

ANOMALIAS EN VALORACION DE ACTIVOS: METODOLOGIA ALTERNATIVA A LA DE FAMA Y MACBETH

RESUMEN

Este informe presenta un tema de investigación que radica en presentar un método alternativo para analizar anomalías que explican retornos de activos, que los modelos basados en factores sistemáticos omiten. La literatura financiera ha mostrado que el supuesto de que el riesgo no sistemático los inversionistas logran eliminarlo a través de la diversificación, no se cumple (Harvey et al. 2016). Un gran porcentaje de los estudios que analizan anomalías, aplican una metodología propuesta por Fama y Macbeth (1973), FyM en adelante, que consiste en realizar regresiones de sección cruzada entre los retornos de activos riesgosos y su coeficiente de riesgo sistemático del período anterior.¹ Mostramos que esta metodología entrega estimadores inconsistentes debido a que si bien es cierto, considera las diferencias temporales de los individuos, no se hace cargo de la heterogeneidad individual de éstos. Esto último asociado a factores de riesgo idiosincrático.²Un aspecto fundamental que se relaciona con lo anterior, es que analizar anomalías basado en FyM siempre se hará en un contexto de inconsistencia.

La propuesta metodológica consiste en realizar estimaciones con datos de panel que considere efectos fijos temporales e individuales (EFTI) para luego analizar diferentes anomalías siempre en un contexto de consistencia estadística. Para esto último usaremos un test de efectos fijos redundantes que nos permitirá encontrar el modelo con las anomalías que expliquen los retornos de un activo riesgoso. Se utilizarán datos del mercado americano, específicamente del AMEX, NYSE y NASDAQ, los cuales se concentran en la base de datos CRSP fusionada con COMPUSTAT. Tomaremos una muestra entre los años 1963 a 2015.

Palabras claves: Anomalías, CAPM, Fama y Macbeth, Datos de Panel, Test de Efectos Fijos Redundantes

¹ En el cuerpo del informe se describe en detalle esta metodología.

² Campello et al. (2016) lo plantea en su paper, sin embargo no lo fundamenta. Nosotros en este trabajo mostramos que efectivamente los estimadores serían inconsistentes a través de un experimento de Montecarlo.

INTRODUCCION

Desde que Sharpe (1964) y Lintner (1965) propusieran el modelo de valoración de precios de activos de capital, CAPM, los investigadores han dedicado décadas a intentar, por un lado, legitimar dicho modelo y por otro, intentar buscar modelos que mejor estimen los retornos de un activo financiero. La mayoría de los modelos de valoración se basan en que los retornos que se esperan recibir de un activo riesgoso están explicados por la tasa libre de riesgo más una compensación por riesgo. Precisamente, la manera de estimar dicho riesgo es en lo que se diferencian los distintos modelos de valoración.

El modelo CAPM plantea que el riesgo que representa un activo se puede clasificar en riesgo propio (o idiosincrático) y en un riesgo que depende del comportamiento del mercado en su conjunto y que por ello el activo enfrentará a todo evento. A este último se le denomina riesgo sistemático. Respecto al riesgo idiosincrático, el modelo de mercado supone que un inversionista lo puede minimizar e incluso eliminar al incorporar el activo a una cartera de inversiones. Por tanto, el modelo plantea que solo el riesgo sistemático es aquel que el inversionista debería enfrentar al invertir en un activo determinado. Sin embargo la evidencia empírica muestra que el CAPM, con su única fuente de riesgo (beta de mercado), no es capaz, por ejemplo, de explicar el rendimiento medio de activos de menor capitalización bursátil ni tampoco de los de mayor capitalización (Banz 1981) A este tipo de evidencias se le denominan anomalías al modelo de mercado.

En un importante estudio Fama y Macbeth (1973)³, FyM en adelante, proponen una metodología para probar empíricamente el modelo de mercado, la cual se basa en dos etapas. En un primer paso se estiman los betas para diversos activos en series temporales y luego estos coeficientes se utilizan para estimar a través de regresiones de sección cruzada, los retornos esperados para estos activos. Desde entonces, este procedimiento se ha venido aplicando sistemáticamente por los investigadores que buscan validar distintos modelos predictores de retornos. FyM al realizar una primera etapa con series de tiempo y luego una segunda de corte transversal, se hacen cargo de la heterogeneidad temporal de las variables en estudio, sin embargo, no se hacen cargo de las eventuales características individuales de cada una de las variables de estudio (heterogeneidad individual). Este último hecho significaría que los estimadores obtenidos por FyM serían inconsistentes (Campello et al, 2016).

³ Este estudio a la fecha ha sido citado por la comunidad científica en 11.291 oportunidades de acuerdo a información obtenida en la Web of Science.

Por otro lado, la metodología de Datos de Panel, DP en adelante, combina estimaciones de series temporales con aquellas de sección cruzada y permite realizar estimaciones tanto con efectos fijos temporales, EFT, como también con efectos fijos temporales e individuales, EFTI. Esta última se hace cargo de las características propias de cada variable en estudio. Al aplicar DP solo con EFT se logran estimaciones equivalentes a las de FyM (Petersen 2009, pag 451).

MARCO TEORICO

Fama y Macbeth

Como señalamos anteriormente, un primer argumento de nuestro estudio es que las estimaciones por FyM se realizarían bajo un escenario de inconsistencia, debido a que esta metodología se hace cargo de las características temporales sin embargo no de las características individuales. Esta metodología que es propuesta por sus autores el año 1973, es una de las más utilizada por la comunidad académica para testear empíricamente tanto el modelo de mercado como las posibles anomalías existentes en los mercados financieros.

En una primera etapa, FyM, proponen estimar a través de OLS los coeficientes betas de cada activo⁴ mediante el modelo de mercado de la siguiente manera:

$$R_{jt} = r_t + (R_{mt} - r_t)\beta_{jm} + \varepsilon_{jt}$$

Donde R_{jt} es la rentabilidad del activo j en el momento t , r_t es la tasa libre de riesgo, R_{mt} es la rentabilidad del mercado en el momento t , β_{jm} es el riesgo sistemático del activo j y ε_{jt} es el error poblacional.

En una segunda etapa proponen realizar regresiones de sección cruzada y en cada mes de la muestra, de los rendimientos futuros de cada activo contra el coeficiente beta previamente estimado. Dado este segundo paso, ya no se tiene una sola regresión como en el primero, sino que T regresiones con N observaciones cada una. En otras palabras se realiza una regresión de sección cruzada para cada mes $t=1, \dots, T$. Así,

$$R_{jt+1} = \delta_{0t+1} + \delta_{1t+1}\hat{\beta}_{jt} + \mu_{jt+1}$$

Donde R_{jt+1} es el rendimiento de cada activo j en el período $t+1$, $\hat{\beta}_{jt}$ es el beta del activo j estimado mediante el modelo de mercado durante los 60 meses anteriores al mes t y μ_{jt+1} es la perturbación del modelo.

⁴ Finalmente esta metodología a través del tiempo ha sido aplicada a portafolios de activos ya que trabajar con activos individuales genera lo que se denomina “errores en variables” (Marín y Rubio 2001 [420])

FyM asumen que los rendimientos de los activos se suponen normales, independientes e idénticamente distribuidos, y por tanto los estimadores de δ_{0t} y δ_{1t} también asumen que lo son (iid). Por tanto, dada la serie temporal de δ_{0t} y δ_{1t} , proponen contrastar las dos implicaciones del modelo usando un estadístico t habitual, tal como se presenta a continuación:

$$t(\hat{\delta}_i) = \frac{\hat{\delta}_i}{\hat{\sigma}_{\delta_i}} ; i = 1,2$$

Donde

$$\hat{\delta}_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\delta}_{it}$$

y

$$\hat{\sigma}_{\delta_i}^2 = \frac{1}{T(T-1)} \sum_{t=1}^T (\hat{\delta}_{it} - \hat{\delta}_i)^2$$

La distribución del estadístico $t(\hat{\delta}_i)$ es una t de Student con $(T-1)$ grados de libertad y, asintóticamente, se distribuye como una distribución normal estándar con media 0 y varianza 1.

Tal como se menciona anteriormente, un inconveniente de esta metodología es que no se hace cargo de la eventual heterogeneidad que debiera existir entre las diferentes acciones que conforman el mercado. FyM al realizar regresiones de sección cruzada en el tiempo, solo se hace cargo de la eventual heterogeneidad temporal.

Datos de Panel

Esta técnica permite incorporar no solo la dimensión temporal de los datos a través de los EFT, sino que también la heterogeneidad individual de los datos en cada momento del tiempo, EFTI. La aplicación de esta metodología permite analizar dos aspectos de suma importancia cuando se trabaja con este tipo de información y que forman parte de la heterogeneidad no observable:

- i) los efectos individuales específicos y
- ii) los efectos temporales.

En lo que se refiere a los EFI, se dice que estos son aquellos que afectan de manera desigual a cada uno de los agentes de estudio contenidos en la muestra pero que no varían en el tiempo.

Los efectos temporales son aquellos que afectan por igual a todas las unidades individuales del estudio. Este tipo de efectos pueden asociarse, por ejemplo, a los choques macroeconómicos que pueden afectar por igual a todas las acciones del mercado.

Especificación general del modelo:

$$Y_{it} = \alpha_{it} + X_{it}\beta + \mu_{it} \quad \text{con } i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T$$

Donde i se refiere al individuo o unidad de estudio, t se refiere a la dimensión en el tiempo, α_{it} contiene tanto los efectos fijos individuales y temporales, β es un vector de K parámetros y X_{it} es la i -ésima observación al momento t para las K variables explicativas. En este caso, la muestra total de las observaciones en el modelo vendría dado por $N \times T$.

Fama y Macbeth y Datos de Panel con efecto fijo temporal

Como hemos señalado, al estimar por FyM y EFT se logran estimadores equivalentes. Podemos analizar esto de la siguiente manera:

- Efectos fijos de tiempo con datos de panel

$$\Rightarrow Y_{it} = \alpha + \lambda_t + X_{it}\beta + \varepsilon_{it}$$

$$\Rightarrow \bar{Y}_t = \alpha + \lambda_t + \bar{X}_t\beta + \bar{\varepsilon}_t$$

$$\Rightarrow (Y_{it} - \bar{Y}_t) = (X_{it} - \bar{X}_t)\beta + (\varepsilon_{it} - \bar{\varepsilon}_t)$$

Donde

$$\bar{Y}_t = \sum_i \sum_t Y_{it} / TN$$

Luego,

$$\Rightarrow \hat{\beta}_w = \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (X_{it} - \bar{X}_t)(Y_{it} - \bar{Y}_t)}{\sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (X_{it} - \bar{X}_t)^2} = \frac{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \widehat{COV}_t(x, y)}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \widehat{V}_t(x)}$$

$$\approx \frac{E(\widehat{COV}_t(x, y))}{E(\widehat{V}_t(x))} = \frac{COV(x, y)}{V(x)} = \beta$$

- Metodología de Fama y Macbeth

$$Y_{it} = \alpha + X_{it}\beta + \mu_{it}$$

$$\hat{\beta}_{FM} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\beta}_t$$

$$\Rightarrow \hat{\beta}_{FM} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(\frac{\sum_{i=1}^N (X_{it} - \bar{X}_t)(Y_{it} - \bar{Y}_t)}{\sum_{i=1}^N (X_{it} - \bar{X}_t)^2} \right)$$

$$\Rightarrow \hat{\beta}_{FM} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(\frac{\widehat{COV}_t(x,y)}{\widehat{V}_t(x)} \right)$$

$$\approx E \left(\frac{\widehat{COV}_t(x,y)}{\widehat{V}_t(x)} \right) = E(\hat{\beta}_t) = \beta$$

Lo anterior se cumple bajo el supuesto de homogeneidad entre los individuos. Sin perjuicio de lo anterior, si hubiese heterogeneidad individual, ambos estimadores serían sesgados e inconsistentes, como se verá en el siguiente experimento de Montecarlo

SIMULACION DE MONTECARLO

El análisis anterior, permite corroborar que los estimadores de FyM y EFT son equivalentes. Sin embargo, de acuerdo a lo señalado anteriormente, estas estimaciones arrojarían estimadores inconsistentes ya que no se estaría considerando la heterogeneidad individual en los datos de panel.

Para chequear las propiedades estadísticas de los estimadores de FyM y EFT, comparados con el estimador de efectos fijos temporales e individuales a la vez (EFTI), hacemos un experimento de Montecarlo basado en Petersen (2009).

El modelo poblacional (sin constante) es el siguiente:

$$Y_{it} = X_{it} \beta + \varepsilon_{it},$$

$$\varepsilon_{it} = \gamma_i + \delta_t + \eta_{it}$$

$$X_{it} = \mu_i + \lambda_t + v_{it}$$

Donde γ_i y μ_i representan los efectos fijos individuales así como δ_t y λ_t representan los efectos fijos de tiempo. Además η_{it} y v_{it} corresponden a los errores que varían entre individuos y a través del tiempo.

Tanto los efectos fijos individuales y temporales como los errores, se generan utilizando una distribución normal con medias cero y las siguientes varianzas:

$$\text{Var}(\gamma) = \text{Var}(\delta) = \text{Var}(\eta) \text{ and } \text{Var}(\mu) = \text{Var}(\lambda) = \text{Var}(v)].$$

La varianza de ε_{it} es 4 veces la varianza de X_{it} , (lo que es aproximado al valor utilizado por Petersen (2009)).

El estimador de EFTI corresponde al estimados de OLS de la siguiente ecuación:

$$(y_{it} - \bar{y}_i. - \bar{y}_.t + \bar{y}..) = (x_{it} - \bar{x}_i. - \bar{x}_.t + \bar{x}..) \beta + (v_{it} - \bar{v}_i. - \bar{v}_.t + \bar{v}..)$$

Donde,

$$\bar{y}_t = \sum_i \sum_t Y_{it} / TN$$

El tamaño de muestra utilizado para N y T es de (20, 100, 500, 1000) con objeto de analizar la convergencia de los estimadores de acuerdo a el número de individuos y las observaciones temporales respectivamente.

Para todos los tamaños de muestra, las simulaciones se hacen con 10.000 iteraciones.

El cuadro N°1, muestra los resultados de simular el sesgo para las tres metodologías contrastadas: FyM, EFT y EFTI. En términos de sesgo, los estimadores de FyM y EFT presentan magnitudes uniformemente superiores a las del estimador EFTI. Por otra parte, se verifica la equivalencia de estos dos estimadores a partir de N=20 y T=1.000.-

Cuadro N°1
Bias(b), R = 10.000

N	T	FM	Time_FE	Individual+Time_FE
20	20	0.0013	0.0011	0.0004
20	100	0.0057	0.0055	-0.0009
20	500	-0.0030	-0.0029	-0.0003
20	1000	-0.0007	-0.0007	-0.0001
100	20	0.0000	0.0000	0.0004
100	100	0.0017	0.0017	0.0000
100	500	0.0002	0.0002	0.0001
100	1000	0.0010	0.0010	-0.0001
500	20	-0.0001	-0.0001	-0.0001
500	100	-0.0004	-0.0004	0.0000
500	500	0.0000	0.0000	0.0001
500	1000	0.0000	0.0000	0.0000
1000	20	-0.0006	-0.0006	-0.0002
1000	100	0.0001	0.0001	0.0000
1000	500	-0.0002	-0.0002	0.0001
1000	1000	0.0000	0.0000	0.0000

El cuadro N°2 muestra la varianza para los tres métodos alternativos. Se puede observar que la varianza de FyM y EFT nunca converge a cero a diferencia del estimador EFTI.

Cuadro N°2

V(b), R = 10.000				
N	T	FM	Time_FE	Individual+Time_FE
20	20	0.0629	0.0594	0.0111
20	100	0.0560	0.0530	0.0022
20	500	0.0532	0.0505	0.0004
20	1000	0.0539	0.0512	0.0002
100	20	0.0118	0.0117	0.0022
100	100	0.0105	0.0103	0.0004
100	500	0.0104	0.0103	0.0001
100	1000	0.0104	0.0103	0.0000
500	20	0.0023	0.0023	0.0004
500	100	0.0021	0.0021	0.0001
500	500	0.0020	0.0020	0.0000
500	1000	0.0020	0.0020	0.0000
1000	20	0.0011	0.0011	0.0002
1000	100	0.0010	0.0010	0.0000
1000	500	0.0010	0.0010	0.0000
1000	1000	0.0010	0.0010	0.0000

Finalmente, el cuadro N° 3 muestra el error cuadrático medio (ECM). Con esto podemos analizar la consistencia de los estimadores. Se sabe que un estimador consistente debiera presentar un ECM que tiende a cero. Para el caso de FyM y EFT éste nunca converge a cero, lo que podría ser evidencia de la inconsistencia de estos estimadores ante la presencia de efectos fijos individuales.

Cuadro N°3

MSE(b), R = 10.000				
N	T	FM	Time_FE	Individual+Time_FE
20	20	0.0629	0.0594	0.0111
20	100	0.0560	0.0530	0.0022
20	500	0.0532	0.0505	0.0004
20	1000	0.0539	0.0512	0.0002
100	20	0.0118	0.0117	0.0022
100	100	0.0105	0.0103	0.0004
100	500	0.0104	0.0103	0.0001
100	1000	0.0104	0.0103	0.0000
500	20	0.0023	0.0023	0.0004
500	100	0.0021	0.0021	0.0001
500	500	0.0020	0.0020	0.0000
500	1000	0.0020	0.0020	0.0000
1000	20	0.0011	0.0011	0.0002
1000	100	0.0010	0.0010	0.0000
1000	500	0.0010	0.0010	0.0000
1000	1000	0.0010	0.0010	0.0000

UNA NUEVA METODOLOGIA PARA ANALIZAR ANOMALIAS

La mayoría de los estudios que analizan posibles anomalías, lo hacen en el contexto de FyM. Por ejemplo, dos estudios muy citados de los autores Fama y French (2008 – 2015), lo que hacen es ir analizando las anomalías una a una. Esto, dado lo expuesto anteriormente, se haría siempre en un

Contexto de inconsistencia, por lo tanto evaluar la significancia de las variables individuales no tendría sentido ya que se estaría obteniendo un estimador inconsistente.

¿Qué proponemos?

Nuestra propuesta es utilizar una metodología basada en datos de panel que considere los Efectos fijos de tiempo e individuales a la vez (EFTI). Con esto nos aseguramos de estar en un contexto de consistencia bajo el supuesto de que los EFI son relativamente invariantes en el tiempo.

El principal objetivo de aplicar esta metodología de panel, es lograr encontrar las características relevantes, denominadas Anomalías, que explicarían retornos futuros de un activo. Lo anterior, a diferencia del método de FyM, se realizaría en un contexto de estimadores consistentes debido a que, como señalamos anteriormente, la metodología con Datos de Panel, permite capturar no solo la heterogeneidad temporal sino también la individual.

A través de DP con efectos fijos individuales, podemos ir incorporando al modelo las características individuales una a una, sabiendo que siempre nos encontraremos en un contexto de estimadores consistentes dado que las potenciales características omitidas estarían capturadas por los efectos fijos individuales (EFI). La idea es encontrar el conjunto de las principales características (anomalías) que finalmente hagan innecesario incluir los EFI. Esto se logra una vez que los test de Efectos Fijos Individuales Redundantes (EFIR) indiquen que ya no es necesario incluir la heterogeneidad individual a través de los EFI y por tanto el conjunto de características idiosincráticas incluidas en la regresión corresponderían a las anomalías relevantes que explican parte de los retornos esperados de un activo determinado.

Harvey et al (2016), señalan que en los últimos 50 años se han analizado alrededor de 200 características que explicarían retornos futuros. Al revisar los principales estudios sobre anomalías, se puede encontrar que las principales características son las siguientes (Bali et al, 2016; Fama y French 2008):

BTM: Fama y French (1992,1993) muestran que el valor de la compañía es una variable que explica retornos en exceso. Según este fenómeno, la rentabilidad media de los títulos cuya relación valor de mercado valor en libros es elevada, resulta ser significativamente mayor a la rentabilidad media de los títulos cuya relación es más reducida.

SIZE: Existen varios estudios que muestran que empresas de menor tamaño debieran rentar más que las de mayor capitalización bursátil. Fama y French (1992-1993) es uno de los estudios más citados, sin embargo el fenómeno fue documentado por Banz (1981) y luego también por Lakonishok y Shapiro (1986). Recientemente Fama y French (2012) encuentran evidencia sobre el efecto tamaño en los mercados internacionales de acciones.

MOMENTUM (MOM): Momentum es una estrategia de inversión que consiste en tomar posiciones largas en aquellas acciones que han tenido el mejor desempeño en el último tiempo (ganadoras o winners) y posiciones cortas en aquellos activos con el peor desempeño pasado (perdedoras o losers). La evidencia empírica sugiere que seguir esta estrategia conlleva rentabilidades anormales en el corto-mediano plazo. Jegadeesh y Titman (1993) observan que el patrón en sección cruzada seguido por ganadores y perdedores para horizontes temporales intermedios de tres a doce meses es justo el opuesto al detectado en horizontes a corto y a largo plazo, de manera que la estrategia de inversión consistente en comprar los títulos ganadores y vender los perdedores –conocida como estrategia de momentum, proporciona beneficios significativos en los siguientes tres a doce meses para una muestra de acciones del NYSE y AMEX.

VOLATILIDAD IDIOSINCRÁTICA (VOL): Tradicionalmente la relación entre rentabilidad y riesgo se ha considerado positiva si hablamos de riesgo sistemático o de mercado, y nula con el riesgo específico. Por tanto, carteras con una mayor beta (o riesgo de mercado) ofrecen una mayor rentabilidad esperada, mientras que carteras con una mayor riesgo idiosincrático (o específico) no ofrecerían mayor rentabilidad. Esta falta de relación entre el riesgo específico y la rentabilidad tiene su origen en el supuesto de que todos los inversores mantienen carteras perfectamente diversificadas. Merton (1987) señala que si esto no ocurriese así, es decir, algunos inversores no poseen carteras diversificadas, la relación entre rentabilidad y riesgo específico sería positiva en lugar de nula. Bali et al (2016) proponen la siguiente manera de calcular la volatilidad implícita:

$$IdioVol_i = 100 * RSE_i * \sqrt{m}$$

donde

$$RSE_i = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n e_{i,j}^2}{n-k}}$$

m : es el número de períodos de retornos en un año

e : son los errores de estimación del modelo de mercado

SKEWNESS(SKEW): La idea de que la asimetría de los retornos, es una consideración importante de los inversionistas cuando determinan inversiones óptimas es introducida por Arditti (1967,1971), quién muestra teórica y empíricamente que los inversionistas demandan altas (bajas) tasas de retornos en inversiones cuya distribución de retornos poseen un sesgo negativo (positivas).⁵ En este trabajo tomamos a la asimetría idiosincrática como una posible característica que explique retornos futuros. Para medirla tomamos la siguiente propuesta de Bali et al (2016):

$$IdioSkew_i = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_{i,t}^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_{i,t}^2\right)^{3/2}}$$

Donde $e_{i,t}$ son los residuos de la regresión del modelo de mercado.

LIQUIDEZ (LIQ): Existe toda una línea de investigación que estudia la liquidez de los activos en relación a su valoración. Si bien, los resultados no son lo suficientemente favorables para que, hoy en día, exista un modelo que incorpore (de algún modo) la liquidez.. Las primeras aproximaciones a la valoración de activos con liquidez abarcan las dos dimensiones del problema: serie temporal y sección cruzada. Desde la perspectiva de la sección cruzada, los primeros trabajos consistieron en demostrar empíricamente que los activos menos líquidos ofrecen rendimientos en promedio mayores. Para hacerlo, partían del CAPM clásico al que se añadía una variable adicional relacionada con la liquidez del activo, como el spread de precios bid-ask (Amihud y Mendelson, 1986). En este trabajo se utilizó la siguiente medida alternativa para medir la liquidez de una acción determinada, propuesta por Amihud (2002):

$$ILIQ_{it} = \frac{1}{Dias_{it}} \sum_{d=1}^{Dias_{it}} \frac{|R_{itd}|}{V_{itd}}$$

Donde

R_{itd} es el retorno del activo i en el día d del mes t

V_{itd} es el volumen transado del activo i en el día d del mes t .

⁵ Bali, T. G., Engle, R. F., & Murray, S. (2016). Empirical Asset Pricing: The Cross Section of Stock Returns. John Wiley & Sons.

$Dias_{it}$ es el número de días que el activo i se transó en el mes t

ACCRUALS: Sloan (1996) plantea que existen bajos rendimientos asociados con niveles altos de acumulaciones. Las acumulaciones surgen porque las decisiones contables hacen que las ganancias contables difieran de las ganancias en efectivo. Fama y French (2016) realizan pruebas de la anomalía de acumulación (accruals), utilizando carteras formadas a partir de la intersección de clases independientes de acciones en quintiles de tamaño y acumulación. Las carteras se forman a finales de junio de cada año t . Toman como tamaño a la capitalización de mercado y las acumulaciones como el cambio en el capital de trabajo operativo dividido por el valor libro de cada acción.

BASE DE DATOS

Se utilizará la base de datos americana CRSP fusionada con Compustat. Esta base de datos provee datos desde 1927, que incluyen precios de acciones diarios (CRSP) y datos fundamentales de cada empresa (COMPUSTAT). Los datos de CRSP contienen información histórica descriptiva a nivel acciones y datos de mercado de más de 32,000 acciones para compañías inactivas y activas de las bolsas de tres mercados: New York Stock Exchange (NYSE), the American Stock Exchange (AMEX) y the National Association of Securities Dealers Automated Quotations (NASDAQ). Los datos de Compustat contienen miles de elementos de datos anuales y trimestrales y datos descriptivos de empresas activas e inactivas. Para este trabajo se utilizará una sub-muestra que comprende datos mensuales desde junio de 1963 hasta diciembre de 2015.

La base de datos contiene las siguientes industrias⁶:

Cuadro N°4

SIC Industry Code Divisions

This table list the industries corresponding to different SIC industry codes

SIC Codes	Industries
1-999	Agriculture, forestry and fishing
1000-1499	Mining
1500-1799	Construction
2000-3999	Manufacturing
4000-4999	Transportation, communications, electric, gas, and sanitary services
5000-5199	Wholesale trade

⁶ Las instituciones financieras serán eliminadas de la base de datos, debido a que estas instituciones por su naturaleza poseen altos indicadores de endeudamiento. La totalidad de estudios asociados a este, omiten empresas del sector financiero.

5200-5999	Retail trade
6000-6799	Finance, insurance and real estate
7000-8999	Services
9000-9999	Public administration

Algunas estadísticas descriptivas de la base de datos, sin aun hacer una selección final de empresas que utilizaremos en la investigación, se presenta en el cuadro N° 5.

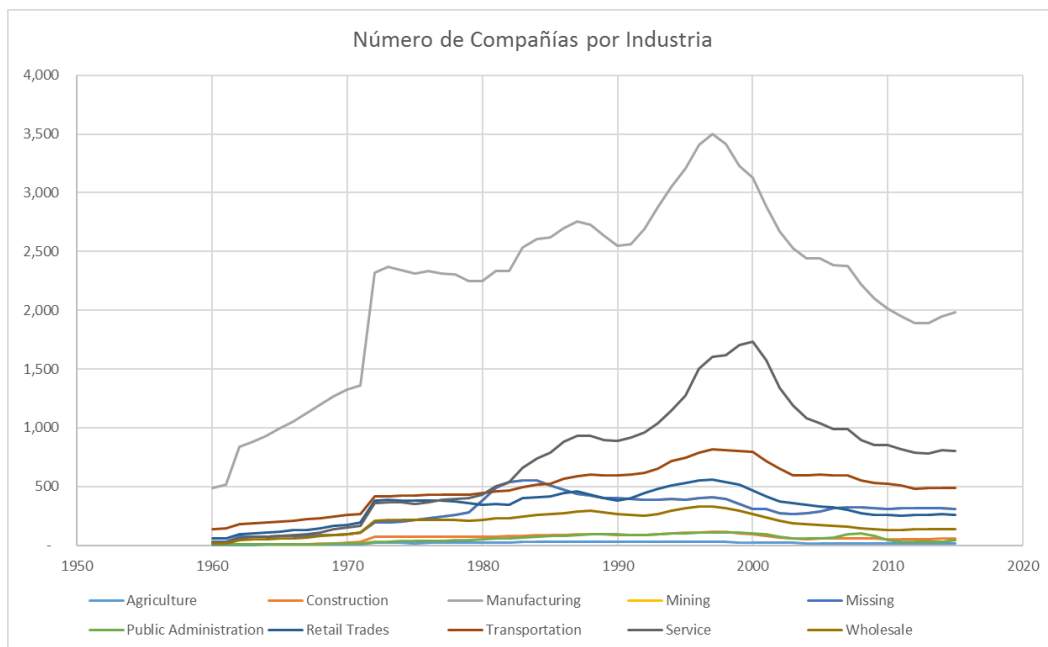
Cuadro N° 5

Estadística Descriptiva: Todas las observaciones							
	n	mean	sd	min	max	range	se
vol	2,612,801	356,562	2,361,523	0	995,816,400	995,816,400	1,461
bid	1,574,501	34	1,366	0	225,590	225,590	1
ask	1,574,496	35	1,368	0	225,895	225,895	1
shROUT	2,935,494	42,278	215,203	0	11,144,681	11,144,681	126
price	2,869,953	27	1,020	0	226,000	226,000	1
market_size	2,869,953	1,346,588	9,276,282	0	750,709,568	750,709,568	5,476
ret_monthly	2,842,486	1.0%	53.0%	-100.0%	30863.0%	30963.0%	0.0%
rf	2,935,494	0.0%	0.0%	0.0%	1.0%	1.0%	0.0%
exc_ret	2,842,486	1.00%	53.0%	-100.0%	30863.0%	30963.0%	0.0%

En los anexos de este documento se presentan estadísticas descriptivas por las diferentes industrias de la muestra.

Gráfico N°1

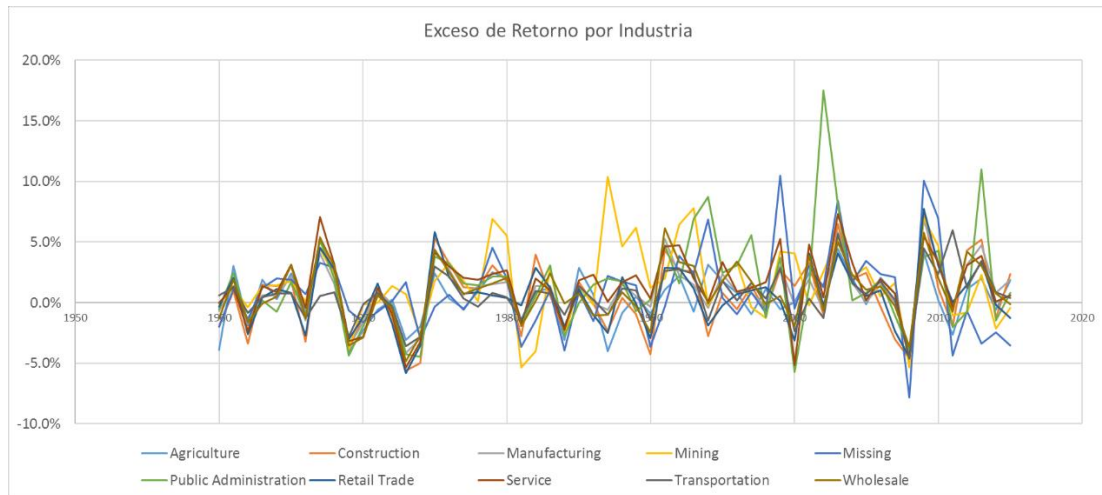
El siguiente gráfico N°1 muestra el número de empresas por industria:



En el gráfico anterior, se aprecia claramente que la industria manufacturera es la que mayores empresas reúne.

El siguiente gráfico N°2 muestra los retornos en exceso promedios por industrias:

Gráfico N°2



RESULTADOS PARA EL MERCADO CHILENO

En un estudio previo con datos del mercado chileno realizado por este autor, para una muestra de 50 empresas chilenas entre los años 2000 a 2015, se realizaron estimaciones con FyM y EFT. A continuación, en el cuadro N° 6, se presentan los resultados.

Cuadro N°6

Fama y Macbeth			
Coef Delta	DS	test-t	Prob
2.5337	1.5232	1.6634	0.0962
R2	0.0489		
Datos de Panel con Efecto fijo temporal			
Coef Delta	DS	test-t	Prob
2.1123	1.0000	2.1123	0.0347
R2	0.299245		

Si comparamos los resultados del cuadro N°6, podemos mostrar que efectivamente los resultados de FyM y DP con solo efectos fijos temporales (EFT) son de 2,53 y 2,11 respectivamente.

Aplicamos esta metodología para analizar seis anomalías que se han analizado anteriormente para el mercado americano. Utilizamos 50 acciones no financieras del mercado chileno, las que fueron escogidas principalmente por su mayor presencia bursátil dentro del total de acciones que se transan en el mercado. El índice de mercado utilizado como variable explicativa fue el índice general de precios de acciones en Chile, IGPA.

Los resultados de las estimaciones con Datos de Panel y efectos fijos de tiempo e individuales, se presentan los cuadros N°7 y N°8.

Cuadro N°7: Estimaciones con efectos fijos temporales

	1	2	3	4	5	6
BTM	-8.840225***	-8.839277***	-3.481531***	-3.186269***	-2.903072***	-2.899696***
SIZE		0.000946	-0.753403***	0.067807	0.253682	0.247254
MOM			0.691508***	0.723152***	0.717078***	0.716852***
VOL				0.085808***	0.078688***	0.078437***
SKEW					1.961835***	1.976299***
LIQ						-0.02727
R2	0.336222	0.336222	0.595562	0.609208	0.611376	0.611453
N*T	5950	5950	5950	5950	5950	5950
N	50	50	50	50	50	50

En esta tabla se pueden apreciar los resultados de las regresiones al ir agregando al modelo de mercado, las características idiosincráticas una a una, utilizando DP solo con efectos fijos de tiempo.

Cuadro N°8: Estimaciones con efectos fijos temporales e individuales

	1	2	3	4	5	6
BTM	-15.90211***	-15.07915***	-10.52266***	-9.275998***	-8.994036***	-8.970956***
SIZE		0.922172	-2.543942**	-2.839121**	-2.88541**	-2.855494**
MOM			0.673497***	0.688707***	0.68771***	0.687613***
VOL				0.082568***	0.077405***	0.077335***
SKEW					1.228399***	1.242486**
LIQ						-0.01654
R2	0.391243	0.391277	0.614948	0.620104	0.620622	0.620649
N*T	5950	5950	5950	5950	5950	5950
N	50	50	50	50	50	50

En esta tabla se pueden apreciar los resultados de las regresiones al ir agregando al modelo de mercado, las características idiosincráticas una a una, utilizando DP con efectos fijos de tiempo e individuales.

El siguiente Cuadro N°9 permite ver que al ir agregando características individuales (idiosincráticas) el test de EFIR va disminuyendo, llegando a 2,86 cuando se incorporaron las seis características utilizadas en el trabajo. A pesar de que con las características introducidas no fue posible dejar de rechazar la hipótesis nula (para lo cual el test debiera ser menor que 1,36), se ve que la relevancia de los EFI disminuye en la medida que se van incluyendo más características idiosincráticas.

Cuadro N°9: Test de efectos fijos individuales redundantes (EFIR)

Test de efectos fijos redundantes		
Ecuación: FT_FE		
Test de efectos		
Cross-section F	Statistic	Prob.
DELTA-BTM	10.661351	0.00000
DELTA-BTM-SIZE	10.66674	0.00000
DELTA-BTM-SIZE-MOM	5.936898	0.00000
DELTA-BTM-SIZE-MOM-VOL	3.381483	0.00000
DELTA-BTM-SIZE-MOM-VOL-SKEW	2.872724	0.00000
DELTA-BTM-SIZE-MOM-VOL-SKEW-LIQ	2.856839	0.00000

En esta tabla se pueden apreciar los resultados de los test de efectos fijos redundantes a medida que se fueron agregando las características idiosincráticas una a una. BTM es el ratio valor libro a valor de mercado, SIZE representa el tamaño de la compañía, MOM representa el efecto momentum, VOL es la volatilidad idiosincrática, SKEW representa a la asimetría idiosincrática y LIQ a la liquidez de cada activo.

CONCLUSIONES PARA EL CASO CHILENO

La evidencia empírica presentada en este trabajo apoya el uso de DP con efectos fijos de tiempo e individuales para el análisis de las potenciales anomalías que afectan al modelo de mercado ya que al incluir los efectos fijos individuales las potenciales características omitidas estarían capturadas por dichos efectos, lo que asegura la consistencia de los parámetros estimados del modelo.

BIBLIOGRAFIA

- Bali, T. G., Engle, R. F., & Murray, S. (2016). *Empirical Asset Pricing: The Cross Section of Stock Returns*. John Wiley & Sons.
- Baltagi, B. (2008). *Econometric analysis of panel data*. John Wiley & Sons.
- Banz, R. W. (1981). The relationship between return and market value of common stocks. *Journal of financial economics*, 9(1), 3-18.
- Campello, M., Galvao, A., & Juhl, T. (2016). Policy heterogeneity in empirical corporate finance.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1992). The cross-section of expected stock returns. *the Journal of Finance*, 47(2), 427-465.
- Fama, E. F., & French, K. R. (2008). Dissecting anomalies. *The Journal of Finance*, 63(4), 1653-1678.
- Fama, E. F., & French, K. R. (2016). Dissecting anomalies with a five-factor model. *The Review of Financial Studies*, 29(1), 69-103.
- Fama, E. F., & French, K. R. (2012). Size, value, and momentum in international stock returns. *Journal of financial economics*, 105(3), 457-472.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1996). Multifactor explanations of asset pricing anomalies. *The journal of finance*, 51(1), 55-84.
- Fama, E. F., & MacBeth, J. D. (1973). Risk, return, and equilibrium: Empirical tests. *The journal of political economy*, 607-636.
- Harvey, C. R., Liu, Y., & Zhu, H. (2015). ... And the cross-section of expected returns. *Review of Financial Studies*, 29 (1), 5-68.
- Jegadeesh, N., & Titman, S. (1993). Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *The Journal of finance*, 48(1), 65-91.
- Lakonishok, J., & Shapiro, A. C. (1986). Systematic risk, total risk and size as determinants of stock market returns. *Journal of Banking & Finance*, 10(1), 115-132.
- Lintner, J. (1965). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *The review of economics and statistics*, 13-37.
- Marín, J. M., & Rubio, G. (2001). *Economía financiera*. Antoni Bosch editor.
- Merton, R. C. (1987). A simple model of capital market equilibrium with incomplete information. *The journal of finance*, 42(3), 483-510.
- Nieto, B. (2011). La valoración de activos. *Bolsa*, 71(3ER).
- Petersen, M. A. (2009). Estimating standard errors in finance panel data sets: Comparing approaches. *Review of financial studies*, 22(1), 435-480.
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The journal of finance*, 19(3), 425-442.
- Weston, C. T. E., Thomas, J. F. C., & Weston, J. F. (1988). *Financial theory and corporate policy* (No. 658.15/C78f/3a. ed.).