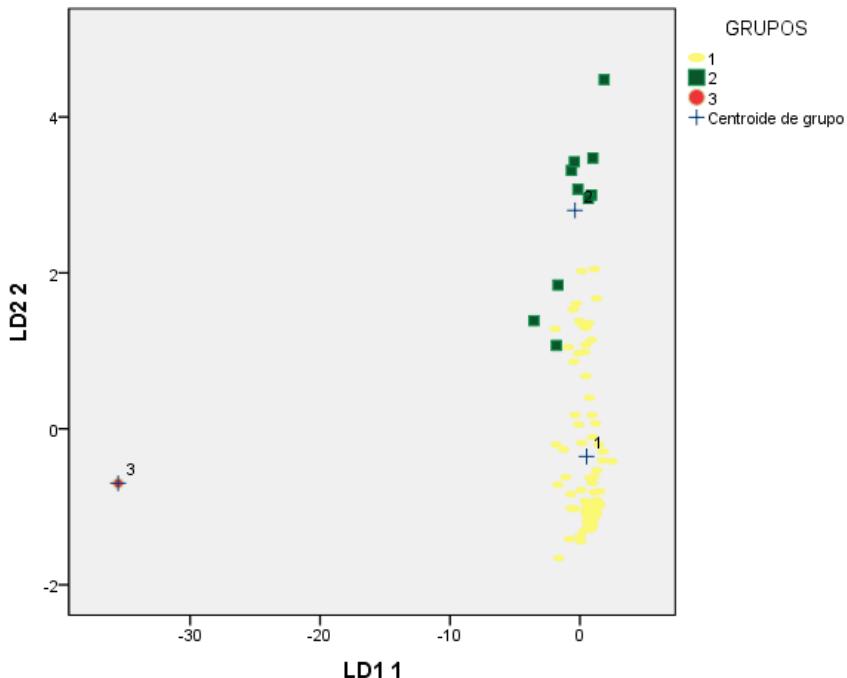
Figura 2. Formación de grupos con base en el algoritmo PCA.



Fuente: Elaboración propia con base en datos de Infosel Financiero (2016).

Para corroborar la formación de grupos obtenidos a partir del PCA, se procedió a aplicar el LDA el cual calculó la máxima separabilidad de los elementos del espacio coordenado y asignó los elementos a grupos en función de sus similitudes en torno a alguna característica, en este caso su comportamiento bursátil.

Figura 3. Gráfica de los conjuntos formados con el algoritmo LDA.



Fuente: Elaboración propia con base en datos de Infosel Financiero (2016).

Destaca el hecho que el LDA logró asignar satisfactoriamente los 88 elementos a 3 grupos, los cuales corresponden a los grupos formados con el PCA, lo cual demuestra congruencia entre los resultados de ambos métodos para este estudio en particular.

Tabla 2. Clasificación del grupo 1 de las 88 emisoras con base en PCA y LDA.

EMPRESAS EMISORAS GRUPO1	EMPRESAS EMISORAS GRUPO 1	EMPRESAS EMISORAS GRUPO 1	EMPRESAS EMISORAS GRUPO 1
GRUPO AEROPORTUARIO DEL PACIFICO, S.A.B DE C.V.	FRESNILLO PLC	BIO PAPPEL, S.A.B. DE C.V.	GRUPO FINANCIERO SANTANDER, S.A.B. DE C.V.
GRUPO CARSO, S.A.B. DE C.V.	CRORPORATIVO GBM, S.A.B. DE C.V.	PROMOTORA AMBIENTAL, S.A.B. DE C.V.	SARE HOLDING, S.A.B. DE C.V.
GENTERA, S.A.B DE C.V.	GRUPO CEMENTOS CHIHUAHUA, S.A.B. DE C.V.	INDUSTRIAS PE-OLES, S.A. DE C.V.	GRUPO SIMEC, S.A.B. DE C.V.
GRUPO MEXICO, S.A.B DE C.V.	GRUPO GIGANTE, S.A.B DE C.V.	PROMOTORA Y OPERADORA DE INFRAESTRUCTURA, S.A.B. DE C.V.	ORGANIZACIÓN SORIANA, S.A.B. DE C.V.
GBM FONDO DE INVERSIÓN MODELO, S.A.B. DE C.V.	GRUPO INDUSTRIAL SALTILLO, S.A.B. DE C.V.	GRUPOPOCHTECA, S.A.B DE C.V.	GRUPO SPORTS WORLD, S.A.B DE C.V.
GENOMMA LAB INTERNACIONAL, S.A.B. DE C.V.	GRUPO MEXICANO DE DESARROLLO, S.A.B.	GRUPO POSADAS, S.A.B. DE C-V-	PROTEACK UNO, S.A.B. DE C.V.
GRUPO LALA, S.A.B. DE C.V.	GRUPO PALACIO DE HIERRO, S.A.B. DE C.V.	Peña Verde S.A.B. de C.V.	GRUPO TMM, S.A.B DE C.V.
VITRO, S.A.B. DE C.V.	GRUPO PROFUTERO, S.A.B. DE C.V	RASSINI, S.A.B. DE C.V.	URBI DESARROLLOS URBANOS, S.A.B. DE C.V.
CORPORACIÓN ACTINVER, S.A.B. DE C.V.	GRUPO KUO, S.A.B. DE C.V.	GRUPO RADIO CENTRO, S.A.B. DE C.V.	CORPORACIÓN INMOBILIARIA VESTA, S.A.B DE C.V.
AMERICA MOVIL, S.A.B. DE C.V.	EL PUERTO DE LIVERPOOL, S.A.B. DE C.V.	GRUPO FINANCIERO INBURSA, S.A.B. DE C.V.	GRUPO FINANCIERO INTERACCIONES, S.A.B. DE C.V.
MAXCOM TELECOMUNICACIONES, S.A.B DE C.V.	IMPULSORA DEL DESARROLLO Y EL EMPLEO E AMÉRICA LATINA, S.A.B.	FRUPO FAMSA, S.A.B. DE C.V.	GRUPO FINANCIERO BANORTE, S.A.B. DE C.V.
MEXCHEM, S.A.B. DE C.V.	INVEX CONTROLADORA, S.A.B. DE C.V.	CONSORCIO ARA, S.A.B DE C.V.	BANREGIO GRUPO FINANCIERO, S.A.B DE C.V.
HOLDING MONEX, S.A.B. DE C.V.	GRUPO LAMOSA, S.A.B. DE C.V.	ALPEK, S.A.B- DE C.V.	OHL MÉXICO, S.A.B. DE C.V.
KIMBERLY-CLARCK DE MÉXICO, S.A.B. DE C.V.	FINANCIERA INDEPENDENCIA, S.A.B. DE C.V.	ALFA, S.A.B DE C.V.	GRUPO AEROPORTUARIO DEL CENTRO NORTE, S.A.B DE C.V.
INFRAESTRUCTURA ENERGÉTICA NOVA, S.A.B. DE C.V.	CORPORATIVO FRAGUA, S.A.B. DE C.V.	CONTROLADORA VUELA COMPAÑIA DE AVIACIÓN, S.A.B DE C.V.	GRUPO BIMBO, S.A.B DE C.V.
BBVA BANCOMER, S.A.	CMR, S.A.B. DE C.V.	WAL-MART DE MÉXICO, S.A.B. DE C.V.	CITIGROUP INC.
INTERNACIONAL DE CERAMICA, S.A.B. DE C.V.	MEDICA SUR, S.A.B. DE C.V.	ARCA CONTINENTAL, S.A.B DE C.V.	CREDITO REAL, S.A.B. DE C.V.
GRUPE, S.A.B. DE C.V.	CYDSA, S.A.B. DE C.V.	GRUPO AEROMÉXICO, S.A.B DE C.V.	HOTELES CITY EXPRESS, S.A.B. DE C.V.
CORPORACIÓN MOCTEZUMA, S.A.B. DE C.V.	FOMENTO ECONÓMICO MEXICANO, S.A.B. DE C.V.	GRUPO ROTOPLAS, S.A.B DE C.V.	INDUSTRIAS BACHOCO, S.A.B DE C.V.
GRUPO ELEKTRA, S.A.B DE C.V.			

Fuente: Elaboración propia.

En la Tabla 2, se muestran las empresas emisoras que conforman el grupo número uno identificado en la Figura 2 con el color amarillo. Este grupo es el contenedor del mayor número de empresas con similar comportamiento bursátil ya que contiene 77 de las 88 empresas emisoras consideradas.

Tabla 3. Clasificación de los grupos 2 y 3 con base en PCA y LDA.

EMPRESAS EMISORAS PERTENECIENTES AL GRUPO 2	EMPRESAS EMISORAS PERTENECIENTES AL GRUPO 3
GRUPO EMBOTELLADORAS UNIDAS, S.A.B DE C.V.	MEGA CABLE HOLDING, S.A.B. DE C.V.
ALSEA, S.A.B DE C.V.	
GRUPO COMERCIAL CHEDRAUI, S.A.B DE C.V.	
MINERA FRISCO, S.A.B. DE C.V.	
COMPAÑÍA MINERA AUTLAN, S.A.B DE C.V.	
AXTEL, S.A.B. DE C.V.	
GRUMA, S.A.B. DE C.V.	
GRUPO SANBORNS, S.A.B. DE C.V.	
GRUPO AEROPORTUARIO DEL SURESTE, S.A.B DE C.V.	
GRUPO VASCONIA, S.A.B DE C.V.	

Fuente: Elaboración propia con base en los resultados de PCA.

En la Tabla 3 se muestran las diez empresas que pertenecen al grupo 2, las cuales mantienen correlación entre sí. También se observa la única emisora perteneciente al grupo 3, la cual corresponde a Mega Cable Holding, S.A.B. de C.V.

Los resultados de la aplicación de PCA arrojaron la formación de tres grupos contenedores, los cuales por hipótesis se esperaba pertenecieran a empresas de los sectores económicos primario, secundario y terciario respectivamente. Sin embargo, la evidencia desechó la hipótesis de entrada ya que los grupos no contienen únicamente emisoras de algún sector en particular.

5.- Conclusiones

La relevancia de este trabajo de investigación se encuentra en la escasa investigación empírica encontrada aplicando las técnicas del PCA y LDA, donde solo se encuentra la aplicación de algunos métodos ya probados en las áreas financieras y económicas, dejando de lado la posible utilización de estas técnicas, las cuales pueden ser una herramienta útil y complementaria para el análisis técnico, buscando tener mayores bases para la reducción de riesgos en las inversiones.

Con la intención de corroborar resultados obtenidos a partir de PCA, se aplicó el algoritmo de LDA, el cuál calculó la máxima separabilidad entre los elementos de los conjuntos ya formados y, en caso de ser posible, reasignaría elementos a los grupos. Sin

embargo, LDA confirmó la formación previamente obtenida.

La mayor aportación de este estudio radica en que se identificaron empresas emisoras pertenecientes a tres grupos que comparten similitudes en cuanto a su comportamiento bursátil; es decir las empresas del grupo 1 mantienen correlación entre sí, pero no mantienen correlación con las empresas del grupo 2 y del grupo 3; por su parte las empresas que pertenecen al grupo 2 mantienen correlación entre sí, pero no con las empresas del grupo 1 y grupo 3; y finalmente el grupo 3 no mantiene correlación con los grupos 1 y 2.

Lo anterior servirá de auxiliar en el análisis técnico para tomar decisiones de conformación de una cartera de inversiones ya que una de las condiciones de la teoría del portafolio para que el riesgo se diversifique es que sus elementos no mantengan correlación entre sí (Markowitz, 1952).

Al concluir este artículo de investigación, los autores cumplen el objetivo de analizar y clasificar en función del comportamiento bursátil 88 empresas emisoras que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, utilizando el análisis de componentes principales y el análisis discriminante lineal, encontrando grupos de empresas correlacionadas en función de su comportamiento bursátil y del sector económico al que pertenecen, confirmando la utilidad de estos métodos como herramientas complementaria del análisis técnico, pudiendo sugerir el análisis fundamental para quien requiera de una mayor información para la toma de decisiones de inversión.

Referencias

- Balakrishnama, S. & Ganapathiraju, A. (1998). Linear discriminant analysis - a brief tutorial. *Institute for Signal and information Processing*, (18), pp. 1-8.
- Bouchaud, J.P. & Potters, M. (2003). *Theory of financial risk and derivate pricing: from statiscal physics to risk management*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Cuadras, M. (2014). *Nuevos Métodos de Análisis Multivariante*. Barcelona: CMC Editions.
- Elton, E.; Gruber, M.; Brown, S. & Goetzmann, W. (2009). *Modern portfolio theory and investment analysis*, United States of America: Hamilton Printing Company.
- García, A. (2007). *Sistema Financiero Mexicano y el Mercado de Derivados*, Veracruz: Universidad Cristóbal Colón.
- Hernández, O. (1998). *Temas de análisis estadístico multivariado*. Costa Rica: Comisión Editorial de la Universidad de Costa Rica.

- Madura, J. (2001). *Mercados e Instituciones Financieras*. 5ta.Edición, México: Internacional Thomson Editores.
- Mantegna, R.N. & Stanley, H.E. (2000). *An introduction to econophysics Correlations and Complexity in Finance*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91.
- Murphy, J.J. (2000). *Análisis técnico de los mercados financieros*. Barcelona: Gestión 2000.
- Parisi, F. (2004). Análisis Técnico: Un estudio de la eficiencia de diferentes técnicas aplicadas sobre acciones pertenecientes a los índices bursátiles. *Revista Estudios de Administración*, 10 (2), 59-93.
- Pla, L., (1986). *Análisis multivariado: método de componentes principales*. Washington DC: Secretaría General de la Organización de los Estados Americanos
- Quiroga, C.A. & Limón, M.U. (2011). *Estudio de la correlación entre las diferentes bolsas financieras en el mundo, usando el análisis multivariado (PCA y LDA)*. (Tesis de licenciatura, no publicada). Universidad de Guadalajara, Lagos de Moreno, Jalisco, México.
- Quiroga, C.A. & Villalobos, A. (2015). Análisis del comportamiento bursátil de las principales bolsas financieras en el mundo usando el análisis multivariado (Análisis de Componentes Principales PCA) para el periodo de 2011 a 2014. *Revista CEA*, 1(2), 25-36.
- Quiroga, C.A., Villalobos, A. & Santana, R. (2016), Aplicación del análisis de componentes principales al comportamiento bursátil de 26 empresas que conforman la muestra del índice de precios y cotizaciones de enero 2014 a octubre 2015. *Global Conference on Business & Finance Proceedings* 11(1), 836-846.
- Restrepo, M.L., Posada, S. & Noguera, R. (2012). Application of the principal-component analysis in the evaluation of three grass varieties. *Revista Colombiana de Ciencias Pecuarias*, (25), pp. 258-266
- Rueda, A. (2005). *Para entender la bolsa: financiamiento e inversión en el mercado de valores*, México: Thomson.
- Rueda, D.A.A. & Estrada, J.H.U. (2009). ¿Realidad o sofisma? Poniendo a prueba el análisis técnico en las acciones colombianas. *Cuadernos de Administración*, 22(38), 189-217.
- Smith, L.F. (1997), *Un principiante en Wall Street: Manual para el inversionista no experimentado*, México: SICCO.
- Tatham, R.; Anderson, R. & Black, B. (2006). *Multivariate Data Analysis*, United States of America: Pearson Education.
- Wooldridge, J.M. (2010). *Introducción a la econometría un enfoque moderno*, México: Cengage Learning.