

# REVISTA IECOS

NÚMERO 19 - AÑO 2018



Instituto de Investigaciones  
Económicas y Sociales  
FIEECS UNI



**UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA**  
FACULTAD DE INGENIERÍA ECONÓMICA,  
ESTADÍSTICA Y CIENCIAS SOCIALES

revista **iecos**  
**Instituto de Investigaciones**  
**Económicas y Sociales**  
**FIEECS-UNI**

Número 19 - Año 2018

**RECTOR UNI**

Dr. Jorge Alva Hurtado

**DECANO FIEECS**

Dr. Raymundo Arnao Rondán

**DIRECTOR IECOS**

Mg. Carlos García Sandoval

**COMITÉ DE INVESTIGACIÓN**

Dr. Víctor Carranza Elguera

Dra. Edith Aranda Dioses

Dr. Hernán Garrafa Aragón

**EDICIÓN**

Mg. Nilton Zelada Minaya

Hecho del depósito legal en la  
Biblioteca Nacional del Perú N° 2008-05673

**Editado por**

**Instituto de Investigaciones Económicas y Sociales**

**FIEECS-UNI**

Avenida Túpac Amaru 210, Lima - Perú.

Central telefónica: 481-1070 anexo 5410. Teléfono directo: 382-6032

Correo-e: [iecos@uni.edu.pe](mailto:iecos@uni.edu.pe), página web: [www.fieecs.uni.edu.pe](http://www.fieecs.uni.edu.pe)

**Impreso por**

Imprenta FABET EIRL en noviembre de 2019

Jr. San Juan de Dios Mz. K Lote 15. Urb. San Juan de Dios, San Martín de Porres, Lima

correo: [fabeteirl@yahoo.com](mailto:fabeteirl@yahoo.com) / móvil: 938 397 237

# Contenido

Editorial	
El desafío de la Investigación Económica, Estadística y Social en la UNI Carlos García Sandoval	5
Detección, monitoreo y mitigación del riesgo de salud: un estudio de las enfermedades de alto costo basado en frecuencia versus severidad para el seguro social Rafael Caparó Coronado	7
(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes? Alfonso Chang Medina y Hamilton Galindo Gil	19
Índice multidimensional del riesgo académico en los estudiantes universitarios de la FIEECS-UNI Alipio Ordoñez Mercado y José Saavedra Pacheco	36
Análisis comparativo de los indicadores sintéticos de la pobreza, desarrollo humano, competitividad y niveles de vida entre los departamentos en el año 2017 Renán Quispe Llanos	53
Factores de riesgo del gasto catastrófico en salud en el Perú de hoy Eduardo Quiroz Vera	101
Análisis de series de tiempo de datos de sismos en el Perú 2017-2018 Carlos Risco Franco	121
Anexos del artículo (C)CAPM vs CAPM...	135



# Editorial

## **El desafío de la Investigación Económica, Estadística y Social en la UNI**

Carlos Emilio García Sandoval

La Universidad Nacional de Ingeniería, a través de su Facultad de Ingeniería Económica, Estadística y Ciencias Sociales, ha asumido un reto especial en aportar propuestas en el plano de las políticas económicas, el desarrollo de modelos estadísticos y la evaluación de los problemas sociales del Perú desde la década de 1960.

El desafío que implica investigar en una universidad pública es grande, considerando la escasez de recursos tanto físicos como humanos. No obstante, los esfuerzos realizados vienen produciendo resultados crecientemente positivos, tal como lo demuestran las publicaciones científicas que están apareciendo en los últimos años, incluyendo a las del Instituto de Investigaciones Económicas y Sociales de nuestra Facultad.

En este contexto, es importante reconocer que la investigación científica tiene la cualidad de, no solo aumentar el acervo de conocimientos de cierta comunidad académica, sino también la de permitir a los estudiantes (que participan en esta) ampliar el entendimiento de su propio entorno, desde el ángulo de la especialidad en la que se están formando.

Esto nos lleva a concluir, además, que una desconexión de la universidad con la investigación es algo que jamás debería permitirse, más aun si esta investigación sería, finalmente, una fuente de propuestas para resolver los principales problemas del país. Es por esta razón que la Facultad de Ingeniería Económica, Estadística y Ciencias Sociales de esta casa de estudios, a través de su Unidad de Investigación, conocida históricamente como el Instituto de Investigaciones Económicas y Sociales (IECOS),

<sup>1</sup> Economista y Magister en Economía, con mención en Finanzas por la UNMSM. Profesor especializado en temas de Teoría Económica y Director (e) de la Unidad de Investigación de la Facultad de Ingeniería Económica, Estadística y CC. SS. de la UNI (IECOS).

mantiene un compromiso firme con la producción de nuevos conocimientos, que constituyen una de las bases de la vida académica y de la dinámica de este verdadero motor de la sociedad.

Por todo esto, debemos decir que nos anima un gran propósito de afirmarnos como una institución que impulse cada vez a la universidad pública peruana en los rankings de investigación y en el prestigio de su calidad educativa.

Dicho esto, indicamos que los artículos que se incluyen en el presente volumen han sido plenamente revisados dentro de la misma Facultad y, finalmente, mediante una colaboración realizada por el Consorcio de Investigación Económica y Social (CIES).

Este número se inicia con el artículo del profesor Mg. Rafael Caparó Coronado, “Detección, monitoreo y mitigación del riesgo de salud: un estudio de las enfermedades de alto costo basado en frecuencia versus severidad para el seguro social”. A continuación el profesor Mg. Alfonso Chang Medina y Mg. Hamilton Galindo Gil con el artículo “CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes”. Se publica también el artículo “Índice multidimensional del riesgo académico en los estudiantes universitarios de la FIEECS-UNI” de los profesores Dr. Alipio Ordoñez Mercado y Mg. José Saavedra Pacheco.

También presentamos el artículo “Análisis Comparativo de los indicadores sintéticos de la pobreza, desarrollo humano, competitividad y niveles de vida entre los departamentos en el año 2017” del profesor Mg. Renán Quispe Llanos. Por su parte, el Mg. Eduardo Quiroz Vera presenta “Factores de riesgo del gasto catastrófico en salud en el Perú de hoy”. Finalmente, este volumen se completa con el artículo del Mg. Carlos Risco Franco con el artículo “Análisis de series de tiempo de datos de sismos en el Perú 2017-2018”.

Lima, octubre de 2019

# **Detección, monitoreo y mitigación del riesgo de salud: un estudio de las enfermedades de alto costo basado en frecuencia versus severidad para el seguro social<sup>1</sup>**

Rafael Caparó Coronado

## **Abstract**

Globally, high-cost diseases are generating a loss of social efficiency in a tendential manner, different causes are generated by these diseases, but the consequences for social insurance are reflected in unsustainable increases in costs. This work intends to serve as support to determine which diseases can be considered as high cost based on a frequency versus severity analysis, in such a way that it serves as support in the decision making of health policy makers, although the issue of high-cost diseases goes beyond a quantitative-qualitative model, especially for the health of people, this work aims to serve as a basis for a management of health services based on costs that complement the efficient and particular management of all kinds of high cost diseases.

**Keywords:** High-costdisease, incidence, prevalence, frequency, severity, chronicdisease.

## **Resumen**

A nivel mundial las enfermedades de alto costo están generando pérdida de eficiencia social de manera tendencial. Las causas que generan estas enfermedades son diferentes, pero las consecuencias para un seguro social se reflejan en aumentos insostenibles de sus costos. Este trabajo pretende servir de apoyo para determinar las enfermedades que pueden ser consideradas de alto costo sobre la base de un análisis de frecuencia versus severidad, de tal manera que también sirva de apoyo en la toma de decisiones de los hacedores de política de salud. Si bien el tema de enfermedades

---

<sup>1</sup> Actualmente conocido como ESSALUD.

de alto costo va más allá de un modelo cuantitativo-cualitativo, sobre todo por tratarse de la salud de las personas, este trabajo pretende servir de base para una gestión de los servicios de salud basada en costos que complemente la gestión eficiente y particular de todo tipo de enfermedades de alto costo.

Palabras clave: Enfermedad de alto costo, incidencia, prevalencia, frecuencia, severidad enfermedad crónica.

## 1. Introducción

La presente investigación se propone contribuir a un mejor conocimiento en la detección de las enfermedades de alto costo con el fin de avanzar en la toma de decisiones de políticas preventivas, de manera que los hacedores de política de salud puedan contar con un modelo que les ayude no solo a detectar las enfermedades de alto costo sino también a monitorearlas y mitigarlas a través de medidas de prevención. De esta manera se mejora la calidad de vida de los enfermos y se apunta hacia el logro del bienestar social general.

Entre las muchas de las características que presentan las enfermedades de alto costo, en comparación con otras patologías de bajo costo, las investigaciones académicas hacen referencia a la magnitud de su carácter crónico. La incidencia, es decir, el número de casos nuevos en un periodo determinado (Pita, Pertegás y Valdés, 2004) podría elevar a una enfermedad de bajo costo al nivel de enfermedad de alto costo. Si citamos como ejemplos, la hipertensión arterial y la insuficiencia renal, la primera es una enfermedad de bajo costo, de un costo mínimo por paciente en comparación con la segunda, que se podría volver una enfermedad de alto costo para el seguro social si una gran parte de la población la padeciera.

Asimismo, el riesgo en salud puede ser mitigado mediante políticas de prevención basadas en estimaciones de enfermedades de alto costo que consideren factores de frecuencia y severidad. En tal sentido es posible encontrar un modelo que pueda categorizar las enfermedades de alto costo en función de los efectos de la frecuencia y severidad sobre el sistema asegurador.

Las políticas de prevención proactivas pueden considerar una reducción notable de los costos asumidos por el sistema asegurador, y hacen posible estimar un impacto positivo de las aplicaciones de políticas sobre el riesgo en salud y la minimización de costos.

Con este documento se obtiene un modelo cuantitativo-cualitativo fácil de explicar a los hacedores de política de salud pública. Este modelo puede ser un aporte al proceso de toma de decisiones de prevención, detección, monitoreo y mitigación del riesgo en salud, a partir de un análisis prospectivo de las enfermedades crónicas de alto costo. De esta manera se haría una contribución a la mejora del bienestar social de la población en general.



## 2. Descripción técnica y metodología

### 2.1. Selección de una enfermedad crónica alto costo (ECAC)

Las metodologías para clasificar las enfermedades de alto costo se hallan en función de los gastos incurridos y consideran un umbral de selección. Así, podemos ver que algunos estudios recomiendan considerar Enfermedad de Alto Costo (EAC) a aquella que esté entre el grupo del 1 %, 5 % y 10 % de las más caras. Para nuestro trabajo, al tener una base de datos inicial con 30 enfermedades crónicas (EC), se ha considerado un umbral del 20 %, o equivalentemente a las primeras seis, de acuerdo a un criterio de gastos incurridos anualizados por EC. La base de datos utilizada se explicará al detalle más adelante y las ECAC serán seleccionadas de las EC de acuerdo con los costos y la incidencia proporcionadas por el Ministerio de Salud (MINSA).

Para el año 2010 se consideraron las EC ordenadas por gasto, adicionalmente se presenta el número de atendidos y el número de atenciones por EC, con esto se puede tener una idea de la frecuencia (atenciones e incidencia) y severidad (gasto) de estas 30 EC. Para realizar la selección de las EAC vamos a considerar tanto la severidad como la frecuencia.

### 2.2. Cópulas para la correlación no lineal entre costos de EC

Una cópula es una función de distribución bivalente con distribuciones marginales que son uniformes (Cf. Novales, 2017). Las cópulas permiten mejorar el análisis de correlación clásico basado en dependencias lineales. La idea de dependencia lineal en finanzas no es la recomendable puesto que algunos instrumentos financieros se comportan de manera no lineal, para el seguro social es análogo en el sentido de que las enfermedades de sus asegurados no son las mismas y la dependencia de los costos de estas enfermedades no es lineal. En tal sentido, mejorar el análisis de la correlación entre los costos de las EC es uno de los objetivos de esta investigación, para ello vamos a desarrollar el marco teórico de las diferentes cópulas que se conocen hasta el presente, entre estas tenemos:

- La cópula de Frank
- La cópula arquimediana
- La cópula t de Student
- La cópula de Gumbel
- La cópula de Clayton

Para el desarrollo teórico de las cópulas citadas, presentamos las fórmulas de cada cópula que describe la estructura de dependencia entre dos variables aleatorias (por ejemplo  $va1$  y  $va2$ ), las siguientes cópulas que resumimos tienen un solo parámetro  $\rho$ .

### 2.2.1. La cópula de Frank

Las funciones cópulas hacen copular dos variables aleatorias, denotamos C la función cópula,  $C(va1, va2; \alpha)$  con parámetro de la Cópula de Frank,  $\alpha$ :

$$-\frac{1}{\alpha} \log \left[ 1 + \frac{(e^{-\alpha*va1} - 1)(e^{-\alpha*va2} - 1)}{e^{-\alpha} - 1} \right]$$

Donde el parámetro  $\alpha$ , varía entre  $< -\infty; \infty > / 0$ .

### 2.2.2. La cópula Gumbel

Para la cópula de Gumbel que está relacionada a la captura de eventos extremos, consideramos la siguiente fórmula:

$$C(va1, va2; \alpha) = e^{-[(-\ln(va1)) + (-\ln(va2))]^{1/\alpha} \frac{1}{\alpha}}$$

El parámetro  $\alpha$  se encuentra entre  $[1; \infty >$ .

### 2.2.3. La cópula de Clayton

Como última cópula considerada presentamos la cópula de Clayton, con parámetro de cópula  $\alpha$  y fórmula que captura la dependencia dada por:

$$C(va1, va2; \alpha) = [(va1^{-\alpha} + va2^{-\alpha} - 1)]^{\frac{1}{\alpha}}, 0]$$

El parámetro  $\alpha$  se encuentre entre  $[1; \infty >$

## 2.3. Tratamiento de la frecuencia

Para efectos de la investigación vamos a considerar un siniestro similar a los que se dan en las compañías aseguradoras, puesto que el seguro social se enfrenta a siniestros que podríamos considerarlos como siniestros de salud, oncológicos, cáncer maligno, diabetes, entre otras enfermedades de alto costo. Esta parte es similar a la que se ve dentro de las compañías que aseguran riesgo de vida.

Para completar la investigación realizaremos un análisis de las principales funciones de distribución de probabilidades discretas que se ajustan a diferentes tipos de siniestros. A continuación, describimos las principales funciones usadas para modelar la frecuencia:

- Función de Pareto.
- Función Poisson
- Función Binomial Negativa

## 2.4. Tratamiento de la severidad

Muchos de los modelos que usaremos requieren dominar las diferentes funciones estadísticas que se ajusten a las diferentes severidades, en esta parte revisaremos las principales funciones continuas para modelar las severidades y poder encontrar el mejor ajuste. Sin pérdida de particularidad vamos a considerar la severidad como un siniestro, en la medida que se generen montos de pérdidas monetarias.

A continuación mostramos las funciones para la severidad de las EAC. Se resume las principales funciones continuas utilizadas por los actuarios para modelar montos de pérdida causados por siniestros y duraciones, eventos con carácter continuo y fácilmente ajustables a las siguientes funciones: Normal, Gamma y Weibull.

### 2.4.1. Función Gamma

Modela la asimetría y las diferencias de las frecuencias de siniestros con dos parámetros: uno de forma y otro de escala. La función de densidad está dada por:

$$f_X(x) = \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} e^{-\lambda x} x^{\alpha-1},$$

Función de densidad Gamma

Para  $x > 0$ ,  $\alpha > 0$  y  $\lambda > 0$ . Cuando  $\alpha = 1$  tenemos la función Exponencial. Mediante ordenaciones podemos tener una función Gamma incompleta:

$$F_X(x) = \gamma(\alpha, \lambda x) / \Gamma(\alpha),$$

Función de distribución Gamma

De esta función se derivan la Función Exponencial, la Función Chi-cuadrado y la Función Erlang, esta última expresada como:

$$F_X(x) = 1 - \sum_{i=0}^{\alpha-1} \frac{(\lambda x)^i}{i!} e^{-\lambda x},$$

Función de distribución Gamma

### 2.4.2. Función Weibull

La Weibull generalmente relacionada a eventos extremos tiene una función igual a:

$$f_X(x) = \frac{\beta}{\eta^\beta} x^{\beta-1} e^{-\left(\frac{x}{\eta}\right)^\beta}$$

Función de densidad Weibull

Donde:  $\beta > 0$  es el parámetro de forma,  $\eta > 0$  parámetro de escala de la distribución para valores de  $x \geq 0$  y para valores de  $x < 0$ , la Función de Densidad Weibull  $f_x(x)$  es igual a 0 y la función acumulada igual a:

$$F_X(x) = 1 - e^{-\left(\frac{x}{\eta}\right)^\beta}$$

Función de distribución Weibull

### 3. Jerarquización de las enfermedades crónicas de alto costo

Con base en el análisis de correlación entre los costos de las enfermedades crónicas y la frecuencia de ocurrencia de las mismas, se hace un ranking para encontrar una lista de enfermedades de alto costo que son definidas en función a su frecuencia y severidad apoyados por una función cópula que se ajusta al grado de correlación de las mismas.

#### 3.1. El valor en riesgo (VaR)

Para el análisis de la jerarquización se toma en cuenta los costos incurridos por cada enfermedad crónica y para el monitoreo del riesgo se trabaja indicadores de riesgo como el Valor en Riesgo o VaR (*Value at Risk*, en inglés); asimismo, para la mitigación del riesgo se proponen políticas que implican la disminución de la correlación y la detección del origen del riesgo. El VaR es un indicador de la máxima pérdida probable bajo condiciones normales de mercado, en un periodo dado y a un nivel de confianza dado.

En términos simples el VaR indica un valor máximo de una pérdida que puede incurrir el Seguro Social, el cual es calculado a un nivel de confianza (por ejemplo al 95 % de confianza), en un periodo determinado (por ejemplo un año); de esta manera si el cálculo del VaR nos da 300 millones de soles al 95 % de confianza para un año, quiere decir que como máximo se puede perder los 300 millones al final del año con una probabilidad de 0.95.

Para todo esto es importante conocer las técnicas de las cópulas que pueden capturar de una manera más precisa el efecto de la correlación entre enfermedades de alto costo del seguro social peruano.

#### 3.2. Cálculo del costo de las enfermedades

Para el cálculo del costo de las enfermedades se realiza un estudio de las principales enfermedades crónicas a las que hacen frente los asegurados en EsSalud. Si bien es importante considerar al paciente de alto costo, en este estudio se considera a la enfermedad de alto costo, con la finalidad de tener una idea macro de los costos incurridos por EsSalud. No obstante, un paciente de alto costo y una enfermedad de alto costo tienen diferentes formas de definirse. Así, una enfermedad de alto costo puede involucrar una enfermedad con altos gastos que en conjunto superen los ingresos fa-

miliares, eso se puede aplicar al seguro social visto como algo macro; mientras que un paciente de alto costo puede implicar un gasto para la sociedad. Ambas definiciones son acertadas y se combinan en nuestro trabajo, dado que vamos a considerar a la demanda potencial de estas enfermedades y se asume que al ser enfermedades de alto costo implican gastos superiores a los ingresos familiares, esto engloba a pacientes de familias adineradas que pueden cubrir los costos de la enfermedad crónica. En el caso del seguro social este supuesto es aceptable debido a que los asegurados en EsSalud se encuentran en un régimen subsidiado.

Se parte del análisis del costo de la cobertura de una enfermedad de manera independiente, lo haga EsSalud o no. Para este cálculo se debe incluir los costos, tanto en número de pacientes (frecuencia) como en el costo de la enfermedad por paciente (severidad), para la agregación consideramos la teoría de cópulas y la idea de cobertura de índice de costo acumulado, en donde tendremos en cuenta la dependencia entre las enfermedades para la construcción del índice de costo total.

Elegimos la cópula de Gumbel porque ella pertenece a las cópulas extremas y las cópulas arquimedianas caracterizadas con una expresión simple y explícita, tal como se mencionó en la parte del marco teórico; la cópula de Gumbel tiene la ventaja de describir dependencias asimétricas, donde difieren los coeficientes de la cola inferior y la cola superior. Ella posee la característica de poder representar riesgos cuya estructura de dependencia se acentuó.

Esta cópula es usada además en seguros y finanzas para estudiar el impacto de la ocurrencia de eventos de alta intensidad dentro de la dependencia entre varias variables de interés. Para este estudio intentaremos hacer un análisis del impacto en el VaR cuando se desarrolla un intento de mitigar el riesgo final y se minimiza la expansión del riesgo desde un origen común de diferentes enfermedades.

La cópula de Gumbel nos permite valorar las “coberturas sobre índices de costos totales”. Estos contratos se derivan de enfermedades de alto costo adaptados a reaseguros como eventos de ruina, en el sentido de que puede arruinar la vida del paciente y de la familia, hacer perder años de vida y años en incapacidad. Esos eventos están basados en un índice de costo individual por enfermedad con base en una demanda potencial, entendida como la cantidad de pacientes que revelan una enfermedad o pueden revelarla (Cfr. Caparó, 2016).

El índice de demanda potencial debe reflejar mejor las características de los montos de los siniestros asociados al riesgo total para reducir el riesgo de base (riesgo por enfermedad). En general, elegimos un conjunto de  $n$  enfermedades (crónicas sobre todo) en las que se mide la variable costo por enfermedad de un paciente por día. Por ejemplo, si bien hay casos extremos como las diálisis, que son consideradas costosas en un día, para enfermedades como la hipertensión arterial (HAT) el consumo de pastillas se hace más costoso no por el precio sino por el volumen, debido a que existe mayor número de pacientes con HAT que consumen pastillas de bajo costo en comparación con los que necesitan diálisis, de ahí que el costo diario se hace considerable.

$X_i(t)$  durante el periodo  $[t - 1, t]$ . Entonces, se construye el índice diario de una enfermedad  $i$  por

$$I_i(t) = \min(L_i - K_p, X_i(t) - K_i)$$

donde  $K_i$  y  $L_i$  son el umbral y el límite por enfermedad.

Sobre un periodo  $T$ , el índice de una enfermedad se define así:  $S_i(T) = \sum_{t=1}^T I_i(t)$  el índice acumulativo  $S_i(T) = \sum_{t=1}^T p_i * S_i(t)$  para una ponderación  $p_1, \dots, p_n$  de  $n$  enfermedades.

Finalmente, el flujo generado por la cobertura del índice es aquella similar a una opción de compra *call*, expresión comúnmente utilizada en el sector asegurador y financiero para valorar la prima de un riesgo, esta prima está en función del pago que se recibirá en caso de ocurrir el siniestro.

## 4. Resultados

Considerando la base de datos de las enfermedades crónicas que se presentan en el Perú y en relación con la lista de enfermedades proporcionadas por el MINSA, se construye una *data frame* (o marco de datos) de las enfermedades que se estudiarán en términos de costos (frecuencia y severidad), de tal manera que permita trabajar la construcción de los indicadores de dependencia no lineal.

### 4.1. Los datos

Los datos son obtenidos con base en los códigos de las enfermedades proporcionadas por el MINSA y trabajados en función de los costos incurridos por el seguro social en términos de prevalencia e incidencia. De una gran lista de enfermedades se ha seleccionado treinta (30), de manera que puedan servir de guía. Esta base de datos ha considerado los últimos 10 años y ha seguido una periodicidad mensual.

### 4.2. La calibración de la cópula

Para calibrar la cópula se ha desarrollado un código en R. La calibración de la cópula de Gumbel<sup>2</sup> se hará mediante solo dos leyes: exponencial y gamma. El comando *mledist* del software R nos ayuda a estimar por máxima verosimilitud los parámetros, de tal manera que se puede obtener fácilmente los parámetros calibrados. Los resultados se pueden ver tanto en la figura 1 como en la figura 2.

---

<sup>2</sup> Se necesita una elección marginal. Si bien elegimos esta cópula en particular, para otros tipos de muestra se puede elegir la cópula que mejor se ajuste a las variables que se consideran dentro del cálculo.

Con la estimación encontramos los parámetros estimados, de tasa y forma, la hessiana y el logaritmo de la verosimilitud, estos parámetros ajustan a una determinada función. En la tabla 1 se muestra los resultados del ajuste para una función gamma, el ajuste para todas las enfermedades se hace de la misma manera (también se han considerado los parámetros de una exponencial, pues cada enfermedad tiene su propia función).

Dentro del desarrollo del modelo se ha escrito un código para presentar los resultados de manera más eficiente. Los cálculos de los parámetros de la cópula se desarrollan de la siguiente manera:

```
res = cbind (
  MBE = gumbel.MBE (x, y, marg=" gamma"),
  EML = gumbel.EML (x, y, marg=" gamma"), IFM=
  gumbel.IFM (x, y, marg=" gamma"), CML = c(rep(
  NA, 4), gumbel.CML (x,y)))
```

Figura 1. Código. La función "cbind" agrupa las funciones, que son estimadas una a una

Luego procedemos a estimar la cópula Gumbel con la gamma, usando cuatro métodos de estimación, se ha almacenado con el comando cbind en la variable.

**Tabla 1**  
**Resultados de las estimaciones**

	MBE	EML	IFM	CML	avg
shape-x	1.155719	1.1545783	1.222664	NA	1.1776538
rate-x	6.989745	7.0218043	7.394614	NA	7.1353878
shape-y	0.764918	0.7712436	0.754119	NA	0.7634269
rate-y	5.040409	5.1053188	4.969147	NA	5.0382917
cópula	1.524283	1.4543941	1.440439	1.469717	1.4722085

Fuente: *Elaboración propia.*

En la tabla 1 se muestra los resultados de las estimaciones, los cuales son almacenados en el objeto "res"<sup>3</sup>, la tabla 1 resume las estimaciones de los parámetros "shape" y "rate" para un par de enfermedades, las cópulas se hacen de dos a dos, por ejemplo a la primera enfermedad se le da el nombre de "x" y a la segunda el nombre de "y".

```
gumbel.MBE (x, y, marg=" gamma"),
gumbel.EML (x, y, marg=" gamma"),
gumbel.IFM (x, y, marg=" gamma"), gumbel
CML (x,y)
rownames(res) = c(" shape - x", " rate-x", " shape - y", " rate-y", " copula")
res = cbind (res, avg=apply (res, 1, mean, na.rm = TRUE))
```

Figura 2. Código.

<sup>3</sup> Se muestran en el código, como una tabla que acumula resultados, los resultados presentados en la tabla 1 y donde se reflejan las estimaciones MBE, EML, IFM, CML y el promedio, avg.

El valor promedio de todas las estimaciones que han estimado el parámetro de la cópula Gumbel es utilizado para validar la bondad de ajuste de la estimación. Se utiliza un test para medir la bondad de ajuste basado en un *bootstrap* paramétrico, de Hipótesis Nula: El ajuste es bueno. De acuerdo con el  $p$ -value= 0.093, no se puede aceptar que el ajuste es malo. En otras palabras, a un 95 % de confianza el modelo se ajusta bien a los datos.

Al seguir la siguiente fórmula se encuentra el costo de la prima aseguradora:

$$CT = N * \min(L - K, (ST - K) + )$$

Luego, de acuerdo con el promedio del parámetro de la cópula (ver tabla 1) y tras considerar como 1 el nivel normal de una dependencia no lineal, los valores por encima vendrían a ser considerados como el porcentaje de exceso de dependencia que genera presiones a los costos y aumenta las pérdidas esperadas.

### 4.3. Cálculo para el valor en riesgo que debe incurrir el Seguro Social

Se calcula con las seis enfermedades seleccionadas. Para mitigar las pérdidas se debe tener inicialmente una medida de riesgo, se considera como indicador el VaR para cuantificar de manera estadística la exposición del Seguro Social. Antes de desarrollar el VaR vamos a construir un producto que valore el riesgo a través de una prima.

Se aplica la fórmula de la prima y se realiza simulaciones de Montecarlo para diferentes valores de las variables involucradas en el cálculo al momento T. Se describe el primer indicador no paramétrico (histograma) y se analiza el ajuste, luego se muestran los diferentes escenarios con ayuda de simulaciones de Montecarlo ahora para el PAYOFF del contrato de seguros (el PAYOFF equivale al monto de la prima valoriza el contrato asegurador).

Luego de haber estimado la cópula, calculado la prima y utilizado el VaR como indicador del nivel de riesgo asumido por EsSalud, se puede dar un ranking de enfermedades crónicas y asumirlas como de alto costo<sup>4</sup>. Los cálculos tienen como monto considerado a la demanda potencial de servicios de salud para cada enfermedad, de tal manera que se presenta el siguiente ranking (una primera estimación) de mayor a menor: diabetes mellitus, insuficiencia renal crónica, tumor maligno, trastornos mentales y del comportamiento, musculoesqueléticas, hipertensión arterial.

## 5. Conclusiones

Se pudo encontrar una lista de enfermedades de alto costo basadas en enfermedades crónicas, de esta manera se puede priorizar bajo un escenario de costos diferentes es-

---

<sup>10</sup> Se ha estimado el CT (Costo Total) de pago usando un método de Monte Carlo. Se ha realizado 10000 simulaciones de periodo T igual a los días históricos registrados de costos de enfermedades. Para ello, creamos una función de cálculo CT para una muestra dada.



trategias para asegurar una sostenibilidad económica en el largo plazo del seguro social peruano. Se recomienda estrategias de tamizajes que detecten de manera temprana la presencia de alguna de estas enfermedades.

Los modelos de cópulas permitieron ajustar la correlación no lineal que se presenta entre diferentes enfermedades, el análisis de correlación se realizó en función a los costos incurridos del seguro social peruano por cada tipo de enfermedad, la correlación no lineal aparece desde el síndrome metabólico. Se ha considerado para esta correlación de enfermedades a los hábitos alimenticios de los peruanos.

La correlación presentada por la heterogeneidad entre tipos de enfermedades no permite usar modelos de correlación lineal, este artículo muestra una solución a este problema al considerar una medida de dependencia que captura el grado de asociación no lineal entre las enfermedades del seguro social, de la misma manera se logra obtener una medida confiable entre la incidencia, de naturaleza discreta con los costos de naturaleza continua. Este es un aporte del modelo al ajustar este tipo de distribuciones, lo que se traduce en mejores indicadores para el monitoreo en el seguro social.

Se encontró que los aumentos en las correlaciones no lineales o medidas de dependencia no lineales entre diferentes enfermedades generaban aumentos en el valor en riesgo, o pérdida máxima que podría ocurrir el seguro social, a niveles del 90 % al 95 % de confianzas; de la misma manera, las disminuciones de la dependencia entre enfermedades en etapas tempranas de edad generan una disminución en las pérdidas por parte del seguro social peruano.

El artículo concluye que los aumentos en la dependencia temprana en las enfermedades producen costos mayores al 40 % de lo normal, esto si se considera que los valores estimados de la cópula en las cuatro estimaciones realizadas implicarían que el no disminuir la dependencia no lineal entre ECAC produciría pérdidas por encima del 40 % de lo normal, considerando lo normal como un estado donde la diferencia entre ingresos y egresos es cero, condicionado a una correlación no lineal igual a 1.

El modelo muestra una herramienta para detectar un umbral de riesgo. El valor en riesgo considera en este modelo la dependencia no lineal entre enfermedades y entre naturaleza de variables, de tal manera se puede utilizar como indicador de pérdidas máximas, una extensión de este indicador podría ser el VaR condicional, estos indicadores podrían ser utilizados para el monitoreo de pérdidas máximas por parte del seguro social. En cuanto a mitigar el riesgo de salud, el modelo sugiere disminuir la dependencia de ECAC en etapas tempranas donde la dependencia es mínima. Esto traducido en políticas de salud converge con la idea de realizar campañas de prevención, como los tamizajes, por ejemplo, evitar el consumo azúcar y sal en productos alimenticios comunes como el pan; imponer impuestos a las bebidas no alcohólicas gasificadas con la intención de distribuir la recaudación en el mismo seguro, el Ministerio de Salud y Gobierno Central.

Si bien las políticas recomendadas se hallan relacionadas con una disminución de las enfermedades de alto costo para el seguro social a través de la disminución de la

dependencia no lineal observada, son algunas de las que se pueden encontrar en propuestas ejecutadas en otros países y motivan para continuar desarrollando investigación en relación con la disminución de riesgos de salud.

## 7. Referencias bibliográficas

- Aracena-Genao, B. et al (2011). *El Fondo de Protección contra Gastos Catastróficos: tendencia, evolución y operación, salud pública de México*. Vol. 53, suplemento 4.
- Chang, H. et al. (2010). Comparison of alternative risk adjustment measures for predictive modeling: high risk patient case finding using Taiwan's National Health Insurance claims. *BMC Health Services Research*.
- Cohen, J. y Krauss, N. (2014). Spending And Service Use Among People With The Fifteen Most Costly Medical Conditions, 1997, *Health Affairs* on October.
- Crooks, P. (2005). Managing High-Risk, High-Cost Patients: The Southern California Kaiser Permanente Experience in the Medicare ESRD Demonstration Project, *The Permanente Journal/ Spring 2005/ Volume 9 No. 2*
- Ellis, R. (1999). Risk adjustment in competitive health plan markets, chapter 17. *Handbook of Health Economics*.
- Freund, T. et al. (2011). Identification of Patients Likely to Benefit From Care Management Programs. *The American Journal of Managed Care*. Vol. 17, Nº 5.
- Kronick, R. et al. (2000). Improving Health-Based Payment for Medicaid- Beneficiaries: CDPS, *HEALTH CARE FINANCING REVIEW*.
- Novalés, A. (2017). Cópulas. Recuperado de [www.ucm.es](http://www.ucm.es) el 30 de setiembre de 2019.
- Organización Mundial de la Salud. (2010). Informe sobre la salud en el mundo.
- Panattoni, L. et al. (2011). Predictive risk modelling in health options for New Zealand, *Australian Health Review*, 2011, 35, 45–51. CSIRO PUBLISHING.
- Pita, S., Pértegas, S., Valdés, F. (2004). *Medidas de frecuencia de enfermedad*. Recuperado de [www.fisterra.com](http://www.fisterra.com) el 30 de setiembre de 2019.
- Xu. K. et al.(2003). "Household Catastrophic Health Expenditure: A Multicountry Analysis". *Lancet* 362 Nº 9378: 111-117

# **(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?<sup>1</sup>**

Alfonso Chang Medina<sup>2</sup>  
Hamilton Galindo Gil<sup>3</sup>

## **Abstract**

The CAPM is one of the main models in asset pricing due to its simplicity of calculation and popularity into academics and practitioners. However, the empirical evidence has shown its weakness in explaining the stylized facts -behaviors observed in the data- of cross section of the performance of stocks. One of the current theoretical proposals that overcomes the weaknesses of the CAPM is the (C) CAPM, which is a merger of the CAPM and the approach Consumption-based Asset Pricing Model. Since it takes the best of both models, the (C) CAPM has shown better performance for the US data. However, the question remains whether this performance is just as good or better in emerging markets. In this research we answer this question using data for the MILA (Integrated Latin American Market). Likewise, we evaluated the model at an aggregate level (Peru, Mexico, Colombia, and Chile) and sectorial level. The results of this research are complementary to what exists in the literature and would provide a better understanding of the behavior of the performance of the stocks to the academic environment and to the regulatory authorities.

Key words: CAPM, (C)CAPM, Beta ( $\beta$ ), Sector Beta, Emerging Markets, MILA, Yield, Return, asset pricing.

---

<sup>1</sup> En colaboración con la estudiante Gabriela Adrianzen, alumna regular VI Ciclo de la EPIEC UNI.

<sup>2</sup> Docente FIEECS MSc in Finance ESAN (alfonso@inkapitales.pe)

<sup>3</sup> Ex Docente FIEECS PhD Student ASU (hamilton.galindo@asu.edu)

## Introducción

El principal modelo utilizado en finanzas tanto en el ambiente académico como en el práctico es el CAPM (Capital Asset Pricing Model) (Sharpe, 1964; Lintner, 1965). Los primeros resultados empíricos de este modelo brindaron soporte a una de sus principales conclusiones: el portafolio de mercado es media-varianza eficiente (ver Black et al. 1972; Fama y MacBeth, 1973). Sin embargo, durante los últimos años, este modelo ha perdido soporte empírico debido a que no ha podido explicar numerosas regularidades del rendimiento de las acciones cuando se considera datos de corte transversal (Shanken, 1985; Fama y French, 1992). Ante esta dificultad, la literatura en finanzas ha propuesto diferentes modelos teóricos con fortalezas, por un lado, y debilidades por el otro. Asimismo, todos estos modelos han sido evaluados con datos de economías desarrolladas como Estados Unidos dejando abierta la pregunta si estos modelos también superan las dificultades del CAPM en economías emergentes, cuyo sistemas financieros son distintos. Esta investigación busca contribuir con brindar conclusiones que sirvan para cerrar esta brecha de investigación.

## 1. Revisión de la literatura

Muchos estudios sobre modelos de precios de activos empíricos alternativos se han concentrado principalmente en mercados desarrollados haciendo uso del modelo de valoración de activos de capital (CAPM) que ha sido durante mucho base de la teoría financiera. A diferencia de los mercados desarrollados, en los emergentes se dispone de escasa información al respecto, a pesar de que están sujetos a frecuentes cambios de régimen con reversiones en las políticas fiscales, monetarias y comerciales. Este documento evaluó el rendimiento de una clase alternativa de modelos de valoración de activos, es decir, versiones incondicionales y condicionales de CAPM, y el modelo de tres factores Fama-French para el mercado de valores hindú. Por ello, las pruebas empíricas actuales y las pruebas anteriores ponen como clave la aplicación del método de filtro de Kalman para la estimación dinámica de beta en el mercado hindú.

Al comparar las versiones incondicionales y condicionales de los modelos de valoración de activos se encontró que los modelos condicionales son mejores para explicar económicamente la variación de los rendimientos esperados. La incorporación de SMB y HML con el rendimiento de mercado estándar de CAPM confirma que el tamaño y el valor de la empresa desempeñan un papel importante en las decisiones de inversión en el mercado de capitales de la India. Existe una relación transversal positiva y significativa entre los rendimientos esperados, el tamaño y la equidad del libro al mercado. El impacto del factor o relación de *book-to-market*<sup>2</sup> es más fuerte que el

---

<sup>2</sup> Se usará este indicador en su vocablo anglosajón por su grado de difusión y entendimiento en el sector financiero. El ratio Book-to-Market es igual a Patrimonio contable (valor en libros)/Capitalización de Mercado (valor de mercado).

factor de tamaño. Estos resultados están respaldados por algunos hallazgos recientes de que el modelo de tres factores de Fama-French es el único modelo multifactor que obtiene de manera consistente tres tipos diferentes de riesgo incluidos en la lista de anomalías (Ahn et al., 2014).

El mercado beta proporciona una relación de riesgo-retorno significativa en el modelo condicional en India que es similar a los mercados desarrollados. A diferencia de los estudios anteriores de Iqbal et al. (2010) en mercados emergentes y Nguyen et al. (2007) en el mercado de valores australiano, la versión condicional del modelo de tres factores muestra mejoras significativas con respecto al modelo incondicional de tres factores. Sin embargo, los hallazgos respaldan el estudio reciente de Dash y Mahakud (2013), quienes encuentran un efecto persistente del tamaño y la equidad del libro al mercado en el mercado de valores de la India. Los resultados generales también implican que la información tiene un papel para determinar el valor esperado. Los inversores utilizan las creencias previas y las variables condicionales como variables predictivas para determinar el costo del capital.

La variación de los hallazgos en los mercados emergentes podría deberse a la baja correlación entre los mercados emergentes. Además, el hallazgo sobre el modelo condicional sugiere que el mercado de capitales hindú es susceptible a factores económicos internos y externos. Los hallazgos de este documento tienen implicaciones en la formulación de expectativas de rendimientos futuros, la comprensión de la cartera de desviación media y las decisiones de inversión. Los gerentes financieros deben considerar el efecto de tamaño y valor además del riesgo beta para calcular la tasa de rendimiento requerida de un proyecto o tecnología, los inversionistas racionales pueden explotar estas anomalías para una política de inversión óptima, donde también deben incorporar la variación en el tiempo de las cargas de factores. Una limitación en este estudio es la comparación de estos resultados con la literatura anterior sobre mercados emergentes y el mercado hindú. Las pruebas en este documento se han centrado en el mercado de valores de la India, donde los rendimientos son más volátiles que los otros mercados desarrollados; por lo que los datos de las acciones pueden ser demasiado ruidosos para obtener una interpretación clara. Esta alta volatilidad puede tener muchas implicaciones para las pruebas de los modelos de valoración de activos.

De otro lado, Huynh (2017) prueba los modelos de precios de activos condicionales en los mercados internacionales en valor, impulso y la anomalía COMBO de Asness, Moskowitz y Pedersen (2013) (AMP). El estudio encuentra que la incorporación de instrumentos para capturar la variación temporal en la exposición al riesgo puede reducir significativamente el sesgo en el alfa incondicional documentado en estudios internacionales recientes. En particular, el uso del enfoque de regresión de variables instrumentales de Boguth Carlson, Fisher y Simutin (2011) para estimar el modelo condicional de Fama-French puede explicar con éxito los rendimientos de las carteras de COMBO en América del Norte, Europa, Japón y el mercado global. Además, la instrumentación del modelo Fama-French global con betas de componentes

retrasados puede reducir el 50-50 COMBO alfa incondicional del AMP en un 11-72 %, lo que apunta a la eficacia de esta variable instrumental en los mercados internacionales.

Asimismo, hay anomalías que representan un desafío para la teoría de la tasación de activos existente como las que documenta Jegadeesh y Titman (1993) que la rentabilidad de las estrategias de inversión de impulso que aprovechan las tendencias históricas de los precios de las acciones mediante la compra de acciones ganadoras, aquellas que se han desempeñado bien durante el último año y, al mismo tiempo, vendieron en corto los perdedores, aquellas que obtuvieron los peores rendimientos durante el año. También hay evidencia de que las acciones de valor (las que tienen una alta relación *book-to-market*) superan a las acciones de crecimiento (las que tienen una baja relación de *book-to-market*). Y como recientemente, Asness et al. (2013) [en adelante, AMP] encuentran que una estrategia simple de 50-50 COMBO que invierte igualmente en carteras de impulso y valor produce rendimientos promedio inclusive más persistentes y estables en los mercados de Estados Unidos, Japón y Europa. Curiosamente, esta estrategia también es rentable en Japón, donde el rendimiento de las carteras en impulso es insignificante. Los últimos estudios internacionales de precios de activos encuentran que el modelo incondicional de Fama-French no puede explicar los retornos de tamaño, valor y portafolios de impulso (por ejemplo, Griffin, 2002; Fama y French, 2012; Karolyi y Wu, 2014). Sin embargo, la literatura de precios de activos de Estados Unidos sugiere que el alfa incondicional está sesgado hacia arriba debido a betas variables en el tiempo, y los modelos de fijación de precios de activos tienen mayor poder explicativo cuando esta variación de tiempo se estima con variables instrumentales (por ejemplo, Jaganathan y Wang, 1996; Boguth y Alabama, 2011; Choi, 2013; Cederburg y O'Doherty, 2016).

Huynh (2017) hace una serie de contribuciones a la literatura internacional. Primero, evalúa la eficacia de las estimaciones condicionales en los mercados internacionales. Segundo, e igualmente importante, ofrece el primer examen del poder explicativo de Boguth et al. (2011) LC Betas en mercados fuera de los Estados Unidos debido a la escasez de orientación sobre la elección de variables instrumentales en mercados internacionales, nuestro examen de LC Betas tiene implicaciones importantes para futuros estudios internacionales de precios de activos. Tercero, tanto en la literatura de Estados Unidos como en la internacional, se comprueba si el método de regresión de variables instrumentales puede explicar los rendimientos de la anomalía COMBO recientemente documentada de AMP. Finalmente, mientras que AMP investiga la rentabilidad de una cartera simple de 50-50 COMBO en Estados Unidos, Reino Unido, Europa y Japón, extendemos el examen a una gama de carteras de COMBO posibles (de 10-90 a 90-10 combinaciones) en 23 mercados desarrollados.

Huynh (2017) encontró que si bien las carteras de 50 a 50 COMBO producen alfas significativos en los mercados regionales, otras combinaciones de impulso y las carteras de valores también son rentables. Además, la instrumentación del modelo de precios de activos de Fama-French con LC betas puede reducir los 50 a 50 COMBO

alfas incondicionales de AMP entre un 11 % y 72 %. Estos hallazgos indican que las versiones beta de LC contienen información útil sobre precios que ayuda a aumentar el poder explicativo de los modelos de precios de activos en los mercados internacionales. Finalmente, utiliza el enfoque de las variables instrumentales para estimar el Fama condicional. El modelo francés puede explicar la anomalía de COMBO en América del Norte, Europa, Japón y el mercado global compuesto. Investigaciones posteriores muestran que el poder explicativo del modelo condicional Fama-French podría atribuirse principalmente al hecho de que captura con éxito la variación temporal en factores beta de valor y riesgo de mercado. En general, según los hallazgos empíricos de este documento se suman a defender el papel importante de la estimación condicional de los modelos de valoración de activos.

Lewellen y Nagel (2006) indican que el CAPM condicional se mantiene periodo por periodo, y que la variación temporal en el riesgo y los rendimientos esperados pueden explicar por qué falla el CAPM incondicional (por ejemplo, Jensen, 1968; Dybvig y Ross, 1985; Jagannathan y Wang, 1996). En este artículo, Lewellena y Nagel argumentan que la variación en las betas y la prima de capital tendrían que ser inverosímilmente grandes para explicar anomalías importantes en la valoración de activos, como el impulso y la prima de valor. También proporciona una nueva prueba simple del CAPM condicional utilizando estimaciones directas de alfas y betas condicionales de las regresiones de ventana corta, evitando la necesidad de especificar información de condicionamiento. Por ello al decir que el alfa condicional de una acción (o error de precio) podría ser cero, cuando su alfa incondicional no lo es, si su versión beta cambia con el tiempo y se correlaciona con la prima de capital o con la volatilidad del mercado, es decir, la cartera de mercado podría ser condicionalmente eficiente en cuanto a la variación en todos los periodos, pero, al mismo tiempo, no en la frontera eficiente sin efecto de la variación en función de la diferencia (Hansen y Richard, 1987).

Varios estudios recientes sostienen que las betas varían en el tiempo, de hecho, ayudan a explicar el tamaño de la prima por riesgo. Zhang (2005) desarrolla un modelo en el que las acciones positivamente correlacionadas con factores macroeconómicos son más riesgosas en las recesiones implicando una prima de riesgo mayor. Jagannathan y Wang (1996), Lettau y Ludvigson (2001), Santos y Veronesi (2006), y Lustig y Van Nieuwerburgh (2005) muestran que acciones con pequeña capitalización de mercado (market capitalization) y altas ratios *book-to-market* varían de una manera más intensa con el ciclo económico, lo cual explicaría en gran medida el por qué esas acciones tienen alfas incondicionales positivas. En ese sentido, las pruebas muestran que el CAPM condicional funciona casi tan mal como el CAPM incondicional, consistente con sus resultados analíticos.

El cuestionamiento sobre la capacidad del CAPM condicional para explicar realmente las anomalías de la valoración de activos, ya sea en principio o en la práctica, radica en dos componentes: primero, se argumenta que si el CAPM condicional real-

mente cumple se deberían esperar solo pequeñas desviaciones respecto del CAPM incondicional, mucho más pequeñas que las observadas empíricamente. En segundo lugar, proporciona evidencia empírica directa de que el CAPM condicional no explica los efectos *book-to-market* y de momento. Así, los errores observados en los precios de las acciones son demasiado grandes para ser explicados por la variación del tiempo en la estimación de la beta. El CAPM condicional no explica anomalías en la valoración de activos como el ratio *book-to-market*. Analíticamente, si se mantiene el CAPM condicional, las desviaciones del CAPM incondicional dependen de las covarianzas entre betas, la prima de riesgo de mercado y la volatilidad del mercado. Y para parámetros plausibles, las covarianzas son simplemente demasiado pequeñas para explicar los grandes errores de precios incondicionales.

Asimismo, Nagel y Singleton (2009) indican que varios modelos de rendimientos de acciones basados en el consumo se evalúan utilizando un conjunto óptimo de carteras administradas y las restricciones de momento condicional implícitas, no logran captar las características clave de las primas de riesgo en los mercados de acciones. Para llegar a estas conclusiones, los autores abordan dos cuestiones metodológicas que son fundamentales para evaluar la bondad de ajuste de los modelos de valoración de activos en los que el factor de descuento estocástico (SDF) es una función condicionalmente afin de un conjunto de factores de riesgo con precios. Primero, muestran que hay un estimador de GMM óptimo para esta clase de SDF. Es decir, hay una variedad de instrumentos que conducen al estimador más eficiente dentro de una clase que abarca prácticamente todos los estimadores GMM utilizados hasta la fecha para evaluar el ajuste de los modelos de factores condicionalmente afines.

En segundo lugar, para el caso (a menudo relevante) en el que un investigador está proponiendo una SDF generalizada en relación con algún modelo nulo, muestran que existe una opción óptima de carteras administradas para usar en la prueba de nulidad con respecto a la alternativa propuesta. La forma de la elección óptima de las carteras se deriva directamente de las pruebas de nulidad y multiplicador de Lagrange más poderosas (localmente) de la especificación alternativa de la SDF.

El uso de restricciones condicionales de momento en la estimación y evaluación de modelos de valoración de activos en los que el SDF es una función condicionalmente afin de un conjunto de factores de riesgo. Hace dos avances metodológicos: primero, desarrolla e implementa un estimador de GMM óptimo para esta clase de modelos. Por lo tanto, proporciona una guía para elegir entre la gran variedad de instrumentos posibles al configurar estimadores GMM. En segundo lugar, muestra que existe una opción óptima de carteras administradas para usar en la prueba de una especificación generalizada de un SDF en comparación con un modelo nulo más parsimonioso.

La aplicación de estos métodos a varios modelos basados en el consumo en la literatura produce varios resultados interesantes, que incluyen: (i) se puede obtener una eficiencia considerable al emplear el estimador de GMM óptimo, y (ii) el uso de restricciones de momentos condicionales y el GMM óptimo conduce a resultados muy



diferentes, sobre el ajuste de varios modelos basados en el consumo. Si bien este modelo parece funcionar bastante bien al ajustar la sección transversal de los rendimientos promedio de las carteras de tamaño de su ratio *book-to-market* en las pruebas basadas en restricciones de momento incondicionales, no logran igualar la variación en los momentos condicionales de rendimiento. Por ello la metodología permite mostrar de manera transparente que los pequeños errores de precios promedio ocultan enormes variaciones de tiempo en los errores de precios condicionales.

## 1.1 Hipótesis de investigación

La hipótesis de investigación será:

- **Ho:** El (C)CAPM no captura mejor que el CAPM (clásico) el comportamiento de los retornos de los activos financieros en mercados emergentes.
- **H1:** El (C)CAPM captura mejor que el CAPM (clásico) el comportamiento de los retornos de los activos financieros en mercados emergentes.

## 2. Desarrollo de la investigación

En la literatura financiera existen tres enfoques de asset pricing: factor de descuento estocástico, frontera media-varianza, y representación  $\beta$  (Roll, 1977; Ross, 1978; Dybvig y Ingersoll, 1982; Hansen y Richard, 1987). Todos estos enfoques buscan responder las variables económicas que explican el comportamiento del precio de los activos financieros. Desde el punto de vista empírico, estos enfoques consideran como variable explicada el rendimiento del activo en lugar de su precio, dado que existe conceptualmente una relación inversa entre ambas variables y que el rendimiento se comporta como una variable estacionaria.

Esta investigación está enmarcada en el enfoque “representación beta”. Asimismo, este enfoque está relacionado con los modelos lineales del factor de descuento, los cuales son principalmente tres: CAPM (Sharpe, 1964; Lintner, 1965), APT -Arbitrage Pricing Theory- (Ross, 1976), y ICAPM -Intertemporal CAPM - (Merton, 1973; Campbell, 1993; Campbell and Voulteenaho, 2004).

Los estudios empíricos sobre el CAPM han demostrado su debilidad en explicar los hechos estilizados del rendimiento de las acciones para los datos de Estados Unidos (Fama y French, 1993; Cochrane, 1996; Lettau y Ludvigson, 2001; Balvers y Huang, 2009). De forma similar los datos de países emergentes sugieren que el CAPM no es el mejor modelo para explicar el comportamiento del rendimiento. Cabe mencionar que las investigaciones aplicadas a estos países son pocas (Claessens, 1995; Kristofik, 2010), lo cual sugiere que se necesita una mayor investigación en este tema. Esta debilidad del CAPM ha incentivado el desarrollo de nuevos modelos teóricos. Uno de los principales esfuerzos ha sido desarrollado por Lettau y Ludvigson (2001), quienes

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

sugieren un nuevo modelo: (C)CAPM, el cual es la unión de dos modelos: CAPM condicional y el enfoque del consumo del CAPM. Estos autores encuentran que el (C)CAPM tiene mejor performance que el CAPM en explicar los hechos estilizados de los retornos. Esta conclusión ha incentivado un conjunto de investigaciones que está creciendo en el tiempo; sin embargo, todas ellas han utilizado datos de Estados Unidos. La pregunta de investigación que surge es si el (C)CAPM podría mostrar el mismo o un mejor performance en los mercados emergentes. Esta investigación aborda esta pregunta.

*CAPM.* Este modelo sugiere que la tasa de retorno esperada de un activo  $R_i$  es la suma de la tasa de retorno del activo libre de riesgo  $R_f$  con una prima por riesgo ( $R_M - R_f$ ), la cual depende del rendimiento del mercado  $R_M$ :

$$R_i = R_f + \beta_{im}(R_M - R_f) \quad (1)$$

El fundamento microeconómico de este modelo radica en que todos los inversionistas son tomadores de precios, quienes evalúan los retornos de los activos financieros decidiendo sobre el entorno media y varianza de tales retornos en un periodo. En este modelo no existen impuestos ni costos de transacción y, además, todos los activos pueden ser transados. Finalmente, este modelo emerge como una respuesta óptima y de equilibrio en el mercado de activos. Asimismo, el CAPM hace énfasis en que el inversionista está enfocado en su inversión, en este sentido, su consumo aquí no aparece como variable relevante de análisis (Bansal et al, 2004, 2012; Parker y Julliar, 2005; Lewellen, 2006). En respuesta a esta ausencia, nace el CAPM basado en el consumo.

*Consumption-based Asset Pricing Model.* El CAPM puede ser obtenido directamente de un modelo de equilibrio parcial en el cual se asume una función de utilidad explícita del inversionista y donde el objetivo de este es suavizar su consumo en el tiempo de tal manera que maximice su utilidad. A esta forma de obtener el CAPM se le conoce como Consumption-based Asset Pricing Model porque la expresión (1) surge del enfoque del inversionista en su consumo más que en su inversión (Adam y Nicolini, 2016; Baltas y Karyampas, 2018; Barroso, et al, 2017).

*(C)CAPM.* Este modelo busca unir los dos enfoques previos. La fortaleza teórica de este enfoque radica en que relaciona la tasa de interés con las variables agregadas de la economía (por ejemplo: el consumo y el PBI). Además, este enfoque considera que las variables relacionadas a la empresa, como por ejemplo los dividendos, tamaño de activos, entre otros, son también importantes para explicar el comportamiento del rendimiento de las acciones.

En adelante, mencionaremos algunos hallazgos que caracterizan los mercados financieros internacionales en relación con el performance de los mercados de instrumentos financieros, representativos de propiedad (acciones) y deuda (bonos), fundamento de los modelos de valoración de activos.

## 2.1 Hechos estilizados del mercado internacional de acciones

Campbell (2003) indica cuatro grupos de principales hechos estilizados del mercado internacional de acciones. El primero se refiere a que los altos rendimientos o retornos promedios de las acciones (retorno de mercado) respecto de los retornos de instrumentos de deuda de corto plazo (tasa libre de riesgo como T-Bills a 3 meses) no son una característica única de las acciones en el mercado americano (Estados Unidos); incluso se verifica similares características para muchos de los países analizados (11 países en total).

El segundo es que para el periodo de la posguerra, la desviación estándar del crecimiento real del consumo nunca es más bajo que el 3 %, y la información se verifica incluso si se trata del consumo total (agregado); tanto para los demás países como para Estados Unidos.

El tercero es que la volatilidad del crecimiento de los dividendos es mucho más grande que la volatilidad del crecimiento del consumo, pero generalmente menor que la volatilidad de los retornos de las acciones, aunque con algunas excepciones.

El cuarto es que la información analizada también muestra las correlaciones entre el crecimiento del consumo real, el crecimiento de los dividendos real, y el retorno de las acciones. Por un lado, el crecimiento del consumo real y el crecimiento de los dividendos están generalmente débiles pero positivamente correlacionadas, con información trimestral. Las correlaciones del crecimiento del consumo y el de los dividendos son positivas y fuertes con información anual y en el largo plazo.

Por otro lado, las correlaciones entre las tasas de crecimiento del consumo real y los retornos sobre las acciones son bastante variables entre los países analizados. Tienden a ser altas en los países de alta capitalización de mercado.

Estos hechos estilizados plantean las siguientes preguntas de investigación: ¿Por qué el retorno real medio de mercado (acciones) es tan alto en relación con el promedio de la tasa de interés real de corto plazo? ¿Por qué la volatilidad real de los retornos de las acciones es tan alta en relación con la volatilidad de la tasa de interés real de corto plazo?

Diversas investigaciones han tratado de brindar una respuesta satisfactoria a cada una de estas preguntas; sin embargo, estas preguntas aún están abiertas. Asimismo, estas preguntas de investigación plantean la relación entre el mercado financiero y el sector real. Ante ello, algunos estudios han tratado de evaluar ambos sectores simultáneamente.

En línea con lo anterior, Campbell (2003) centra su análisis en la literatura de asset-pricing específicamente en la relación entre el precio de los activos y el consumo, sin preguntarse cómo el consumo es determinado en relación con la inversión y producción. Otros autores como Cochrane (1991, 1996) y Rouwenhorst (1995) mencionaron que el campo de investigación de asset pricing debe establecer nuevamente el énfasis en las decisiones de inversión de las empresas.

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Además, los modelos macroeconómicos estándar con producción, como Prescott (1986), implican que los precios de los activos (financieros) son extremadamente estables. La tasa de interés real iguala al producto marginal del capital, el que es afectado únicamente por shocks tecnológicos y cambios en la cantidad del capital. Cuando el modelo es calibrado para la información de Estados Unidos, la desviación estándar de la tasa de interés real es más alta solo por pocos puntos básicos. El retorno al capital es igual de estable porque el capital puede ser transformado sin costo en bienes de consumo, por lo que su precio siempre se fija en uno y la incertidumbre en el rendimiento proviene solo de la incertidumbre sobre los dividendos.

Si los modelos de ciclos económicos reales son construidos para generar retornos sobre activos volátiles, estos deben ser modificados para incluir ajustes en los costos de inversión de manera que los cambios en la demanda de capital causen los cambios en el valor del capital instalado, a pesar de los cambios en la cantidad del capital.

De otro lado, los modelos con producción también ayudan a salirse del supuesto común que el mercado de dividendos iguala el consumo, o equivalentemente, que el mercado de acciones agregado iguala el bienestar nacional total. Este supuesto es claramente inválido incluso para Estados Unidos, y es aun menos apropiado para países con mercados de acciones más pequeños.

Otro grupo de temas son los vinculados entre las diferentes economías nacionales y sus mercados financieros. Campbell trató a cada mercado de acciones de manera separada a su propio modelo de valoración de activos. Es decir, asumió que las economías nacionales son enteramente cerradas de tal manera que no están integradas en un mercado de capitales mundial.

Finalmente, la teoría en valoración de activos es importante para entender los costos en términos de bienestar que suponen las fluctuaciones macroeconómicas. La información de mercado de activos financieros revelan el trade-off entre el crecimiento promedio y la volatilidad del bienestar que es ofrecida por los mercados de activos; y ese trade-off debe reflejar las preferencias de los inversionistas. Los policy makers deben tener presente estos hechos cuando enfrentan la rivalidad entre el crecimiento económico y la estabilidad macroeconómica.

## 2.2 Análisis descriptivo

El Mercado Integrado Latinoamericano (MILA) –conformado por los países de México, Chile, Colombia y Perú– tiene once índices. Uno de los principales es el S&P MILA Andean 40, el cual ha sido diseñado para medir el comportamiento de las 40 acciones más importantes y líquidos en la región Andina (Chile, Colombia y Perú) que son transadas en el MILA. La figura 1 muestra la distribución de los rendimientos acumulados por año desde 2012 hasta 2017; así también, compara cada distribución anual con la distribución total que considera los 6 años (2012-2017). Dos principales ideas se desprenden de esta figura. La primera es que los rendimientos no

parecen tener una distribución normal. La segunda es que la distribución total de los rendimientos muestra valores extremos.

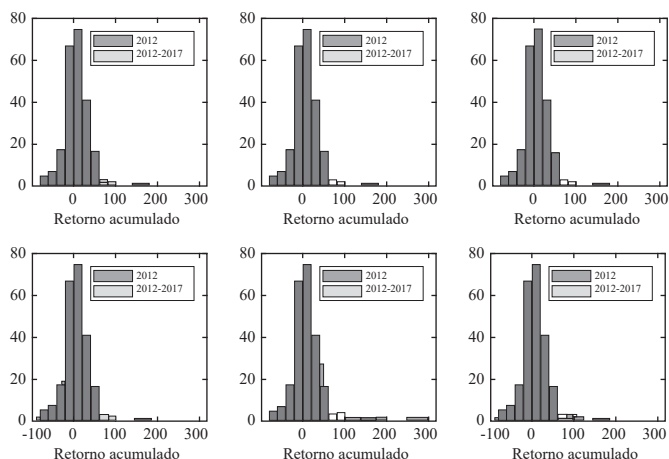


Figura 1. S&P MILA Andean 40 Index: distribución de los retornos acumulados.

**Tabla 1. S&P MILA Andean 40 Index - Estadística descriptiva**

	Promedio	Std	Skew	Kurt	Min	Per1	Per25	Mediana	Per75	Per99	Max
2012	13.6	18.9	0.8	3.4	-12.7	-12.7	-0.7	14.6	23.6	70.3	70.3
2013	-7.3	21.0	-0.6	3.8	-67.0	-67.0	-17.3	-4.5	4.3	35.6	35.6
2014	1.2	19.4	-0.8	3.6	-52.8	-52.8	-6.4	4.6	14.4	35.3	35.3
2015	-13.7	25.8	-0.8	3.5	-75.8	-75.8	-20.5	-8.4	3.9	40.2	40.2
2016	33.6	56.7	3.0	12.7	-23.6	-23.6	8.3	21.5	39.3	286.6	286.6
2017	24.3	28.4	0.0	4.5	-60.2	-60.2	7.6	23.9	37.1	97.8	97.8
2012-2017	8.4	35.0	2.7	21.8	-75.8	-72.1	-6.9	5.3	22.4	146.0	286.6

Método econométrico

**El modelo teórico nos brinda la siguiente relación:**

$$E[R_{i,t+1}] = E[R_{0,t}] + \beta_j \lambda \quad (2)$$

Donde  $\beta$  está relacionado a un conjunto de posibles variables agregadas como a nivel de la empresa que podrían explicar el rendimiento de las acciones.

En términos econométricos, se considera que  $R_t^{ei} = E[R_{i,t+1}] - E[R_{0,t}]$  y que esta variable depende de un conjunto de factores  $f_i$ :

$$R_t^{ei} = a_i + \beta_i f_i^t + s_i^t, t = 1, 2 \dots T \quad \text{para cada } i \quad (3)$$

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Este modelo es estimado por la metodología de regresión de corte transversal propuesta por Fama y MacBeth (1973). Aunque existen otras formas de estimar el modelo, la propuesta de Fama y MacBeth (1973) tiene importantes ventajas: la primera es que esta metodología es eficiente cuando se tiene series de tiempo cortas en comparación con los datos de corte transversal. La segunda es que el sesgo en pequeñas muestras es menor.

El procedimiento que seguimos para estimar el modelo es el siguiente:

1. Se procede a realizar una regresión de series de tiempo:

$$R_{i,t}^{ei} = a_i + \beta_i r_{m,t} + s_{i,t}^l \quad (4)$$

2. Se procede a realizar una regresión de corte transversal para cada periodo de tiempo:

$$R_{i,t}^{ei} = \gamma_t + \beta_i \lambda_t + \alpha_{i,t} \quad i = 1, 2, \dots, N \text{ para cada } t \quad (5)$$

Notar que en este paso ya se tiene los  $\beta$ 's del paso previo y que estos son los “nuevos datos”. El objetivo aquí es estimar el valor de  $\lambda$ , el cual es el nuevo coeficiente.

3. Se estima  $\lambda$  y  $\alpha$  como los promedio a lo largo del tiempo:

$$\hat{\lambda} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \lambda_t \quad | \quad \hat{\alpha} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \alpha_t$$

4. Cálculo de las desviaciones estándar y de la covarianza:

$$\sigma^2(\hat{\lambda}) = \frac{1}{T} \text{var}(\hat{\lambda})$$

$$\text{cov}(\hat{\alpha}) = \frac{1}{\text{cov}(\hat{\alpha})} \quad (6)$$

5. Evaluamos:

$$\hat{\alpha}' \text{cov}(\hat{\alpha}, \hat{\alpha}) \hat{\alpha}^{N-1} \chi^2$$

6. En este paso se aplica GMM (*Generalized Method of Moments*), el cual estima los parámetros haciendo que los promedios muestrales de los datos y del modelo sea lo más cercanos posible (Cochrane, 2005; Campbell, 2018).

La figura 2 muestra la estimación del CAPM para cuatro índices del MILA. Los resultados indican que a medida que el  $\beta$  se incrementa, el retorno esperado es mayor. Esto está en línea con lo sugerido por el CAPM: mayor riesgo ( $\beta$ ), mayor retorno. Estos resultados están en línea con Lettau y Ludvigson (2001), quienes hacen uso de modelos condicionales para evaluar los modelos CAPM y el (C) CAPM (Consumo CAPM). La variable usada como condicional es la relación (en logaritmos) consumo-riqueza. Incluye la novedad de desarrollar el modelo de tres factores

de Fama-French, mientras que el CAPM solo desarrolla un factor. Este modelo de tres factores opera con portafolios clasificados por tamaño y características específicas del ratio *book-to-market*.

Cabe mencionar que el periodo de evaluación corresponde al último trimestre de 1952 hasta el último trimestre de 1998 (185 observaciones para cada variable considerada). Sin embargo, Fama-French sostienen que los modelos CAPM y (C) CAPM han fallado en poder explicar la dinámica de las rentabilidades de los portafolios, específicamente la diferencia de rentabilidades entre portafolios con altos y bajos ratios de capital contable al mercado (*book-to-market equity ratios*). Por ello, este par propone su modelo de tres factores, donde muestran un “Beta de mercado” más ampliado, considerando dos portafolios de comparación (mimicking portfolio), que capturan mucho mejor una fuerte variación común en los retornos esperados.

Además, un conjunto de investigadores no están convencidos que los *mimicking portfolios* logren capturar el riesgo no diversificable (esto es, del tipo macroeconómico). Y para el 2001, los modelos con variables macroeconómicas como factores de riesgo, no lograban explicar de forma significativa la variación de los rendimientos en activos, de ahí la desconfianza de Lettau y Ludvigson.

La figura 3 muestra la relación entre el retorno esperado por el modelo CAPM y el retorno observado. La idea que emerge de estos resultados es que el modelo CAPM no captura el comportamiento de los retornos observados para los cuatro índices. Ante esto, Lettau y Sydney (2001) plantean un modelo (C) CAPM con parámetros que varían en el tiempo, escalados respecto a una variable proxy de la relación (en logaritmo) consumo-riqueza.

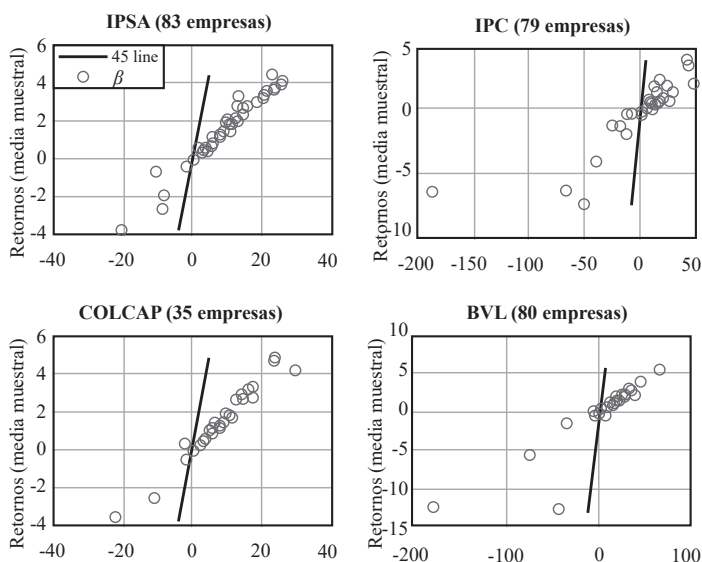


Figura 2. Estimación de los  $\beta$ s

Esta versión escalada multifactorial de los modelos CAPM permite explicar mayor parte de la variabilidad transversal en una muestra de portafolios clasificados de acuerdo a tamaño y ratios de *book-to-market* en comparación con sus versiones anteriores. Potencia la explicación de la prima de valor: los portafolios con ratios más altos de ratios *book-to-market* tienen rendimientos más correlacionados con factores de consumo escalados, y viceversa.

Otra fortaleza de la propuesta de Lettau y Sydney (2001) es que elimina el tamaño residual y los efectos de ratios *book-to-market* que pertenecen a un típico modelo CAPM. Estos autores concluyen que la prima de valor es atribuible al mayor riesgo no diversificable de los portafolios de altos ratios *book-to-market* y no solo a elementos ajenos al riesgo, como las características de la empresa o selección de sesgos del inversionista.

El reescalado en el modelo (C)CAPM supone la necesidad de contar con modelos de más de un factor (como el de Fama y French) para explicar el rendimiento esperado de acciones; sin embargo, como la mayoría de los modelos multifactor, estos se eligen sin tener un marco teórico económico profundo (prevalece la matemática sobre los conceptos). Los datos sugieren que versiones modificadas del CAPM, del tipo multifactor, pueden explicar gran parte de la variabilidad del tipo transversal en los retornos esperados de las acciones.

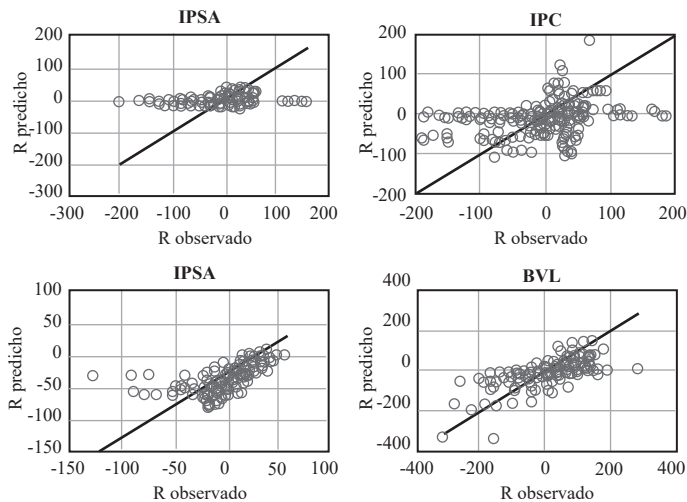


Figura 3. Comparación entre el retorno predicho por el CAPM y el observado

#### 4. Conclusiones y recomendaciones

El principal modelo utilizado en finanzas tanto en el ambiente académico como en el práctico es el CAPM (Capital Asset Pricing Model) (Sharpe, 1964; Lintner, 1965). Los primeros resultados empíricos de este modelo brindaron soporte a una de sus



principales conclusiones: el portafolio de mercado es media-varianza eficiente (ver Black et al. 1972; Fama y MacBeth, 1973). Sin embargo, durante los últimos años, este modelo ha perdido soporte empírico debido a que no ha podido explicar numerosas regularidades del rendimiento de las acciones cuando se considera datos de corte transversal (Shanken, 1985; Fama y French, 1992). Ante esta dificultad, la literatura en finanzas ha propuesto diferentes modelos teóricos con fortalezas, por un lado, y debilidades por el otro. Asimismo, todos estos modelos han sido evaluados con datos de economías desarrolladas como Estados Unidos y dejan abierta la pregunta si estos modelos también superan las dificultades del CAPM en economías emergentes, cuyos sistemas financieros son distintos. Este trabajo busca contribuir con brindar conclusiones que sirvan para cerrar esta brecha de investigación.

Los resultados del presente documento de investigación sugieren entonces que los modelos (C)CAPM y CAPM tampoco son verificados con data de los mercados emergentes, tanto integrados (MILA), como individuales (país por país). Esto se puede observar en la figura 3, la cual indica claramente que el retorno predicho para IPSA, IPC, COLCAP, y BVL no se ajusta el retorno observado. Con ello se acepta la hipótesis nula ( $H_0$ ) planteada al inicio de la investigación.

Profundizando en las conclusiones podemos mencionar tres principales ideas que emergen de esta investigación. La primera es que el modelo CAPM para los índices del MILA no es el mejor modelo de evaluación de precio de los activos financieros (ver figura 3 en el cual se muestra que el retorno estimado está muy lejos de capturar el comportamiento de los retornos observados). La segunda es que el modelo CAPM si captura la relación riesgo-retorno para los índices del MILA. Esto se observa en la figura 2, en el cual se muestra la estimación de los  $\beta$ 's, que indica que la relación riesgo-retorno es positiva tal como la teoría de portafolio y CAPM sugieren. Finalmente, de todo lo anterior, la evidencia empírica para los países del MILA sugiere que es necesario un modelo de precios de activos que contenga otros factores de riesgo con el fin de capturar mejor el comportamiento de los retornos en los mercados internacionales. Esto a su vez representa una línea de investigación futura.

## Referencias bibliográficas

- Adam, K., Marcet, A., and Nicolini, J. P. (2016). Stock market volatility and learning. *Journal of Finance*, 71(1):33-82.
- Baltas, N. and Karyampas, D. (in press, 2018). Forecasting the equity risk premium: the importance of regime-dependent evaluation. *Journal of Financial Markets*.
- Barroso, P., Boons, M., and Karehnke, P. (2017). Time-varying predictability of consumption growth, macro-uncertainty, and risk premiums. Available at SSRN: [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=2933449](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2933449)

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Balvers, R., and Huang, D. (2009). Money and the C-CAPM. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 44(2), 337-368.

Black, Fischer, Michael Jensen, and Myron Scholes, 1972, The capital asset pricing model: Some empirical tests, in Michael Jensen, ed.: *Studies in the Theory of Capital Markets* (Praeger, New York).

Bansal, Ravi and Amir Yaron, 2004, Risks for the long run: A potential resolution of asset pricing puzzles, *The Journal of Finance* 59, 1481-1509

Bansal, Ravi, Dana Kiku, and Amir Yaron, 2012, An empirical evaluation of the long-run risks model for asset prices, *Critical Finance Review* 1, 183-221

Campbell, John Y., 1993, Intertemporal asset pricing without consumption data, *American Economic Review* 83, 487-512.

Campbell, J., Andrew W. Lo, and A. Craig MacKinlay (1997). *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton Press.

Campbell, J., and Vuolteenaho, T. (2004). Bad Beta, Good Beta. *The American Economic Review*, 94(5), 1249-1275.

Campbell, J. (2018). *Financial Decisions and Markets*. Princeton Press.

Cochrane, John H., 1996, A cross-sectional test of an investment-based asset pricing model, *Journal of Political Economy* 104, 572-621.

Cochrane, John H. (2005). *Asset Pricing (Revised Edition)*. Princeton Press.

Claessens, S. (1995). The Emergence of Equity Investment in Developing Countries: Overview. *The World Bank Economic Review*, 9(1), 1-17.

Dybvig, P., and Ingersoll, J. (1982). Mean-Variance Theory in Complete Markets. *The Journal of Business*, 55(2), 233-251.

Lettau, M., and Ludvigson, S. (2001). Resurrecting the (C)CAPM: A Cross-Sectional Test When Risk Premia Are Time-Varying. *Journal of Political Economy*, 109(6), 1238-1287

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*, 47(1), 13-37.

Fama, E. F., and K. R. French. 1992. The Cross-Section of Expected Stock Returns. *Journal of Finance* 47:427-465.

- Fama, Eugene F., and J. MacBeth, 1973, Risk, return, and equilibrium: Empirical tests, *Journal of Political Economy* 71, 607-636.
- Fama, Eugene F., and Kenneth R. French, 1993, Common risk factors in the returns on stocks and bonds, *Journal of Financial Economics* 33, 3-56.
- Hansen, Lars P., and Scott Richard, 1987, The role of conditioning information in deducing testable restrictions implied by dynamic asset pricing models, *Econometrica* 55, 587-613.
- Kristofik, Peter (2010). Application of CAPM for investment decisions in emerging countries, mimeo.
- Merton, Robert C., 1973, An intertemporal capital asset pricing model, *Econometrica* 41, 867- 887.
- Lewellen, Jonathan and Stefan Nagel, 2006, The conditional capm does not explain asset-pricing anomalies, *Journal of Financial Economics* 82, 289-314
- Parker, Jonathan A and Christian Julliard, 2005, Consumption risk and the cross section of expected returns, *Journal of Political Economy* 113, 185-222
- Piazzesi, Monika, Martin Schneider, and Selale Tuzel, 2007, Housing, consumption and asset pricing, *Journal of Financial Economics* 83, 531-569
- Ross, S. A. 1976. The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing. *Journal of Economic Theory* 13:341-60.
- Ross, Stephen A., 1978, A simple approach to the valuation of risky streams, *Journal of Business* 51, 453-475.
- Roll, Richard, 1977, A critique of the asset pricing theory's tests: Part I, *Journal of Financial Economics* 4, 129-176.
- Singleton K. J. (2006). *Empirical Dynamic Asset Pricing*. Princeton Press.
- Shanken, J. 1985. Multivariate Tests of the Zero-Beta CAPM. *Journal of Financial Economics* 14:327-348.
- Sharpe, W. F. (1964), CAPITAL ASSET PRICES: A THEORY OF MARKET EQUILIBRIUM UNDER CONDITIONS OF RISK. *The Journal of Finance*, 19: 425-442.

# Índice multidimensional del riesgo académico en los estudiantes universitarios de la FIEECS-UNI

Alipio Ordoñez Mercado<sup>1</sup>  
José Saavedra Pacheco<sup>2</sup>

## Resumen

En este trabajo se determina el impacto del riesgo académico sobre el rendimiento académico, para ello se construye una escala para calcular el índice multidimensional del riesgo académico, mediante la técnica estadística del análisis de factores, logrando explicar al 83.274 % de la variación total y está conformado por seis dimensiones y 42 ítems. La dimensión más importante, recae en las actitudes personales del estudiante (X1), seguida del apoyo familiar (X2) y el dominio docente (X3). El impacto del riesgo académico sobre el rendimiento es inverso y significativo alcanza una correlación lineal de  $r = -0,214$ , y que se traduce en la disminución de 0,191 puntos en el rendimiento académico por cada punto en el riesgo académico. También se determinó, que la dimensión del dominio docente (X3) tiene un impacto altamente significativo e inverso en el rendimiento académico del estudiante, cuantificado en una disminución de 0.255 por cada punto del dominio docente.

Palabras clave: riesgo académico, escala del riesgo académico, Índice Multidimensional del Riesgo Académico, análisis factorial, regresión lineal.

## Abstract

In this paper, the impact of academic risk on academic performance is determined, for this a scale is constructed to calculate the multidimensional index of academic risk, by means of the statistical technique of factor analysis, managing to explain 83.274%

---

<sup>1,2</sup> Escuela Profesional de Ingeniería Estadística, Facultad de Ingeniería Económica, Estadística y Ciencias Sociales UNI.

of the total variation and is conformed by 06 dimensions and 42 items. The most important dimension falls on the personal characteristics of the student (X1), followed by family support (X2) and the teacher domain (X3). The impact of academic risk on performance is inverse and significant reaches a linear correlation of  $r = -0.214$ , and that translates into a decrease of 0.191 points in academic performance for each point in academic risk. It was also determined that the dimension of the teacher domain (X3) has a highly significant and inverse impact on the academic performance of the student, quantified in a decrease of 0.255 for each point of the teacher domain.

Keywords: Academic Risk, Scale of Academic Risk, Multidimensional Index of Academic Risk, Factorial Analysis, Linear Regression.

## Introducción

Actualmente, en casi todas las actividades que realizan los seres humanos se encuentra cierto patrón de cambios; es decir, no obedecen a leyes rígidas o estáticas de cumplimiento estricto, por el contrario todo proceso que rodea al hombre –sean estos procesos naturales o artificiales– se ven afectados por diversos factores, de ahí que la incertidumbre esté presente en todos estos procesos. En el campo educativo es común encontrar procesos cuya realización está sujeto a un grado de incertidumbre, y desde luego existe un riesgo de que ocurra algún imprevisto, y que hace que no se cumpla lo planificado. En particular, si analizamos la labor universitaria, encontraremos muchos procesos dentro de un periodo académico como los horarios de clase, la asistencia a clases, la aprobación de un examen, la graduación del alumno, y muchos otros, cuyo cumplimiento no se realiza como fue programado y presupuestado, debido a factores imprevistos. No obstante, la probabilidad de que el proceso de enseñanza y aprendizaje en la universidad se paralice es baja, y más bien puede tener algún retraso. Entre los principales actores del sistema universitario se encuentran los estudiantes, quienes tienen que lidiar cotidianamente con el riesgo de que los procesos de enseñanza y aprendizaje no se realicen como se espera y enfrentan diversos indicadores que reducen su rendimiento académico, la relación entre estos indicadores son complejos y caóticos, y tiene un impacto perjudicial sobre la probabilidad de completar su formación profesional con éxito. En muchas universidades ya es muy común hablar entre los estudiantes, profesores, autoridades y padres de familia, de que un estudiante está en una “BICA”, para referirse que ha desaprobado una asignatura por segunda vez (riesgo académico), y que su formación académica se halla en peligro de no concluir, y que en estos tiempos la mayoría de universidades se ven en la obligación de ofrecerles un programa de tutoría que involucre la asignación de un docente tutor, un especialista en psicología, y otro en trabajo social, a fin de salir de esa condición alarmante. Una situación de mayor gravedad se da cuando el alumno desaprueba tres veces un curso y por lo tanto se halla en una situación de “TRICA”, y debe ser suspendido temporalmente, al cabo del cual, se le da una oportunidad de salir de esta condición,

en el caso contrario será separado definitivamente de la universidad. Una situación extrema se da cuando un estudiante se halla en “CUATRICA”, es decir el alumno ha desaprobado una asignatura en cuatro veces, y las normas universitarias señalan que debe ser separado definitivamente de la universidad. Ante esta situación es sumamente importante detectar a tiempo, que alumnos pueden estar involucrados en estos eventos, y que factores contribuyen para caer en esta situación, a fin de ofrecerle el apoyo necesario para no intensificar negativamente su situación académica y por el contrario salir de la situación de riesgo. La definición y medición del “Riesgo Académico”, ha sido abordado por varios autores entre los cuales se mencionan a: Webster (1828), Lawrence (1976), Porta et al. (2014), Wilson y Crouch (1982), Hansson (1993), Hansson (2004), Hansson (2005), Sotic y Rajic (2015) y Hansson (2005), los enfoques dependen del área en la se aplica. En este trabajo se adapta la definición de los últimos dos autores mencionados, de manera que el riesgo académico es considerado como el valor esperado estadístico de los eventos no deseados que pueden o no pueden ocurrir. Bajo esta acepción los efectos de los factores de riesgo se comparan y se puede decir qué es mejor y qué es peor en términos de valor esperado estadístico. Por ejemplo: el riesgo total de tener un bajo rendimiento académico preuniversitario, es más alto que el de pertenecer a una familia de recursos económicos bajos, que pueden ocasionar un rendimiento bajo en la universidad. Técnicamente, el valor esperado estadístico de un evento no deseado se obtiene de sumar el producto de la probabilidad y alguna medida de la severidad del evento.

Para llevar a cabo este estudio, se ha establecido como población objetivo al número total de alumnos declarados en riesgo académico en la Facultad de Ingeniería Económica, Estadística y Ciencias Sociales, pues en aplicación de la RR 0477 del 21 de abril de 2017, a dichos alumnos se brinda en forma obligatoria un programa de tutoría el cual aborda un reforzamiento académico, asistencia psicológica y asistencia social, que es necesario evaluar entre otros indicadores a fin de lograr salir de la categoría de alumnos en riesgo y retomar sus estudios dentro de la normalidad posible. Para el periodo lectivo 2018 se identificaron 214 alumnos, de los cuales 90 acudieron a dicho programa en forma regular, y 41 en forma muy irregular y no completaron las asistencias psicológicas y sociales que se ofrecieron. De este modo la muestra está conformada por  $n = 90$  estudiantes, a quienes se les aplicó el instrumento formulado y validado.

## **Medición del riesgo académico**

En esta sección se formula la medición del riesgo académico bajo un enfoque multidimensional, y según la definición adaptada para este fin se establecen grupos de indicadores que explican el proceso de enseñanza y aprendizaje de los alumnos declarados en riesgo, los cuales deben satisfacer, por un lado, los aspectos normados en la Universidad Nacional de Ingeniería, que establece brindar la ayuda obligatoria a los

estudiantes declarados en riesgo académico, en los tres aspectos: académico, psicológico y asistencia social (art.9 de la RR 0477-2017); de otro lado, según la literatura especializada se considera las contribuciones de autores como Tangaraju et al. (2013), Lozano (2003), Barrero et al. (2015), Roldan et al. (2016), quienes concluyeron que las dimensiones académicas, personales, familiares e institucionales tienen un impacto significativo en el rendimiento de los estudiantes universitarios. Por su parte, López y Rosas (2014) concluyen que la dimensión social es importante porque presta el apoyo emocional, la motivación y el clima para que el estudiante logre integrarse al ambiente académico. Otra componente para medir el riesgo académico según los argumentos de Armenta et al. (2007) y Chau y Vilela (2017), recae en la dimensión Salud, cuyos indicadores: salud general, física y mental son muy necesarios para acompañar el éxito académico del estudiante. Por tanto para este estudio se ha formulado seis dimensiones y 42 ítems, denominados P1, P2 ,....., P39, ..., los cuales conforman la preguntas del cuestionario que se describe en la tabla 1.

**Tabla 1**  
**Formulación de las dimensiones e ítems del riesgo académico**

DIMENSIONES	DENOMINACIÓN DE ÍTEMS	Nº ÍTEMS
Dimensión 3: X3= Dominio docente: conocimiento y destreza para actividades lectivas	P1,P1,P3,P4,P5,P6,P7, y P37	7
Dimensión 1: X1= Actitud personal: actitudes del estudiante para enfrentar las actividades lectivas	P19,P23,P24,P25,P26,P27,P28,P29, P30,P32, Y P33	11
Dimensión 5: X5=Salud física y mental: condiciones físicas y mentales para enfrentar las actividades lectivas.	P40, P41, P42, P43, P44, Y P45.	6
Dimensión 2: X2=Apoyo familiar: armonía, interés y buen clima en el hogar para el estudiante.	P15,P16,P17,P18,P19,P20,P21, P38,P39 y P47	9
Dimensión 6 : X6=Ayuda económica: Facilidades económicas para dotar de recursos y materiales de estudio en el hogar en el hogar	P11,P12,P13,P14, y P36	5
Dimensión 4: X4=Estrategias académicas: horarios, ambientes, tiempos y tipo de evaluaciones programadas.	P7,P8,P9, y P10	4
Total : IMRA= Riesgo Académico		42

Con respecto al uso de la técnica estadística del análisis de factores en la construcción de escalas para medir algunos procesos educativos, antecedentes bibliográficos se encuentran en los trabajos de Lindheimer (2011), quien estudia la retención del estudiante. Cassidy (2016), por su lado, construye la escala para medir la resiliencia académica; pero aún no se formula un índice multidimensional que pueda medir tales procesos educativos y en particular el riesgo académico.

## Confiabilidad y validación del instrumento

Antes de la aplicación del instrumento de medición del riesgo académico denominado Escala de Medición del Riesgo Académico (EMRA42), se realizó una encuesta piloto a 10 estudiantes en riesgo a fin de determinar el grado de precisión o exactitud de medida con que se realizará el estudio; de manera que si se aplica nuevamente el instrumento se debe encontrar los mismos resultados. A continuación, se utilizó el coeficiente “ $\alpha$ ” de Cronbach para calcular el índice de consistencia interna del cuestionario, dicho coeficiente es calculado por la siguiente ecuación:

$$\alpha = \frac{K}{K-1} \left[ 1 - \frac{\sum S_i^2}{S_t^2} \right] \quad (01)$$

Donde:

K es el número de ítems del instrumento,

$S_t^2$  es la varianza total del instrumento,

$\sum S_i^2$  es la sumatoria de las varianzas de los ítems

Conforme exista mayor homogeneidad en las respuestas dentro de cada ítem, mayor será el coeficiente alfa de Cronbach.

No obstante, existe otra alternativa para calcular este coeficiente, que es hacer un cálculo basado en las correlaciones lineales entre los ítems. Esta otra modalidad se determina por la siguiente ecuación:

$$\alpha = \frac{np}{1 + p(n-1)} \quad (02)$$

Donde:

n: Número de ítems

p: Promedio de las correlaciones lineales entre cada uno de los ítems.

Para interpretar el coeficiente de consistencia interna de Cronbach, se usará la graduación propuesta por Palella y Martins (2012), quienes formulan los criterios para interpretar un coeficiente de confiabilidad. La aplicación de dicha propuesta arroja los resultados que se presenta en la tabla 2:



**Tabla 2**  
**Confiabilidad del instrumento**

Dimensión	Alfa de Cronbach	Nº de ítems
X1= Actitud Personal	0,965	11
X2= Apoyo Familiar	0,955	9
X3 = Dominio Docente	0,960	7
X4= Estrategias Académicas	0,963	4
X5= Salud Física y Mental	0,894	6
X6= Ayuda Económica	0,921	5
Total= X: Riesgo Académico	0,980	42

Fuente: Elaboración propia

De la revisión de los coeficientes de las dimensiones –y a nivel global– se observa que se encuentran próximos de la unidad, lo que se significa que son muy confiables para medir al riesgo académico.

Para validar el instrumento usaremos la validación por constructo, es decir, mediante una buena definición teórica de la variable, a través de los distintos indicadores de las dimensiones propuestas. Existen dos alternativas de hacerlo, aquí se usa la correlación de cada una de las dimensiones con la variable teórica formulada, y evaluada mediante el coeficiente “ $\alpha$ ” de Cronbach, el cual alcanza un valor muy alto de  $\alpha = 0.980$ . Entonces se acepta que la operacionalización realizada es buena para medir la variable teórica del riesgo académico. La matriz de correlaciones lineales entre los puntajes de las dimensiones y el total que se atribuye al riesgo académico se presenta en la tabla 3.

**Tabla 3**  
**Correlaciones lineales entre las dimensiones y el puntaje total**

	x	x1	x2	x3	x4	x5	x6
x	1	,887**	,908**	,980**	,830**	,945**	,711*
x1	,887**	1	,680*	,855**	,668*	,867**	,508
x2	,908**	,680*	1	,873**	,715*	,869**	,644*
x3	,980**	,855**	,873**	1	,824**	,895**	,727**
x4	,830**	,668*	,715*	,824**	1	,708*	,457
x5	,945**	,867**	,869**	,895**	,708*	1	,609*
x6	,711*	,508	,644*	,727**	,457	,609*	1

\*\* La correlación es significativa en el nivel 0,01 (unilateral).

\* La correlación es significativa en el nivel 0,05 (unilateral).

Fuente: Elaboración propia

De esta forma el instrumento resulta confiable y es validado para medir la variable teórica “riesgo académico”. El modelo gráfico se presenta en la figura 1.

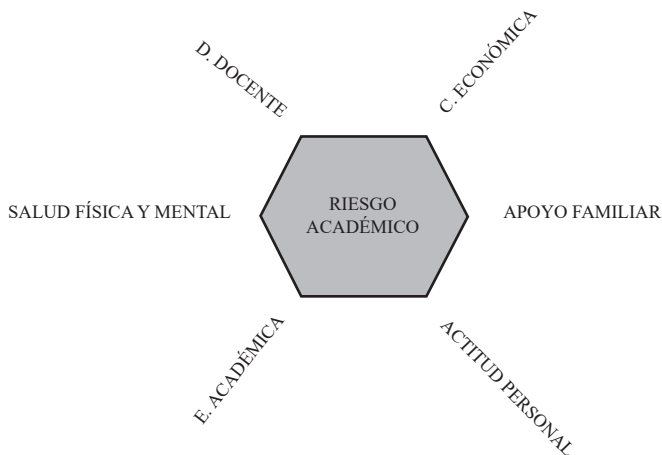


Figura 1. Dimensiones del riesgo académico  
Fuente: Elaboración propia.

## Índice multidimensional del riesgo académico

La aplicación de la técnica del análisis factorial exploratorio –siguiendo las pautas recomendadas por De la Puente (2011), Peña (1987) y Kaiser (1958)–, permiten identificar las ponderaciones de cada dimensión y de cada ítem dentro de cada dimensión, para luego determinar los puntajes respectivos con los cuales se determinará el índice multidimensional del riesgo académico, los mismos que se presentan en la tabla 4.

Al extraer los seis factores que tienen más de dos ítems saturados, se logra explicar la variable teórica del riesgo académico en el 83.274 % de la variación total; y con los ítems saturados en cada una de las dimensiones, según su importancia, tanto en dimensión (tabla 5), como en cada ítem (tabla 4), se revela que la dimensión más importante es de las características personales (explica un 68.86 %), seguida de la dimensión del apoyo familiar (8.92%), y así sucesivamente.

**Tabla 4**  
**Extracción de seis factores con rotación Varimax**

Ítems	Factor		Ítems	Factores					
	1	2		2	3	4	5	6	
P28	,827		P2		,886				
P32	,825		P4		,867				
P30	,787		P3		,815				
P29	,740		P1		,812				
P25	,708		P37		,614				
P23	,672		P5		,599	,578			
P24	,658	,550	P6		,593			,442	
P27	,650		P9			,825			
P33	,603		P10			,794			
P19	,594		P7			,700			
P26	,581	,453	P8			,649			
P38		,772	P45					,838	
P39		,761	P44					,799	
P18		,688	P40					,670	
P17		,667	P43	,510				,609	
P47		,613	P42	,488				,558	
P15	,536	,596	P41	,493				,548	
P16		,566	P11			,485		,718	
P20		,488	P12			,476		,703	
P21		,486	P13					,680	
			P36		,462			,621	
			P14	,543				,607	

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser.

La rotación ha convergido en 8 iteraciones.

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 5**  
**Contribución de las dimensiones del riesgo académico**

Dimensión	Auto valor	Contribución	Ítems
X5: Personal	23,735	68.863	28;32;30;29;25;23;24;27;33,19; 26
X6: Apoyo Familiar	3.123	8.929	38;39;18;17;47;15;16;20;21
X3: Dominio Docente	2.385	6.819	2;4;3;1;37; 5;6
X4: Estrategias Académicas	2.245	6.419	9;10;7;8
X5: Salud Física y Mental	1.886	5.392	45;44;40;43;42;41
X6: Condición Económica	1.601	4.578	11;12;13;36;14
Total	34.975	100.00	

*Fuente: Elaboración propia*

Debe destacarse que la principal dimensión para tratar el problema del riesgo académico toma en cuenta el apoyo de los compañeros de clase para crear un ambiente de confianza dentro del aula de clase para los alumnos declarados en riesgo, esto significa que todo alumno que recibe tutoría no debe hacerlo de forma aislada, sino dentro de las aulas de clase, en donde su participación debe ser activa y conjunta con sus compañeros. En cuanto a la dimensión apoyo familiar, considera el ambiente apropiado para que el estudiante salga de este problema, y actúa directamente sobre la salud en general y emocional del alumno, creando un ambiente de tranquilidad y calma para enfrentar los grandes retos que exige el proceso de enseñanza y aprendizaje. El dominio docente (que incluye pedagogía, metodología, estrategia, sistemas de evaluación y trato cordial) es la tercera dimensión que explica al riesgo académico y, tradicionalmente, se cree que es la responsable del éxito o fracaso del estudiante para cumplir sus metas trazadas. La cuarta dimensión está identificada como los diversos recursos o estrategias académicas que el docente usa para mejorar el proceso de enseñanza-aprendizaje de los alumnos en general, y acentuadamente sobre los alumnos declarados en riesgo académico, recae principalmente en el tipo de exámenes, y la realización de programas de tutorías que ayuden a vencer el evento del riesgo académico. La quinta dimensión se identifica con la salud física y mental del alumno, esta describe el aspecto físico, psicológico y emocional del alumno, es decir el alumno debe cultivar la mente sana en cuerpo sano para poder acompañar el periodo de su formación profesional en la universidad en donde eligió estudiar la carrera elegida, y encontrar el equilibrio que hace lo que el realmente quiere y le hace sentirse bien y realizado como un futuro profesional que contribuya al desarrollo de su familia, su ciudad y su país. La última dimensión es la condición económica, componente muy importante para acompañar el proceso de enseñanza-aprendizaje y un presupuesto adecuado para el programa de tutoría, el cual en la actualidad se ha generalizado en casi todas las universidades

del mundo. Por tanto, el índice multidimensional del riesgo académico se basa en la importancia de cada dimensión y se calcula usando los autovalores o la contribución (tabla 5) de cada dimensión, es decir mediante la ecuación siguiente:

<i>IMRA</i>	$= 0.67863 A.Personal + 0.08929 Apoyo Familiar$ $+ 0.06819 Dominio Docente + 0.06419 E. Académicas$ $+ 0.05392 Salud Física y Mental + 0.04578 A.Económica$	(03)
-------------	---	------

La distribución de los puntajes del índice multidimensional del riesgo académico se visualiza en el histograma de frecuencias de la figura 2, en donde los puntajes del riesgo académico para la mayoría de estudiantes fluctúa entre 2 y 5 en la escala de Likert de 10 puntos, con una media de 3.50 y una desviación estándar de 1.289, por lo que es posible que algunos indicadores deben ser mejorados a fin de disminuir el riesgo académico. Un mayor detalle de la cuantificación de cada ítem en su dimensión correspondiente se observa que en la figura 3, la inspección gráfica revela rápidamente que, en general, casi todos los indicadores de cada una de las dimensiones se distribuyen alrededor de 6 puntos en la escala de Likert de 10 puntos, e indican que el nivel del riesgo sobrepasa la mitad de la escala y se ubica en la parte alta de esta; no obstante en los ítems: tiempos para realizar las tutorías (P8), horarios programados para las tutorías (P10) y acceso a las becas de estudios (P12), se ubica en niveles más bajos y existen diferencias estadísticas con la mayoría de los otros ítems lo cual indica que en estos indicadores se observan debilidades que deben ser corregidas a fin de evitar mayores niveles de riesgo académico. Según las dimensiones, diríamos que en los recursos académicos y en el aspecto económico hay puntajes más bajos y requieren de una atención inmediata. Por el contrario, en los niveles más altos existe igualdad estadística entre muchos ítems y destacan los indicadores de las metas trazadas en los próximos años (P24) y el nivel de salud general (P38).

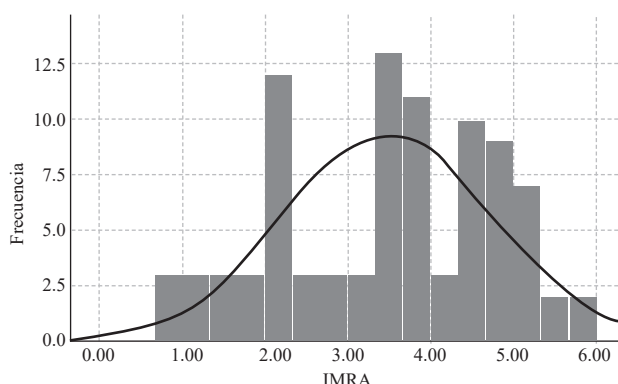


Figura 2. Distribución del índice multidimensional del riesgo académico  
Fuente: Elaboración propia.

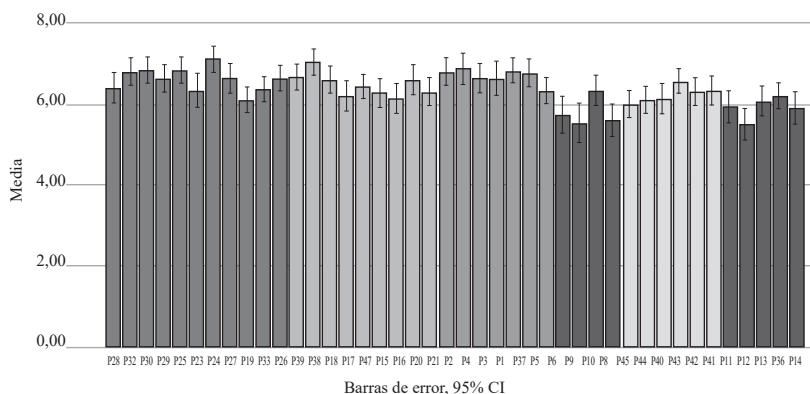


Figura 3. Diagramas de barras según dimensiones e intervalos de confianza para el 0.95 de confianza

### Impactos del riesgo académico en el rendimiento académico

En esta sección se describe la relación entre las variables riesgo académico, y el rendimiento académico, representado este último por el promedio acumulado ponderado del estudiante al 2017-2. Por teoría, esta relación es inversa, es decir a medida que crece el riesgo académico, el rendimiento académico disminuye. Dicha característica se observa en el diagrama de dispersión de estas variables en la figura 4, y puede verificarse con mayor rigurosidad en la matriz de correlaciones, las cuales se presentan en la tabla 6. A un nivel del 5 % de significación resulta estadísticamente significativa la dimensión de dominio docente (X3), al 18 % resultan significativos las dimensiones apoyo familiar (X2) y salud física y mental (X5), y se constituyen como las de mayor impacto para determinar al riesgo académico en los estudiantes declarados como en riesgo académico en la FIEECS en el periodo 2017-1. Las otras tres dimensiones resultan no significativas para nivel de significación del 5 %. Para la interpretación se obtiene la regresión lineal del rendimiento académico versus el riesgo académico, el cual es ajustado por la siguiente ecuación de regresión:

$$Rendimiento\ académico_i = \beta_0 + \beta_G\ Riesgo\ académico_i + Error_i$$

El ajuste de los datos a esta ecuación produce la ecuación de regresión estimada mediante la ecuación:

$$Rendimiento\ académico_i = 11.736 - 0.187\ Riesgo\ académico_i \quad (04)$$

En donde el valor de  $\beta_G = -0.187$ , se interpreta como una disminución significativa en el de rendimiento académico de 0.187 puntos por cada incremento de 1 punto en el riesgo académico. Esta conclusión es arribada por uso del estadístico de prueba “t”

de Student para el coeficiente de correlación lineal de Spearman entre el índice multidimensional del riesgo académico y el rendimiento académico, cuyo valor alcanza  $r = -0.214$ .

$$t_{CAL} = \frac{r}{\sqrt{\frac{1-r^2}{n-2}}} = \frac{-0.214}{\sqrt{\frac{1-0.214^2}{90-2}}} = -2,055$$

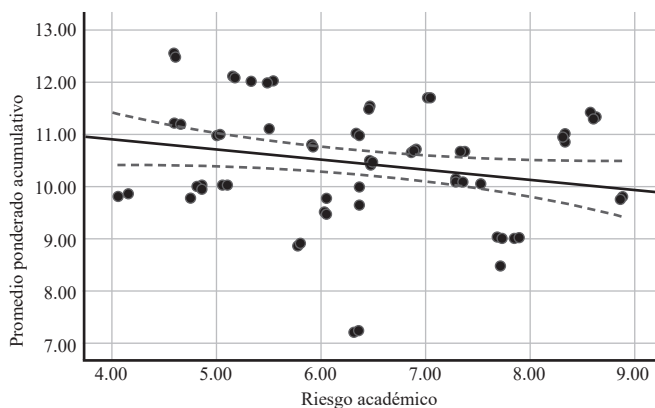


Figura 4. Dispersión del Riesgo académico y el rendimiento académico

Para determinar las relaciones o asociaciones entre cada una de las dimensiones del riesgo académico y el rendimiento académico se obtienen los coeficientes de correlación lineal de Spearman correspondientes, y que son presentados en la primera fila de la tabla 6, una inspección rápida a dichos valores, revela que las dimensiones más correlacionadas con el rendimiento académico son: el dominio docente (X3), la salud física y mental (X5) y el apoyo familiar (X2); mientras que las otras dimensiones no están correlacionadas, pues sus niveles de significación alcanzada no son usuales en las aplicaciones.

Sobre los impactos de cada una de las dimensiones el riesgo académico (Xs) y el rendimiento académico (Y), se concluye que al 0.2 % de significación, la dimensión dominio docente (X3) tiene una influencia muy significativa con el riesgo académico, y usa niveles próximos al 5 % de significación (6.3 % y 7.2 %), las dimensiones salud física y mental (X5) y apoyo familiar (X2) resultan significativas, respectivamente; mientras que las dimensiones estrategias académicas (X4), actitud personal (X1) y ayuda económica (X6) no son significativas, pues sus niveles de significación: 16,6 %, 20,31 % y 27,3 %, resultarían no usuales. Estos impactos son cuantificados mediante los modelos de regresión lineal entre el rendimiento académico y cada una las dimensiones, y sus valores se presentan en la tabla 7. Una inspección de los valores de los coeficientes de regresión correspondientes permite concluir que existen dismi-

nuciones en el rendimiento académico en puntajes que fluctúan entre 0.085 y 0.255, por incrementos de un punto en la dimensión del riesgo correspondiente.

**Tabla 6**  
**Correlaciones de Spearman (r) entre las dimensiones del Riesgo Académico y el Rendimiento académico**

Dimensión	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X	IMRA
Y Rendimiento académico	-,135 (,203)	-,191 (,072)	-,321** (,002)	-,147 (,166)	-,197 (,063)	-,117 (,273)	-,214* (,042)	,171 (,106)
X1 Actitud personal	1	,774** (,000)	,616** (,000)	,677** (,000)	,725** (,000)	,712** (,000)	,876** (,000)	-,983** (,000)
X2 Apoyo familiar		1	,688** (,000)	,691** (,000)	,768** (,000)	,731** (,000)	,905** (,000)	-,853** (,000)
X3 Dominio docente			1	,548** (,000)	,515** (,000)	,703** (,000)	,792** (,000)	-,704** (,000)
X4 Estrategias académicos				1	,617** (,000)	,672** (,000)	,841** (,000)	-,760** (,000)
X5 Salud física y mental					1	,613** (,000)	,823** (,000)	-,783** (,000)
X6 Ayuda económica						1	,870** (,000)	-,787** (,000)
IMRA Riesgo académico							1	-,949** (,000)

( ): P-Valor, X= Promedio de las 06 dimensiones

Fuente: Elaboración propia



**Tabla 7**  
**Impactos de las dimensiones del riesgo académico y el rendimiento académico**

Dimensión		Coefficientes de Regresión	Desviación Estándar	Nivel de Significación	Correlación (%)
X1 Dominio docente	$\beta_0$	12,152	0,548	0,000	-32,1
	$\beta_3$	-0,255	0,080	0,002	
X2 Apoyo familiar	$\beta_0$	11,454	0,566	0,000	-19,1
	$\beta_2$	-0,156	0,086	0,072	
X3 Salud física y mental	$\beta_0$	11,446	0,543	0,000	-19,7
	$\beta_5$	-0,159	0,084	0,063	
X4 Actitud personal	$\beta_0$	11,193	0,595	0,000	-13,5
	$\beta_1$	-0,113	0,088	0,203	
X5 Estrategias académicas	$\beta_0$	10,970	0,393	0,000	-14,7
	$\beta_4$	-0,090	0,065	0,166	
X6 Ayuda económica	$\beta_0$	10,950	0,472	0,000	-11,7
	$\beta_6$	-0,085	0,077	0,273	
IMRA Riesgo académico	$\beta_0$	11,649	0,596	0,000	-21,4
	$\beta_G$	-0,191	0,093	0,042	

Fuente: Elaboración propia

### Probabilidad de tener una condición de aplazados

La condición de pertenecer a la categoría de aplazados, prácticamente inicia el proceso del riesgo académico, y en esta sección se calcula la probabilidad de pertenecer a la categoría de aplazados, teniendo los niveles alcanzados en las dimensiones del riesgo académico, se obtienen mediante el modelo de regresión logística, el cual es dado por la siguiente ecuación:

$$\text{Logit}(P_i) = \text{Log} \left( \frac{P_i}{1-P_i} \right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k$$

En donde:

- $P_i$  es la probabilidad de pertenecer a la categoría de interés (categoría de aplazados), y se obtiene al haber dicotomizado la variable rendimiento académico ( $Y=1 \rightarrow$  Aplazado,  $Y=0 \rightarrow$  no aplazado),
- Los  $\beta_i$  miden los cambios por cada unidad de cambio en las variables  $X_s$ , en el  $\text{Logit}(P_i)$ .

Los resultados para algunos grupos de las dimensiones seleccionadas por su importancia, se presentan en la tabla 8, en la cual puede observarse que el modelo que incluye las dos dimensiones ayuda económica (X6), salud física y mental (X5), y la variable número de cursos desaprobados (X7), son las que más contribuyen al cálculo de la probabilidad de estar en la categoría de aplazados.

**Tabla 8**  
**Impactos de las dimensiones del Riesgo Académico en la condición de Aplazados**

Modelos Ajustados	Coefficientes		Prueba Wald	Nivel de Significación	Bondad de ajuste	R2 de Nagelkerke
Intercepto	$\beta_0$	-2.552	4,341	0,037	71,1	0,152
X5: Salud Física y Mental	$\beta_5$	0,788	8,306	0,004		
X4: Estrategias Académicas	$\beta_4$	-0,253	1,970	0,160		
X6: Económica	$\beta_6$	-0,344	1,950	0,163		
Intercepto	$\beta_0$	-2,835	5,621	0,018	67,8	0,124
X5: Salud Física y Mental	$\beta_5$	0,639	7,117	0,008		
X4: Estrategias Académicas	$\beta_4$	-0,347	4,507	0,034		
Intercepto	$\beta_0$	-2.351	3,986	0,046	67,8	0,126
X5: Salud Física y Mental	$\beta_5$	0,642	7,110	0,008		
X6: Económica	$\beta_6$	-0,425	4,496	0,34		
Intercepto	$\beta_0$	-7,886	14,422	0,002	81,1	0,583
X5: Salud Física y Mental	$\beta_5$	1,149	9,441	0,01		
X6: Económica	$\beta_6$	-1,015	10,471	0,000		
X7: Número de cursos Desaprobados	$\beta_7$	2,129	19,240	0,000		

Fuente: Elaboración propia

## Conclusiones y recomendaciones

Como resultado de este estudio se extraen las siguientes conclusiones:

1. Las tres dimensiones más importantes para medir el riesgo académico son en orden de importancia: la dimensión personal (68.186 %), el apoyo familiar (8.93 %) y el dominio docente (6.82 %), lo que logra representar en conjunto al 84.61 % de la cantidad total de variación.
2. El riesgo académico y el rendimiento académico tienen una correlación inversamente proporcional de 0.214, el cual es significativa al 4,2 % de nivel de significación,

y esto se traduce que por cada incremento de 1 punto en el riesgo académico, el rendimiento académico disminuye en 0.187 puntos de la escala vigesimal.

3. Los impactos inversos de las dimensiones del riesgo académico son: al 0.2 % de significación la dimensión del dominio docente alcanza una correlación de -0.321 y es la más significativa; al 8 % de significación, las dimensiones apoyo familiar y salud física y mental alcanzan correlaciones significativas con valores de -0.191 y -0.197, respectivamente.
4. La probabilidad de pertenecer a la categoría de desaprobados en el promedio ponderado acumulativo es determinado en mayor grado por las dimensiones de la salud física y mental, y la condición económica del alumno, y el número de cursos desaprobados durante sus estudios.

## Referencias bibliográficas

- Barrero, F. et al. (2015). Factores de riesgo asociados a la deserción estudiantil universitaria en programas de pregrado de la Universidad de San Buenaventura, Bogotá (2009-2013). *Revista Academia y Virtualidad*, 8, (2), 60-72, Universidad de San Buenaventura, Colombia.
- Cronbach, L. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16, 1-16.
- De la Puente F. (2011). *Análisis Factorial Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales*. Universidad Autónoma de Madrid.
- Diccionario Webster (1828). Recuperado de: <http://webstersdictionary1828.com/>
- Hansson, S. (2004). Philosophical Perspectives on Risk. *Techne* Vol 8 N°.01 Pag 10-35. Royal Institute of Technology, Stockholm
- Hansson, S. (1993) “The false promises of risk analysis”. *Ratio* 6: 16-26.
- Hansson, S. (2005). “Seven myths of risk”. *Risk Management: An International Journal*, 7, 7-17.
- Kaiser H. (1958) “The Varimax criterion for analytic rotation in factor analysis”. *Psychometrika*, 1958
- Lawrence, W. (1976). *Of acceptable risk*, William Kaufmann, Los Altos, CA.
- Lindheimer III J. (2011). The college persistence questionnaire : Developing scales to assess student retention and institutional effectiveness. Thesis Submitted to

the Graduate School Appalachian State University in partial fulfillment of the requirements for the degree of MASTER OF ARTS

- Lozano, A. (2009). "Personal, family, and academic factors affecting low achievement in secondary school". *Electronic Journal of Research in Educational Psychology and Psychopedagogy*, 1 (1), 43-66. Almeria, Spain.
- López H. y Rosas S. (2014). *Factores de riesgo y Rendimiento académico del nivel medio superior*. Tesis para optar el título de Licenciada en Psicología. Universidad Autónoma del Estado de México, Facultad de Ciencias de la Conducta. Toluca. México.
- Ormita L. y Vargas M. (2015). The Development of an Academic Risk Scale for Filipino College Students: Test Conceptualization and Item Analysis". *Asian Journal of Social Sciences & Humanities* Vol. 4(1) February 2015. Pag. 198-214.
- Palella, S. y Martins, P. (2012). *Metodología de la investigación cuantitativa*. 3ª ed. Caracas: FEDUPEL.
- Peña D. (1987). *Estadística. Modelos y Métodos*. Vol. 2. Madrid: Editorial Alianza. .
- Porta M. et al. (2014). *A dictionary of epidemiology Sixth Edition Edited for the International Epidemiological*. Association University of North Carolina at Chapel Hill, USA
- Roldan G. et. al. (2016). *Factores relacionados con el bajo rendimiento académico en estudiantes de una institución universitaria de Popayán*. VII Coloquio Internacional de Educación, 12-14 de Octubre. Popayán –Colombia.
- Tangaraju K. et al. (2013) *Analysis of factors influencing the academic performance of undergraduates in Kampar*. Bachelor of Commerce accounting. Universiti Tunku Abdul Rahman. Faculty of Business and Finance. Department of Commerce and Accountancy. Malaysia.
- Taylor D. et al. (2013). The Role of Sleep in Predicting College Academic Performance: Is It A Unique Predictor? *Behav Sleep Med*. 11(3): 159–172

# **Análisis comparativo de los indicadores sintéticos de la pobreza, desarrollo humano, competitividad y niveles de vida entre los departamentos en el año 2017**

Mg. Renán Quispe Llanos

Facultad de Ingeniería Económica, Estadística y Ciencias Sociales

Universidad Nacional de Ingeniería

## **Resumen**

La presente investigación ha pretendido organizar analizar y presentar los indicadores sintéticos más relevantes que permiten analizar en forma integral y complementaria, las condiciones demográficas, sociales y económicas de los departamentos. Por tal motivo se ha elegido indicadores de pobreza, desarrollo humano, competitividad, incorporando para cerrar el círculo, un índice de nivel de vida, que concentran mucha información. En efecto, el porcentaje de pobres según la pobreza monetaria, nos cuantifica el segmento de la población cuyos gastos no alcanzan para una canasta mínima de consumo. El desarrollo humano es un indicador de toda la población relacionado con las condiciones de educación, salud e ingreso.

En el ámbito económico, el índice de competitividad sintetiza la institucionalidad, infraestructura, salud, educación, innovación, ambiente, evolución sectorial y desempeño económico que se presenta en la población del departamento.

A partir de un conjunto de indicadores demográficos, sociales y económicos, se ha elaborado un indicador que sintetiza las condiciones y calidad de vida de la población peruana.

A fin de efectuar el estudio relacional entre los indicadores; por cada uno de ellos se ha revisado su metodología a fin de conocer la naturaleza y precisar lo que mide cada indicador. Es importante mencionar, que los aportes de la investigación está referida a la aplicación del análisis factorial y el de componentes principales como instrumento para el análisis multivariado como paso previo para obtener el índice de nivel de vida. En particular se presenta el proceso detallado para obtener el indicador sintético de nivel de vida de los aspectos relacionados con la educación.

Finalmente se presenta una comparación de los diferentes índices por tema a nivel departamental, que facilite el análisis de los niveles de vida entre departamentos según tema.

Palabras clave: pobreza, nivel de vida, análisis factorial, componentes principales, índice de competitividad, Índice de Desarrollo Humano.

## **ABSTRACT**

The present investigation has tried to organize to analyze and present the most relevant synthetic indicators that allow to analyze in an integral and complementary way, the demographic, social and economic conditions of the departments. For this reason we have chosen indicators of: Poverty, Human Development, Competitiveness, incorporating to close the circle, an index of living standards, which concentrate a lot of information. In fact, the percentage of poor people according to monetary poverty quantifies the segment of the population whose expenses do not reach a minimum consumption basket. Human development is an indicator of the entire population related to education, health and income conditions.

In the economic field, the competitiveness index synthesizes the institutionality, infrastructure, health, education, innovation, environment, sector evolution and economic performance that is presented in the population of the department.

Based on a set of demographic, social and economic indicators, an indicator has been developed that summarizes the conditions and quality of life of the Peruvian population.

In order to carry out the relational study between the indicators; for each one of them its methodology has been revised in order to know the nature and specify what each indicator measures. It is important to mention that the research contributions are referred to the application of factor analysis and the main components as an instrument for multivariate analysis as a previous step to obtain the standard of living standard. In particular, the detailed process is presented to obtain the synthetic indicator of the standard of living of aspects related to education.

Finally, a comparison of the different indices by subject is presented at the departmental level, which facilitates the analysis of living standards between departments according to theme.

Keywords: Poverty, standard of living, Factor Analysis, main components, competitiveness index, Human Development Index.

## **Introducción**

### **Planteamiento del Problema**

El Perú cuenta con 24 departamentos que se extienden a lo largo de tres regiones naturales: costa, sierra y selva. El desarrollo que ha venido presentando el país, ha sido

desigual en cada una de estas regiones. La heterogénea configuración del progreso entre las regiones del país se hace más evidente observando mejores condiciones en las ciudades costeñas, dentro de la cual se ubica Lima la ciudad capital, en comparación con las zonas rurales andinas y amazónicas.

En efecto, a manera de ejemplo se puede mencionar el contraste que hay entre Lima y las demás ciudades del país. En el año 2016, Lima concentró el 46.7% del PBI nacional, comparado esto con el 0.6% que representó PBI del departamento de Huanavelica en el mismo año (INEI). Otros de los factores causantes de esta desigualdad es la centralización de actividades productivas e infraestructura que básicamente se concentra en la capital del Perú, generando como consecuencia la centralización de los servicios públicos, entre ellos los referidos a educación y salud.

Si bien es cierto que existe una clara relación entre el crecimiento económico y el nivel de bienestar de la población, aún continúa un limitado conocimiento de las realidades regionales que permitan un crecimiento sostenido que conlleve al desarrollo económico en este ámbito geográfico del país.

En la actualidad existen metodologías para el cálculo del nivel de pobreza, del IDH, entre otros. Lo que hace falta es que en términos sociales se presente una información más integrada y completa que muestre la situación real a nivel nacional. El IDH toma para su cálculo solamente tres dimensiones. Si se quiere ver el nivel de vida de la población se debe analizar más variables, ese vacío no lo cubre el Índice de Productividad Regional.

Es por ello que con esta investigación se pretende a partir de un conjunto de indicadores demográficos, sociales y económicos, por departamento, encontrar un indicador que sintetice las condiciones y calidad de vida de la población peruana en un índice que permita realizar un ranking del nivel de vida a nivel departamental, a fin de efectuar un análisis relacional complementario, respecto a otras metodologías que igualmente miden en forma sintética la pobreza, el índice de desarrollo humano y competitividad en lo referente al posicionamiento interdepartamental, identificando las principales variables que inciden en su evolución.

## **Revisión de literatura (antecedentes)**

Se ha desarrollado metodologías complementarias para analizar espacial y comparativamente los departamentos. El más antiguo motivado por el fin social se relaciona a la medición de pobreza. En aquél entonces el Centro Interamericano de Enseñanza estadística CIENES entidad que enseñaba las metodologías estadísticas desde los años 70 es la primera que se preocupa por investigar las metodologías de pobreza, muchas veces coordinando con la CEPAL a través del Instituto Latinoamericano de Planificación Económico y Social. Posteriormente, al desaparecer CIENES, la División de estadística de la CEPAL promueve desde los años 90 eventos para medir la pobreza en sus diferentes manifestaciones. A mediados de los 80 el Banco Mundial prepara algunos documentos relacionados con el nivel de vida.

A continuación, con fines de tener un espectro integral de la población Naciones Unidas generó el Índice de Desarrollo Humano que privilegia el desarrollo de las regiones, elaborado anualmente, en la cual compara 160 países a nivel internacional. La sede en el Perú ha realizado una adaptación de la metodología, y que la publicaba anualmente hasta nivel distrital, cuyos resultados se disponen hasta el año 2012. El IDH es calculado desde 1990 por el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD) de acuerdo con el trabajo de investigación del economista paquistaní Mahbub ulHaq realizado en 1990. En gran parte del cual se basó en las ideas desarrolladas por Amartya Sen.

Finalmente, aplicado al campo económico un indicador que es parte de la evaluación entre los departamentos está relacionado con la competitividad. Cabe señalar que el Índice de Competitividad Global es desarrollado y publicado anualmente desde 1979 por el Foro Económico Mundial. El informe de 2009-2010 evaluó 133 economías de países desarrollados y en desarrollo, un país menos que el informe 2008-2009 debido a que Moldavia fue excluida por falta de información. El Reporte de Competitividad Global del Foro Económico Mundial señaló que Perú ha escalado 25 posiciones desde su ingreso en 2007 a la fase de desarrollo de eficiencia, posicionándose en el ranking de 2012/13 en el puesto 61°. En ese marco, el Consejo Nacional de Competitividad en su informe elaborado en 2013 –titulado *Índice de Competitividad Regional del Perú*– realiza un Análisis departamental de los últimos cinco años.

Como parte de la búsqueda de metodologías robustas que permitan generar un indicador sintético que combine los diferentes indicadores sociales, se requiere en primer lugar los indicadores estructurales claves que den información sobre los principales aspectos que están relacionados en el desarrollo regional. En principio se han desarrollado marcos conceptuales para la identificación, y determinación de aquellos indicadores que contengan mucha información social o económica o simultáneamente socioeconómica para abreviar el número de ellos hasta llegar a un solo indicador.

Asimismo, el Mg. Manuel Díaz Arana, realizó una investigación denominada Medición de la pobreza en términos relativos mediante indicadores sintéticos utilizando el análisis multivariado, entre ellas el análisis factorial y de componentes principales. Esta metodología es la que se aplicará para obtener el Indicador sintético de nivel de vida.

## **Hipótesis de investigación**

El nivel de vida de la población tiene muchos componentes que se pueden agrupar en base a las principales características de la población relacionadas con su situación demográfica, así como aspectos relacionados con las condiciones de vida relacionados con la educación, vivienda, salud, empleo e ingreso. Las técnicas de análisis factorial y de componentes principales permite la elaboración de un Indicador sintético combinando los diferentes indicadores de la calidad y condiciones de vida de la población de los ítems mencionados para obtener un solo valor, con el cual se establecerá un ranking de nivel de vida a nivel departamental.



## **DESARROLLO DE LA INVESTIGACIÓN**

### **Definición e Identificación de variables**

#### **Indicadores de niveles de vida**

Con base en diferentes fuentes bibliográficas sobre los indicadores que más se utilizan para evaluar la calidad o condiciones de vida, se realiza una propuesta inicial de un conjunto de indicadores, los cuales se utilizarán para medir en términos comparativos el nivel de vida departamental. En efecto, a continuación se presentan los indicadores estructurales claves sobre los principales aspectos que están relacionados con el nivel demográfico social y económico regional.

#### **a. Descripción del Índice de nivel de vida**

Este índice está referido a la cantidad de bienes y servicios que tienen las personas como aspiración de poder consumir con un ingreso determinado. Asimismo, el nivel de vida de alguien también se puede determinar a través de la calidad de empleo que tiene, sus posibilidades de desarrollo, el acceso a los servicios públicos como a la educación, a la salud, entre otros. Por supuesto, este nivel de vida dependerá exclusivamente de los ingresos económicos con los que cuenta la persona.

#### **b. Descripción técnica y metodología de la pobreza**

Se han desarrollado muchas metodologías para analizar espacial y comparativamente los niveles de pobreza, entre países. Como parte de ella en principio se han desarrollado marcos conceptuales para la identificación, y determinación de aquellos indicadores que contengan mucha información social o económica o simultáneamente socioeconómica para abreviar el número de ellos hasta llegar a un solo indicador.

#### **Conceptualización de la pobreza**

La medición monetaria utiliza el gasto como indicador de bienestar. Se considera como pobres monetarios a las personas que residen en hogares cuyo gasto per cápita es insuficiente para adquirir una canasta básica de alimentos y no alimentos (vivienda, vestido, educación, salud, transporte, etc.). Son pobres extremos aquellas personas que integran hogares cuyos gastos per cápita están por debajo del costo de la canasta básica de alimentos.

#### **Incidencia de la pobreza (extensión o prevalencia)**

Es el indicador más simple y común, y está dado por la proporción de la población cuyo ingreso per cápita ( $Y_i$ ) es menor a la línea de pobreza ( $Z$ ).

$$Pa = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^q \left[ \frac{(z - yi)}{z} \right]^\alpha$$

Donde:

Pa: Incidencia de la pobreza

Yi: Consumo per cápita (estimado como el total del consumo del hogar dividido para el número de miembros) del individuo i (i = 1, 2, ..., q), considerando solo a quienes cuyo consumo es inferior a la línea de pobreza

n: Población total

q: Número total de pobres

z: Línea de pobreza

$\alpha$  (alpha): número real no negativo, que puede tomar tres valores: 0, 1 o 2.

### **c. Descripción técnica y metodología del Índice de Competitividad Regional (ICR)<sup>1</sup>**

#### **Conceptualización del Índice de competitividad Regional**

El Índice de Competitividad Regional, es un indicador que intenta medir diferentes aspectos de la competitividad de las regiones, incluyendo la forma como estas mejoran la calidad de vida de sus habitantes y crean las condiciones para atraer inversión.

Por otro lado, el Índice de Competitividad Regional del Perú mide la competitividad regional, entendida como la administración eficiente de los recursos de las regiones para el beneficio de sus pobladores y el incremento de la productividad empresarial.

#### **Metodología del Instituto Peruano de Economía - IPE**

Cuantifica la posición relativa de los 24 departamentos a través de seis pilares de competitividad (entorno económico, infraestructura, salud, educación, laboral e instituciones) cada uno de los cuales está compuesto por varios indicadores que dan como resultado un total de 45 indicadores.

La metodología empleada otorga valores entre cero y diez a las regiones según su desempeño en cada indicador; obtiene diez o cero aquel departamento con el mejor o peor resultado entre todos, respectivamente. Esto permite la combinación de los diferentes indicadores que se encuentran expresados en distintas unidades, pues todos se estandarizan en una escala común de cero a diez. Así, para cada indicador se calculan puntajes para cada departamento y se le asigna un valor de diez a aquel que presenta el mejor desempeño y un valor de cero a aquel con el peor desempeño, luego se interpola el valor correspondiente para las demás regiones.

<sup>1</sup> <https://www.mef.gob.pe/es/competitividad-sp-21698/205-desarrollo-regional-y-local/1581-indice-de-competitividad-regional>

En segundo lugar, se calcula el valor de cada pilar para cada departamento como el promedio simple de los puntajes obtenidos en cada indicador comprendido en cada pilar. Por último, se obtiene el índice de competitividad para cada departamento tomando el promedio simple del valor de los seis pilares obtenido previamente y se ordenan estos valores para obtener el puesto de cada departamento (IPE, 2018).

En la tabla 1 se puede apreciar los pilares e indicadores que toma en cuenta el IPE para el cálculo del Índice de Competitividad Regional.

**Tabla 1**  
**Pilares e indicadores para el cálculo del Índice de Competitividad Regional**

<b>PILAR 1. ENTORNO ECONÓMICO</b>	<b>PILAR 2. INFRAESTRUCTURA</b>
1.1 Producto bruto interno real	2.1 Cobertura de electricidad
1.2 Producto bruto interno real per cápita	2.2 Precio de la electricidad
1.3 Stock de capital por trabajador	2.3 Cobertura de agua
1.4 Presupuesto público per cápita	2.4 Continuidad de la provisión de agua
1.5 Gasto real por hogar mensual	2.5 Cobertura de desagüe
1.6 Incremento del gasto real por hogar	2.6 Hogares con internet
1.7 Disponibilidad de servicios financieros	2.7 Hogares con al menos con celular
1.8 Acceso a crédito	2.8 Densidad del transporte aéreo
<b>PILAR 3. SALUD</b>	<b>PILAR 4. EDUCACIÓN</b>
3.1 Esperanza de vida al nacer	4.1 Analfabetismo
3.2 Mortalidad en la niñez	4.2 Asistencia escolar inicial
3.3 Desnutrición crónica	4.3 Asistencia escolar primaria y secundaria
3.4 Mortalidad	4.4 Población con secundaria o más
3.5 Cobertura del personal médico	4.5 Rendimiento en lectura
3.6 Cobertura hospitalaria	4.6 Rendimiento en matemáticas
3.7 Partos institucionales	4.7 Colegios con acceso a internet
3.8 Acceso a seguro de salud	
<b>PILAR 5. LABORAL</b>	<b>PILAR 6. INSTITUCIONES</b>
5.1 Nivel de ingresos por trabajo	6.1 Ejecución de la inversión pública
5.2 Brecha de género en ingresos laborales	6.2 Percepción de la gestión pública
5.3 Empleo adecuado	6.3 Conflictos sociales
5.4 Educación de la fuerza laboral	6.4 Criminalidad
5.5 Creación de empleo formal	6.5 Homicidios
5.6 Empleo informal	6.6 Presencia policial
5.7 Desempleo juvenil urbano	6.7 Resolución de expedientes judiciales

*Fuente: Instituto Peruano de Economía (IPE) - INCORE 2018*

#### **d. Descripción técnica y metodología del Índice de Desarrollo Humano**

##### **Conceptualización del Índice de Desarrollo Humano (IDH)**

El IDH es una medida sinóptica del desarrollo humano. Mide el promedio de los logros de un país en tres dimensiones básicas del desarrollo humano:

- Una vida larga y saludable, midiendo la esperanza de vida al nacer.
- Acceso al conocimiento, medido por los años esperados de escolaridad y los años promedio de escolaridad.

Análisis comparativo de los indicadores sintéticos de la pobreza, desarrollo humano, competitividad

- Cuantificación de un nivel de vida digno, medido a través del Producto Interior Bruto (PIB), o en términos de la Paridad del Poder Adquisitivo (PPA), en dólares estadounidenses, para así poder establecer comparaciones.

Las dimensiones básicas se miden a través de indicadores definidos según la UNESCO de la siguiente manera:

Para calcular el IDH se deben seguir los siguientes pasos:

### El Índice de Desarrollo Humano Nacional

Para el caso del IDH a nivel nacional, la metodología es similar. Sin embargo, existen variaciones entre estos índices respecto al IDH mundial referidas a:

- La sustitución del PBI per cápita por la información del ingreso familiar per cápita de los hogares (en ocasiones se proyectaron los gastos, que en el país son muy similares a los ingresos y se conocen solo para la escala de sus 24 departamentos).
- La restricción - en el logro educativo – de la matrícula hasta los niveles secundarios, por ser la educación terciaria ampliamente extendida y generar diferenciaciones aparentes de desarrollo social.

**Tabla 2.**  
**Límite de las dimensiones para calcular el Índice de Desarrollo Humano (IDH)**

Dimensión	Indicador	Mínimo	Máximo
Salud	Esperanza de vida al nacer (años)	25	85
Educación	% Población de 18 años con educación secundaria completa o más	0	100
	Años de educación secundaria completa o más (años)	1,6	18
Nivel de ingreso	Ingreso familiar per cápita(soles)	35	2500

Fuente: Informe sobre Desarrollo Humano-Perú 2013

Ejemplo: Elaborar el índice de salud para el departamento de Amazonas. Indicador de esperanza de vida al nacer (Amazonas): 71,56.

Utilizando la ecuación 1:

$$\text{Índice de dimensión} = \frac{\text{valor actual} - \text{valor mínimo}}{\text{valor máximo} - \text{valor mínimo}}$$

$$\text{Índice de salud} = \frac{71,56 - 25}{85 - 25} = 0,78$$

Entonces, el índice de salud para el departamento de Amazonas es 0,78.

### 3.2 Identificación de instrumentos

Algunos resultados, respecto de las variables identificadas, nos servirán como instrumentos imprescindibles que permitirán validar la hipótesis planteada.

#### Pobreza monetaria en el Perú por departamento

Como se ve en el siguiente gráfico, Cajamarca, Huancavelica y Pasco ostentan los niveles más altos en el ordenamiento, respecto de la pobreza monetaria para el año 2017, con los valores de 47.5 %, 38.9 % y 38.6 %, respectivamente. Mientras que Arequipa, Madre de Dios e Ica registran los niveles de pobreza más bajos: 8.1 %, 4.6 % y 3.3 %.

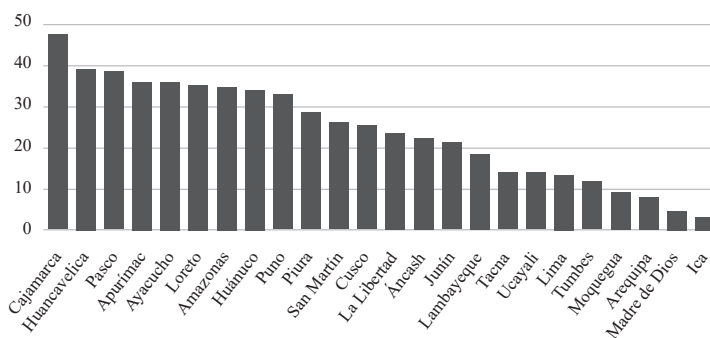


Gráfico 1. Perú: pobreza monetaria por departamento, 2017 (Porcentaje)  
Fuente: Instituto Nacional de Estadística e Informática. Elaboración: propia

En el año 2017, se observa que la incidencia de la pobreza en la mayoría de los departamentos ha disminuido con respecto al 2012, siendo la mayor disminución en Ayacucho, Ucayali, Ica y Arequipa. En cambio, los que presentaron incrementos fueron San Martín, Tumbes, Madre de Dios, Tacna y Moquegua.

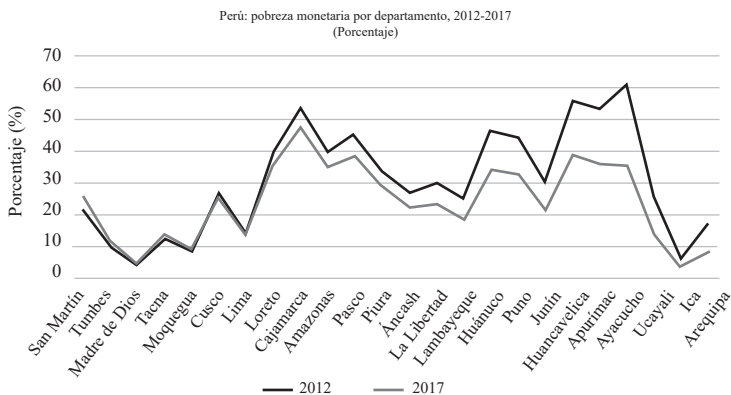


Gráfico 2. Comparación de la pobreza monetaria en los años 2012 y 2017  
Fuente: Instituto Nacional de Estadística e Informática, Elaboración: propia

### Comparación del IDH 2012-2017:

Se puede observar que el IDH tuvo un incremento desde el año 2012 al 2017 en todos los departamentos, además se evidencia que Lima y Moquegua lideran para ambos años, del mismo modo Apurímac, Ayacucho y Huancavelica son los más rezagados.

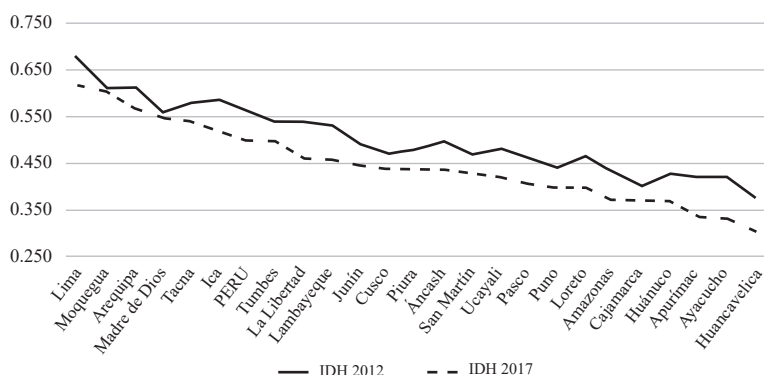


Gráfico 3. Comparativo del IDH por departamentos 2012-2017  
 Fuente: Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo  
 Elaboración Propia

### Análisis comparativo entre el Índice de Desarrollo Humano y el Índice de Competitividad Regional

El gráfico nos muestra dos aspectos muy importantes. En primer lugar se observa que Lima, Moquegua y Arequipa son los departamentos que están en mejores posiciones en ambos índices, con lo cual se puede señalar que existe una relación entre ambos índices. En segundo lugar los niveles son relativamente superiores aun incorporando a Ica y Tacna.

Si se traduce la concordancia entre ambos, en el tramo superior, se puede afirmar que los altos niveles de competitividad, en términos relativos, están asociado a un mejor ingreso, condición fundamental para tener acceso a mejores condiciones de vida.

En cambio aunque igualmente se aprecia la relación directa en los tramos inferiores, sin embargo las pequeñas diferencias en los niveles de competitividad como las correspondientes al desarrollo humano, afecta las variaciones en el orden. En efecto, entre los cinco departamentos más rezagados en niveles de competitividad, están Puno y Loreto que no se encuentran entre los cinco más bajos respecto al IDH. En cambio en los 5 departamentos de menor desarrollo humano, no están considerados Puno y Loreto. En el extremo en ambos indicadores están ubicados Cajamarca y Huancavelica en la más baja posición.

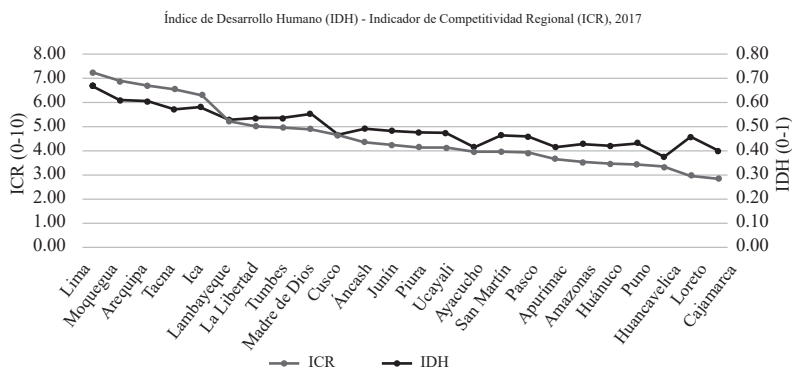


Gráfico 4. Comparativo del Índice de Desarrollo Humano (IDH) – Índice de Competitividad Regional (ICR) 2017

Fuente: IPE, PNUD, Elaboración Propia

### En cuanto al IDH:

Los departamentos Lima, Moquegua, Arequipa, Ica y Tacna tienen los índices de 0.67, 0.61, 0.61, 0.59 y 0.58 respectivamente, y son los que lideran el ranking de IDH departamental.

Entre tanto, los departamentos más rezagados según el IDH son Huánuco, Apurímac, Ayacucho, Cajamarca y Huancavelica cuyos valores son 0.42, 0.419, 0.418, 0.4 y 0.37, respectivamente.

### En cuanto a ICR:

Los departamentos de Lima, Moquegua, Arequipa, Tacna e Ica son los que lideran el ranking en cuanto al Índice de Competitividad Regional con valores de 7.26, 6.91, 6.7, 6.58 y 6.35. Los departamentos que están rezagados en cuanto al Índice de Competitividad Regional son Huánuco, Puno, Huancavelica, Loreto y Cajamarca con valores de 3.48, 3.45, 3.35, 3.02 y 2.88.

## 3.3 Desarrollo de las pruebas empíricas

### Los métodos multivariantes los indicadores sintéticos y el índice de nivel de vida

El análisis multivariado o multivariante es un conjunto de técnicas estadísticas cuyos objetivos se pueden resumir en dos: Reducción y Clasificación. Una de las alternativas de uso de estas técnicas sugiere identificar y construir indicadores sintéticos que capten el carácter multidimensional del índice del nivel de vida, que resuman cuantitativamente la realidad, desde diferentes ángulos y que tengan la capacidad de mostrar las desigualdades sociales.

A diferencia de otros métodos de construcción de indicadores globales, que asignan la importancia de las variables o indicadores según el criterio del investigador, el

análisis factorial por medio del método de componentes principales, permite construir el índice global en la forma de una suma ponderada de las proyecciones sobre cada una de las primeras componentes principales.

### Aplicación del análisis factorial para obtener el indicador sintético

Es una modalidad del Análisis Multivariado, que nos permite reducir una serie de variables que están correlacionadas entre sí a un conjunto menor de factores con los cuales comparten esa relación. Estos factores contienen la mayor parte de la información y son suficientes para explicar el modelo.

El objetivo, consiste en identificar un número reducido de factores, inferior al número de variables (indicadores de nivel de vida), mediante los cuales se pueda describir el fenómeno observado de forma simplificada, con una pérdida mínima de información. En síntesis se trata de reducir la información recogida.

A continuación se presenta la secuencia para estimar el modelo para estimar los resultados que permita obtener el indicador sintético.

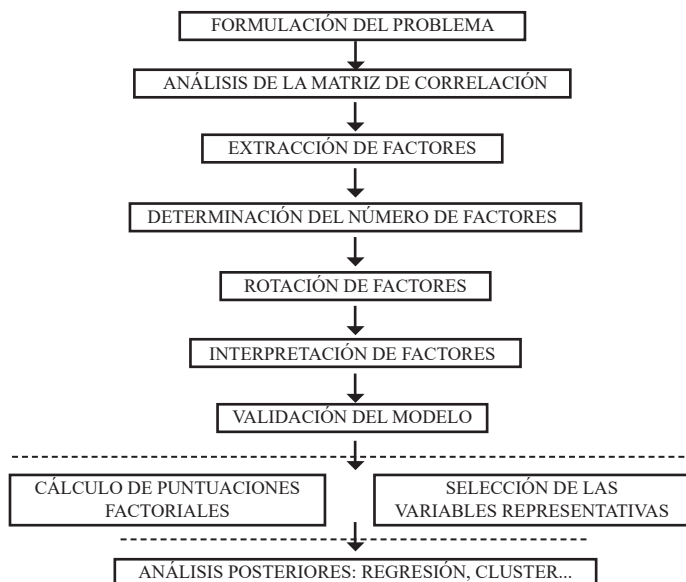


Gráfico 5. Secuencia del modelo  
Elaboración propia

### Resultados de los indicadores sintéticos del nivel de vida – 2017

Para el procesamiento de los indicadores se realizará la verificación de la correlación de las variables respecto de los niveles de vida. Por ello, se modificará los datos estableciendo el siguiente criterio:



Si en caso la variable se relacione directamente con los niveles de vida, los datos de la variable no serán modificadas, si la variable se relaciona inversamente con los niveles de vida, entonces se aplicará la inversa a los datos de dicha variable.

En los siguientes resultados se muestran las variables de acuerdo a los criterios anteriormente mencionados. Siguiendo dicha lógica además, los nombres de las variables serán modificadas.

### Indicadores de educación

Para desarrollar el índice se recoge la información de los siguientes indicadores:

- Inversa de Tasa de Analfabetismo.
- Años promedios de estudios de la población de 15 años y más.
- Tasa bruta de asistencia escolar de la población de 12 a 16 años de edad.
- Tasa neta de asistencia escolar de la población de 12 a 16 años de edad.
- Inversa de Población de 6 a 11 años que asiste a primaria con atraso escolar.
- Inversa de Población de 12 a 16 años de edad que asiste a secundaria con atraso escolar.
- Niños evaluados en el segundo grado de primaria con nivel satisfactorio de comprensión lectora.
- Niños evaluados en el segundo grado de primaria con nivel satisfactorio de razonamiento matemático.
- Población de 15 años y más con formación superior.

Antes de realizar el análisis factorial, uno debe plantearse lo siguiente: ¿Están correlacionadas entre si las variables originales? Si no lo estuvieran, no existirían factores comunes, y por lo tanto, no tendría sentido aplicar el análisis factorial.

**Tabla 3**  
**Prueba de KMO y Bartlett**

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo	,733
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado
	198,192
	gl
	36
	Sig.
	,000

En este caso observamos un valor relativamente alto (0.733) para el índice KMO, el cual nos indica que los datos de la muestra se adecuan aceptablemente al modelo de un análisis factorial.

La prueba de Bartlett rechaza la hipótesis nula de que todos los coeficientes de correlación teóricos entre cada variable son nulos, lo que nos indica que existe un número significativo de correlaciones que son significativas. Por lo tanto el supuesto de que las variables están correlacionadas entre si se cumple.

**Tabla 4**  
**Comunalidades**

	Inicial	Extracción
Inversa de Tasa de Analfabetismo	1,000	,734
Años promedios de estudios de la población de 15 años y más (%)	1,000	,906
Tasa bruta de asistencia escolar de la población de 12 a 16 años de edad	1,000	,805
Tasa neta de asistencia escolar de la población de 12 a 16 años de edad	1,000	,865
Inversa de Población de 6 a 11 años que asiste a primaria con atraso escolar (%)	1,000	,587
Inversa de Población de 12 a 16 años de edad que asiste a secundaria con atraso escolar (%)	1,000	,720
Niños evaluados en el segundo grado de primaria con nivel satisfactorio de comprensión lectora (2016) (%)	1,000	,820
Niños evaluados en el segundo grado de primaria con nivel satisfactorio de razonamiento matemático (2016) (%)	1,000	,618
Población de 15 años y más con formación superior (%)	1,000	,311

*Método de extracción: análisis de componentes principales.*

La comunalidad, se define como la parte de la varianza que es debida a los factores comunes. Para las variables analizadas se considera algunas a manera de ejemplo:

- El 73.4% de la varianza de la variable Inversa de Tasa de Analfabetismo es explicada por los factores comunes retenidos.
- El 90.6% de la varianza de la variable Años promedio de estudios de la población de 15 años y más es explicada por los factores comunes retenidos.

Uno de los métodos para la extracción de factores es el Método de Componentes Principales<sup>2</sup>. Cuando se trabaja con datos tipificados o con la matriz de correlación, uno de los criterios que usualmente se utiliza, es retener los factores cuyo autovalor<sup>3</sup> (varianza del factor) sea mayor a 1.

Para el caso de los indicadores de educación se puede observar que se retienen los dos primeros componentes con autovalores iguales a 4.988 y 1.378. Estos dos factores explican el 70.733% de la variabilidad total.

<sup>2</sup> El Método de Componentes Principales supone que el número de factores comunes es igual al número de variables originales.

<sup>3</sup> SPSS lo llama Eigenvalue

**Tabla 5**  
**Varianza total explicada**

Componente	Autovalores iniciales			Sumas de cargas al cuadrado de la extracción		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	4,988	55,422	55,422	4,988	55,422	55,422
2	1,378	15,312	70,733	1,378	15,312	70,733
3	,935	10,394	81,127			
4	,714	7,928	89,055			
5	,501	5,562	94,617			
6	,316	3,509	98,126			
7	,094	1,041	99,167			
8	,062	,691	99,858			
9	,013	,142	100,000			

Método de extracción: análisis de componentes principales.

**Tabla 6**  
**Matriz de componente**

	Componente	
	1	2
Inversa de Tasa de Analfabetismo	,604	,608
Años promedios de estudios de la población de 15 años y más (%)	,848	,432
Tasa bruta de asistencia escolar de la población de 12 a 16 años de edad	,622	-,647
Tasa neta de asistencia escolar de la población de 12 a 16 años de edad	,864	-,345
Inversa de Población de 6 a 11 años que asiste a primaria con atraso escolar (%)	,713	-,281
Inversa de Población de 12 a 16 años de edad que asiste a secundaria con atraso escolar (%)	,776	,343
Niños evaluados en el segundo grado de primaria con nivel satisfactorio de comprensión lectora (2016) (%)	,906	,007
Niños evaluados en el segundo grado de primaria con nivel satisfactorio de razonamiento matemático (2016) (%)	,744	-,254
Población de 15 años y más con formación superior (%)	,536	,155

Método de extracción: análisis de componentes principales  
a. 2 componentes extraídos.

La matriz de componentes nos muestra las cargas factoriales, es decir, la correlación de cada variable con los factores retenidos.

Se espera que cada variable original este correlacionado fuertemente con un solo factor, para que se pueda dar una clara interpretación de los factores. Caso contrario, se procede a realizar una rotación de factores, que obtiene a partir de la solución inicial, unos factores que sean fácilmente interpretables.

**Tabla 7**  
**Matriz de coeficiente de puntuación de componente**

	Componente	
	1	2
Inversa de Tasa de Analfabetismo	,121	,441
Años promedios de estudios de la población de 15 años y más (%)	,170	,314
Tasa bruta de asistencia escolar de la población de 12 a 16 años de edad	,125	-,469
Tasa neta de asistencia escolar de la población de 12 a 16 años de edad	,173	-,250
Inversa de Población de 6 a 11 años que asiste a primaria con atraso escolar (%)	,143	-,204
Inversa de Población de 12 a 16 años de edad que asiste a secundaria con atraso escolar (%)	,156	,249
Niños evaluados en el segundo grado de primaria con nivel satisfactorio de comprensión lectora (2016) (%)	,182	,005
Niños evaluados en el segundo grado de primaria con nivel satisfactorio de razonamiento matemático (2016) (%)	,149	-,184
Población de 15 años y más con formación superior (%)	,107	,113

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Puntuaciones de componente.

Para el caso de los Indicadores de Educación se observa que los factores comunes tienen una interpretación clara ya que se puede ver con cuales variables está correlacionados cada factor. Podemos observar que todas las variables están relacionadas con el primer factor, en mayor medida la variable Niños evaluados en el segundo grado de primaria con el nivel satisfactorio de comprensión lectora, mientras que dicha variable es la única que no se relaciona fuertemente con el segundo factor. Con esta matriz podemos hallar las puntuaciones de los factores retenidos de la siguiente manera:

$$\text{Factor 1} = 0.121 X_1 + 0.170 X_2 + 0.125 X_3 + \dots + 0.107 X_9$$

$$\text{Factor 2} = 0.441 X_1 + 0.314 X_2 - 0.469 X_3 + \dots + 0.113 X_9$$

Donde:

$X_1$ : Inversa de Tasa de Analfabetismo

$X_2$ : Años promedios de estudios de la población de 15 años y más

$X_3$ : Tasa bruta de asistencia escolar de la población de 12 a 16 años de edad

$X_4$ : Tasa neta de asistencia escolar de la población de 12 a 16 años de edad

$X_5$ : Inversa de Población de 6 a 11 años que asiste a primaria con atraso escolar

$X_6$ : Inversa de Población de 12 a 16 años de edad que asiste a secundaria con atraso escolar

$X_7$ : Niños evaluados en el segundo grado de primaria con nivel satisfactorio de comprensión lectora

$X_8$ : Niños evaluados en el segundo grado de primaria con nivel satisfactorio de razonamiento matemático

$X_9$ : Población de 15 años y más con formación superior

Donde las variables  $X_i$  son las variables originales tipificadas.

Luego se calcula el Índice de Educación como una combinación lineal de los factores retenidos ponderados por su respectiva varianza, de la siguiente manera:

$$\text{Índice de Educación} = 4.988 (\text{Factor1}) + 1.378 (\text{Factor2})$$

**Tabla 8**  
**Puntuaciones de los Factores y Valor del Índice de Educación por departamento**

Departamento	Factor 1	Factor 2	IE=4.988*F1+1.378*F2	IE*=(IE+20)	Índice final
Moquegua	1.86	0.08	9.4	29.4	100.00
Tacna	1.89	-0.50	8.8	28.8	97.82
Ica	1.32	1.01	8.0	28.0	95.08
Callao	1.07	1.57	7.5	27.5	93.55
Arequipa	1.42	-0.23	6.8	26.8	91.01
Lima	0.86	0.87	5.5	25.5	86.62
Pasco	0.44	-0.57	1.4	21.4	72.75
Tumbes	0.09	0.40	1.0	21.0	71.41
Puno	0.30	-0.42	0.9	20.9	71.16
Lambayeque	-0.24	1.55	0.9	20.9	71.14
Madre de Dios	0.02	0.56	0.9	20.9	71.06
Junín	0.10	-0.17	0.3	20.3	68.90
Cusco	0.22	-0.89	-0.1	19.9	67.59
Ayacucho	0.09	-1.48	-1.6	18.4	62.66
La Libertad	-0.52	0.62	-1.8	18.2	62.05
Piura	-0.69	0.95	-2.1	17.9	60.82
Apurímac	0.00	-1.71	-2.4	17.6	59.97
Áncash	-0.48	-0.62	-3.2	16.8	56.99
Amazonas	-0.64	-0.45	-3.8	16.2	55.04
San Martín	-1.17	1.22	-4.2	15.8	53.84
Huancavelica	-0.44	-1.65	-4.5	15.5	52.84
Ucayali	-1.23	1.19	-4.5	15.5	52.67
Huánuco	-1.09	-0.91	-6.7	13.3	45.25
Cajamarca	-1.24	-1.12	-7.7	12.3	41.72
Loreto	-1.92	0.72	-8.6	11.4	38.79

Elaboración: propia. IE = Índice de Educación

Los procedimientos anteriores se realizan para los indicadores restantes, en los siguientes cuadros se muestran los resultados de los demás indicadores.

### 3.4. Análisis de resultados

#### Análisis de los resultados de los indicadores de niveles de vida

##### Indicadores sintéticos de niveles de vida 2012

En la tabla 9 se observa los indicadores sintéticos de niveles de vida para el año 2012, donde se aprecia que la Provincia Constitucional del Callao y el departamento de Lima poseen niveles más elevados, seguidos por los departamentos de Tacna y Arequipa. Por el contrario, Huánuco, Loreto y Huancavelica son los que poseen niveles más bajos según el análisis del Índice Global.

**Tabla 9**  
**Indicadores sintéticos de niveles de vida, según departamento, 2012**

Departamento	Índice de Educación	Índice demográfico	Índice de Vivienda	Índice de Salud	Índice de Empleo Ingreso	IG_2012
Callao	93.86	100.00	98.39	94.52	100.00	100.00
Lima	98.58	97.61	100.00	99.43	88.36	97.61
Tacna	100.00	92.61	97.95	100.00	85.84	92.41
Arequipa	93.75	94.75	98.83	95.57	87.50	88.32
Moquegua	94.95	96.50	96.91	92.19	86.33	86.11
Ica	94.97	93.34	95.99	93.67	85.89	83.98
Tumbes	85.97	92.30	90.04	91.17	80.98	67.80
La Libertad	80.38	88.63	99.87	90.40	81.48	67.60
Lambayeque	82.04	89.16	96.22	93.40	79.63	67.35
Madre de Dios	87.17	82.75	85.56	88.98	86.73	61.86
Junín	84.14	80.58	88.43	90.14	80.55	56.40
Áncash	76.20	84.30	93.25	88.40	80.22	55.09
Piura	79.51	83.39	86.95	89.69	79.12	52.74
Cusco	79.33	80.71	87.18	88.99	79.69	50.88
Pasco	82.27	79.25	84.61	88.16	79.90	49.90
San Martín	76.00	81.98	82.94	88.65	79.22	46.04
Apurímac	73.89	77.80	89.22	87.12	75.11	41.84
Puno	77.97	77.94	83.07	86.83	76.77	41.82
Ucayali	76.56	79.59	78.39	87.22	80.42	41.75
Amazonas	71.35	79.16	81.33	89.74	74.73	37.20
Ayacucho	70.70	76.85	83.53	87.52	77.20	36.94
Cajamarca	69.61	82.20	81.83	86.01	74.53	35.83
Huánuco	69.05	78.62	83.02	87.89	75.46	35.62
Loreto	72.73	77.34	75.76	88.21	78.79	35.21
Huancavelica	66.40	71.37	79.37	85.89	76.44	25.77

*Elaboración propia.*

En el área educativa los puestos son ocupados por Tacna y Lima. En demografía los primeros lugares son Callao y Lima. Del mismo modo en el área de vivienda, Lima ocupa el primer lugar y Arequipa el segundo. Siguiendo con el área de la Salud, los departamentos que presentan índices más elevados son Tacna y Lima. Finalmente, en el área de Empleo-Ingreso el Callao y Lima ocupan las primeras posiciones.

Con respecto a los departamentos que se encuentran como últimos, en educación se encuentran Huancavelica y Huánuco; mientras que en el ámbito demográfico están Huancavelica y Ayacucho. Asimismo, para el área de vivienda, los departamentos que presentan valores más bajos son Ucayali y Loreto. Mientras que para el área de salud los departamentos que presentan índices más bajos son Huancavelica y Cajamarca. Finalmente, en el área de empleo-ingreso los departamentos que se ubican como últimos son Amazonas y Cajamarca.

En el siguiente gráfico se puede observar que los índices de salud son los que presentan menor diferencia en los valores por departamento. Del mismo modo el índice que presenta mayor diferencia en sus valores es el de educación.

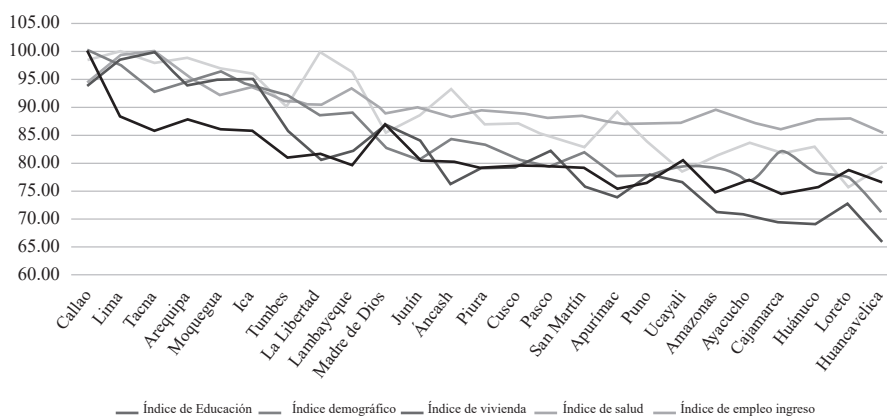


Gráfico 5. Indicadores sintéticos de niveles de vida 2012  
Elaboración: propia

### Indicadores sintéticos de niveles de vida 2017

En cuanto al análisis de los indicadores sintéticos para el año 2017 se observa que la Provincia Constitucional del Callao mantiene el índice global más elevado, seguido de los departamentos de Tacna y Lima. Aquellos que presentan los indicadores globales más bajos son Huánuco, Loreto y Huancavelica.

**Tabla 10**  
**Indicadores sintéticos de niveles de vida, según departamento – 2017**

Departamento	Educación	Demográ- fico	Vivienda	Salud	Empleo Ingreso	IG_2017
Callao	88.44	100.00	95.31	95.99	100.00	100.00
Tacna	100.00	91.74	94.04	100.00	83.19	91.65
Lima	90.58	96.86	95.80	98.81	86.03	91.00
Arequipa	95.36	94.37	94.86	96.90	85.15	90.16
Moquegua	98.80	96.43	92.02	95.49	82.58	89.30
Ica	91.73	93.07	93.79	92.70	86.01	83.79
La Libertad	76.15	88.21	100.00	93.70	79.41	69.04
Lambayeque	76.71	89.12	91.44	92.70	79.86	63.90
Tumbes	81.87	90.99	86.59	90.40	78.34	62.98
Madre de Dios	80.96	83.71	83.64	89.83	82.50	57.93
Junín	83.28	79.81	86.50	89.74	79.98	56.87
Áncash	78.85	84.02	89.55	88.74	78.04	56.61
Cusco	85.74	80.60	85.67	89.41	74.70	54.46
Pasco	86.87	79.37	81.23	89.18	77.56	53.36
Apurímac	85.14	76.58	85.34	90.03	74.74	51.41
Piura	73.90	82.73	86.13	90.79	76.72	50.11
Ayacucho	85.70	76.67	84.69	86.95	74.43	49.18
Puno	85.41	77.84	80.39	88.06	75.46	48.35
San Martín	68.89	81.60	83.71	89.65	74.48	41.60
Amazonas	76.95	78.23	79.51	90.49	72.80	41.48
Cajamarca	72.82	82.35	81.29	87.44	70.70	39.03
Ucayali	68.29	80.18	78.20	87.81	79.05	38.64
Huancavelica	81.00	70.58	81.33	87.11	73.47	38.57
Huánuco	73.92	77.93	79.23	87.85	73.14	37.41
Loreto	63.18	77.58	72.96	89.58	75.66	28.10

Fuente: INEI. Elaboración: propia

En el ámbito educativo las primeras plazas son ocupadas por Tacna y Moquegua. En demografía los primeros son Callao y Lima. En el área de vivienda, La Libertad ocupa el primer puesto y Lima el segundo. En lo que corresponde al área de la salud, los índices más elevados se encuentran en Tacna y Lima. Finalmente, en el área de empleo-ingreso Callao y Lima ocupan los primeros puestos.

Por el contrario, los que se ubican como últimos en los componentes de niveles de vida 2017, son Ucayali y Loreto en educación. Mientras que en el ámbito demográfico Apurímac y Huancavelica son los que ocupan los últimos lugares. De la misma



forma, en el área de vivienda los que presentan valores más bajos son Ucayali y Loreto. Mientras que para el área de salud los que ostentan los índices más bajos son Huancavelica y Ayacucho. Finalmente en el área de empleo-ingreso los últimos son Amazonas y Cajamarca.

En el gráfico 6 se observa que los índices de salud mantienen una pendiente poco pronunciada, la cual significa que las diferencias de los indicadores entre departamentos no son muy altas. Mientras que el índice que presenta mayor diferencia en sus valores es el índice de educación.

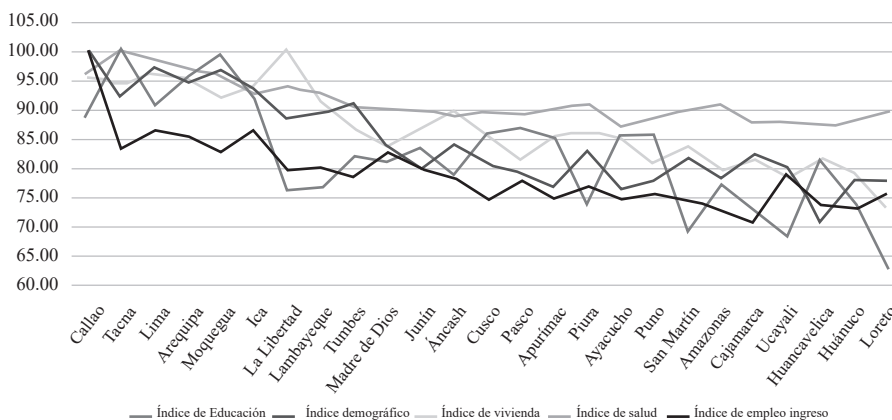


Gráfico 6. Indicadores sintéticos de niveles de vida 2017

Fuente: INEI. Elaboración: propia

En el gráfico 7 se observa que los indicadores globales tanto para el año 2012 como para el 2017 tienen una correlación similar por departamento, por tanto la jerarquía por departamento no difiere demasiado para ambos años.

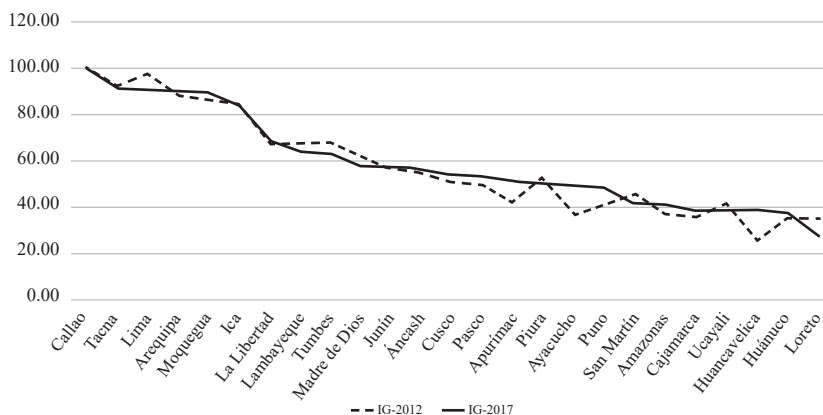


Gráfico 7. Indicadores globales de niveles de vida 2017

Fuente: INEI. Elaboración: propia

**Tabla 11**  
**Indicadores globales de niveles de vida, según departamento,**  
**2012 y 2017**

Departamento	IG_2012	IG-2017
Callao	100.00	100.00
Tacna	92.41	91.65
Lima	97.61	91.00
Arequipa	88.32	90.16
Moquegua	86.11	89.30
Ica	83.98	83.79
La Libertad	67.60	69.04
Lambayeque	67.35	63.90
Tumbes	67.80	62.98
Madre de Dios	61.86	57.93
Junín	56.40	56.87
Áncash	55.09	56.61
Cusco	50.88	54.46
Pasco	49.90	53.36
Apurímac	41.84	51.41
Piura	52.74	50.11
Ayacucho	36.94	49.18
Puno	41.82	48.35
San Martín	46.04	41.60
Amazonas	37.20	41.48
Cajamarca	35.83	39.03
Ucayali	41.75	38.64
Huancavelica	25.77	38.57
Huánuco	35.62	37.41
Loreto	35.21	28.10

Fuente: INEI. Elaboración: propia

### Comparativo de la evolución del Índice del Nivel de Vida, 2012 y 2017

En relación al Índice de Nivel de Vida, entre los años 2012 y 2017, se aprecia que Tacna ha mejorado en un lugar, pasando del segundo al primero, a pesar que su valor del INV, ha disminuido de 92.41 (2012) a 91.65 (2017). Contrariamente, Lima cayó un lugar, pasando del primero en el 2012 al segundo del ranking en el 2017. Por otro lado, Arequipa se mantiene como tercero, apreciando un crecimiento en su INV, pasando de 88.32 (2012) a 90.16 (2017).

Por el lado de aquellos departamentos que tienen los índices de nivel de vida más bajos, Loreto pasó del penúltimo lugar al último, y apreció una importante disminución de su INV. Huancavelica ha dado un salto de dos puestos y ha pasado del último lugar al puesto 22 del ranking, con lo que su INV subió en 12.8 puntos.

**Tabla 12**  
**Comparativo del INV y variación, según departamento, 2012 – 2017**

Departamento	Índice de nivel de vida							
	2012		2017		Variación 2012-2017			
	Ranking	Valor	Ranking	Valor	Ranking	Valor		
Tacna	2	92.41	1	91.65	↓	-1	↓	-0.760
Lima	1	97.61	2	91	↑	1	↓	-0.610
Arequipa	3	88.32	3	90.16	⇒	0	↑	1.840
Moquegua	4	86.11	4	89.3	⇒	0	↑	3.190
Ica	5	83.90	5	83.79	⇒	0	↓	-0.190
La Libertad	7	67.6	6	69.04	↓	-1	↑	1.440
Lambayeque	8	67.35	7	63.9	↓	-1	↓	-3.450
Tumbes	6	67.8	8	62.98	↑	2	↓	-4.820
Madre de Dios	9	61.86	9	57.93	⇒	0	↓	-3.930
Junín	10	56.4	10	56.87	⇒	0	↑	0.470
Ancash	11	55.09	11	56.61	⇒	0	↑	1.520
Cusco	13	50.88	12	54.46	↓	-1	↑	3.580
Pasco	14	49.9	13	53.36	↓	-1	↑	3.460
Apurímac	16	41.84	14	51.41	↓	-2	↑	9.570
Piura	12	52.74	15	50.11	↑	3	↓	-2.630
Ayacucho	20	36.94	16	49.18	↓	-4	↑	12.240
Puno	17	41.52	17	48.35	⇒	0	↑	6.530
San Martín	15	46.04	18	41.6	↑	3	↓	-4.440
Amazonas	19	37.2	19	41.48	⇒	0	↑	4.280
Cajamarca	21	35.53	20	39.03	↓	-1	↑	3.200
Ucayali	18	41.75	21	38.64	↑	3	↓	-3.110
Huancavelica	24	25.77	22	38.57	↓	-2	↑	12.800
Huánuco	22	35.62	23	37.41	↑	1	↑	1.790
Loreto	23	35.21	24	28.1	↑	1	↓	-7.110

*Nota: Los números del Ranking representan el grado de ubicación de cada departamento, donde: 1 (Departamento mejor ubicado), 24 (Departamento peor ubicado)*

*Fuente: INEI, INCORE, PNUD Elaboración: propia*

### 3.4.2 Análisis comparativo de los indicadores de nivel de vida, Desarrollo Humano, competitividad y Pobreza monetaria

A continuación, se realizará el análisis comparativo de cada uno de los indicadores, según los resultados obtenidos, para los años 2012 y 2017.

#### Análisis comparativo de los indicadores, 2012

El gráfico 8 muestra similitud en el comportamiento para los indicadores índice de competitividad, índice de niveles de vida e índice de desarrollo humano. Además se evidencia una mayor dispersión de los valores por departamento en el Índice de Nivel de Vida. En cuanto a la Pobreza Monetaria se observa mayor disparidad entre los departamentos, contrariamente a lo que presentan los indicadores anteriormente mencionados. Se debe considerar que la escala de medición del siguiente gráfico está a una escala semi logarítmica.

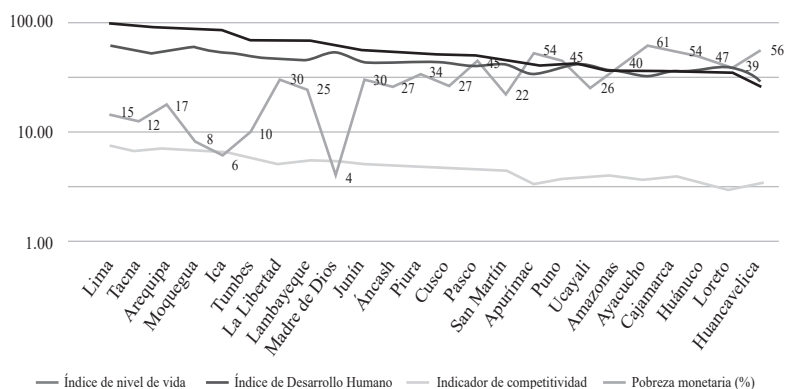


Gráfico 8. Análisis comparativo de los indicadores - 2012 (Escala logarítmica)  
Fuente: INEI, INCORE, PNUD Elaboración: propia

Utilizando como referencia la Tabla 13, se realizará un análisis cruzado con los resultados obtenidos de los Indicadores: Índices de Nivel de Vida, Índice de Desarrollo Humano, Indicador de Competitividad y Pobreza Monetaria para el año 2012.

Tomando en cuenta a los de mejor ubicación en el ranking a nivel departamental, se aprecia que Lima se ubica en el primer lugar de ranking departamental en los índices de nivel de vida, con el valor de 97.61. La misma ubicación tiene con respecto al IDH, cuyo índice en el año 2012 fue de 61.46. El ICD para Lima en ese año alcanza un valor de 7.38, la cual corresponde a la mejor calificación obtenida a nivel departamental con la que se ubica en la primera posición del ranking. Con respecto a la pobreza monetaria en Lima, el año 2012 el 14.5 % de la población se encontraba en situación de pobreza, es decir tenían un nivel de gasto inferior al costo de la canasta básica de consumo que está compuesto por alimentos y no alimentos.

**Tabla 13**  
**Comparativo de indicadores, según departamento, 2012**

Departamento	Índice de nivel de vida		Índice de desarrollo humano		Indicador de competitividad		Pobreza monetaria (%)	
	Ranking	Valor	Ranking	Valor	Ranking	Valor	Ranking	Valor
Lima	1	97.61	1	0.6146	1	7.38	6	14.5
Tacna	2	92.41	5	0.5371	4	6.73	5	12.49
Arequipa	3	88.32	3	0.5674	2	7.19	7	17.49
Moquegua	4	86.11	2	0.6012	3	6.8	3	8.35
Ica	5	83.98	6	0.517	5	6.49	2	6.17
Tumbes	6	67.8	7	0.4954	6	5.82	4	9.97
La Libertad	7	67.6	8	0.4567	9	5.24	14	30.18
Lambayeque	8	67.35	9	0.4547	7	5.61	9	24.88
Madre de Dios	9	61.86	4	0.5466	8	5.51	1	14.1
Junín	10	56.4	10	0.4428	11	5.15	13	30.09
Ancash	11	55.09	13	0.4335	10	5.21	12	26.85
Piura	12	52.74	12	0.4356	12	4.98	15	33.88
Cusco	13	50.88	11	0.4359	13	4.78	11	26.84
Pasco	14	49.9	16	0.4025	14	4.57	19	45.19
San Martín	15	46.04	14	0.4249	15	4.48	8	21.92
Apurímac	16	41.84	22	0.3332	21	3.57	22	53.81
Puno	17	41.82	17	0.3952	19	3.87	18	44.64
Ucayali	18	41.75	15	0.4183	18	3.93	10	25.8
Amazonas	19	37.2	19	0.3687	17	3.98	17	39.94
Ayacucho	20	36.94	23	0.3291	20	3.78	24	61.11
Cajamarca	21	35.83	20	0.3685	16	4.11	21	53.68
Huánuco	22	35.62	21	0.3657	22	3.49	20	46.63
Loreto	23	35.21	18	0.3935	24	2.99	16	39.14
Huancavelica	24	25.77	24	0.3022	23	3.38	23	56.37

*Nota: Los números del Ranking representan el grado de ubicación de cada departamento, donde: 1 (Departamento mejor ubicado), 24 (Departamento peor ubicado)*

*Fuente: INEI, INCORE, PNUD Elaboración: propia*

El departamento de Tacna, presenta como Índice de Nivel de Vida el valor de 92.41, que lo ubica en el segundo lugar del ranking departamental, para este índice. Con respecto a su ubicación de los demás indicadores están en el quinto puesto en el IDH y Pobreza Monetaria, con valores de 53.71 y 12.49%, respectivamente. En relación al ICD, está un lugar más arriba que los anteriores con una calificación de 6.73. Por su parte Arequipa, destaca en los Índices de Nivel de Vida con 88.32, en el IDH con 56.74 y el ICD, con una calificación de 7.19, lo que le ha valido para estar en el segundo puesto en el ranking

de este indicador de calidad. Habría que destacar los importantes resultados obtenidos por Moquegua, con 60.12 en el IDH (2<sup>do</sup>. puesto), 6.8 en el ICD (3<sup>er</sup>. puesto) y 8.35 % en el nivel de pobreza monetaria (3<sup>er</sup>. lugar). Por otro lado, habría que hacer una mención honrosa a Madre de Dios e Ica, departamentos que ocupan el primer y segundo puesto, al presentar los menores niveles de pobreza con 4.1 % y 6.17 %, respectivamente.

Entre los que tienen cifras menos alentadoras, podemos encontrar a Huancavelica: último en los índices de vida (25.77) e IDH (30.22), y penúltimo en ICD (3.38) y pobreza monetaria (56.37 %). También se advierte que Loreto tiene niveles similares, pues ocupa el puesto 23 en el índice de nivel de vida, con 35.21, y es el último en ICD, con una calificación desfavorable de 2.99. De igual manera, Ayacucho tiene cifras de 32.91 en IDH (puesto 23) y el más alto nivel de pobreza, que afecta al 61.11% de la población.

### Análisis Comparativo de los Indicadores – 2017

Al igual que en el año 2012, se percibe que las cifras de Pobreza Monetaria presentan mayores diferencias entre departamentos, opuesto a los otros indicadores, donde las diferencias entre ellos no son muy apreciables. En el gráfico 9, se observa el comportamiento del Índice de Nivel de Vida, Índice de Desarrollo Humano y el Indicador de Competitividad, los cuales poseen fluctuaciones similares.

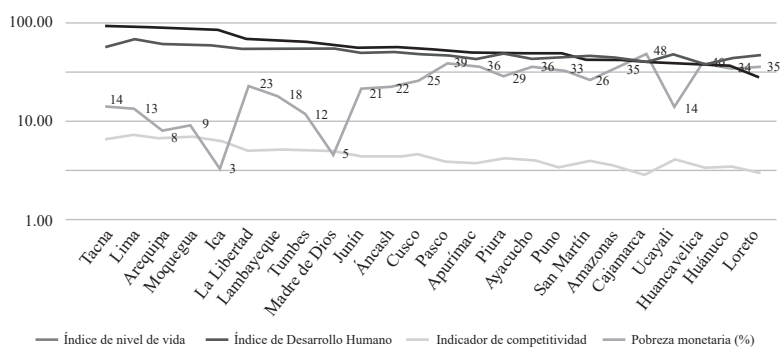


Gráfico 9. Análisis comparativo de los indicadores - 2012 (Escala logarítmica)

Fuente: INEI, INCORE, PNUD Elaboración: propia

Si se toma como referencia la Tabla 14, se realizará un análisis cruzado con los resultados de los indicadores Índice de Nivel de Vida, Índice de Desarrollo Humano, Indicador de Competitividad y Pobreza Monetaria para el año 2017. Consideramos a los de mejor ubicación en el ranking departamental. Lima tiene los más altos valores en cada indicador, de ahí que ocupe el segundo puesto de ranking departamental en el Índice de Nivel de Vida (91.00) y sea el primero en IDH (67.43); también ocupa el primer lugar en ICD, con 7.26, que es la mejor calificación a nivel departamental. Con respecto a la pobreza monetaria, para el año 2017 el 13.43 % de la población de este departamento

se encontraba en situación de pobreza, es decir su nivel de gasto es inferior al costo de la canasta básica de consumo compuesta por alimentos y no alimentos. Por otro lado, Arequipa tiene 90.16 en Índice de Nivel de Vida, lo que la ubica en el tercer lugar del ranking departamental; ocupa la misma ubicación en IDH (60.94) y en ICD (6.7), y tiene un nivel de pobreza monetaria de 8.06 % . Por su parte, Moquegua se encuentra posicionado en el segundo lugar en IDH (61.15) e ICD (6.91).

**Tabla 14**  
**Comparativo de indicadores, según departamento, 2017**

Departamento	Índice de nivel de vida		Índice de desarrollo humano		Indicador de competitividad		Pobreza monetaria (%)	
	Ranking	Valor	Ranking	Valor	Ranking	Valor	Ranking	Valor
Tacna	1	91.65	5	0.5766	4	6.58	8	13.92
Lima	2	91	1	0.6743	1	7.26	6	13.43
Arequipa	3	90.16	3	0.6094	3	6.7	3	8.06
Moquegua	4	89.3	2	0.6115	2	6.91	4	9.2
Ica	5	83.79	4	0.5853	5	6.35	1	3.28
La Libertad	6	69.04	7	0.5379	7	5.05	12	23.48
Lambayeque	7	63.9	9	0.5296	6	5.26	9	18.49
Tumbes	8	62.98	8	0.5373	8	5.01	5	11.83
Madre de Dios	9	57.93	6	0.5563	9	4.92	2	4.57
Junín	10	56.87	11	0.4876	12	4.31	10	21.21
Ancash	11	56.61	10	0.4931	11	4.39	11	22.36
Cusco	12	54.46	14	0.4682	10	4.67	13	25.25
Pasco	13	53.36	17	0.4597	17	3.92	22	38.55
Apurímac	14	51.41	21	0.4189	18	3.71	21	35.9
Piura	15	50.11	13	0.4783	13	4.18	15	28.65
Ayacucho	16	49.18	22	0.4183	15	4	20	35.61
Puno	17	48.35	18	0.4381	21	3.45	16	32.72
San Martín	18	41.6	15	0.4679	16	3.99	14	26.1
Amazonas	19	41.48	19	0.4294	19	3.56	18	34.88
Cajamarca	20	39.03	23	0.3999	24	2.88	24	47.53
Ucayali	21	38.64	12	0.4789	14	4.15	7	13.89
Huancavelica	22	38.57	24	0.3741	22	3.35	23	38.88
Huánuco	23	37.41	20	0.424	20	3.48	17	34.3
Loreto	24	28.1	16	0.4629	23	3.02	19	35.32

*Nota: Los números del Ranking representan el grado de ubicación de cada departamento, donde: 1 (Departamento mejor ubicado), 24 (Departamento peor ubicado)*

*Fuente: INEI, INCORE, PNUD Elaboración: propia*

Habría que destacar los importantes resultados que tiene el departamento de Tacna, con 91.65 en índice de nivel de vida (Puesto 1), el departamento de Ica ocupando el primer puesto en la pobreza monetaria donde solamente el 3.28% de la población se encontraba en situación de pobreza monetaria en el año 2017. Por último tenemos a Madre de Dios con un 4.57% de nivel de pobreza monetaria en su población, que ocupa la segunda posición en el ranking frente a los demás departamentos.

Sobre aquellos departamentos con las cifras menos alentadoras, podemos mencionar Cajamarca, que aparece en el último lugar en el indicador de competitividad con una calificación desfavorable de 2.88 y con el 47.53% de nivel de pobreza monetaria de su población. Asimismo, ocupa el penúltimo lugar en el IDH, con un valor de 39.99. De otro lado, entre los que se encuentran relegados en estos indicadores tenemos a Huancavelica alcanzando un 37.41 en el IDH (puesto 24) y teniendo al 38.88% de la población en situación de pobreza monetaria (puesto 23). De igual manera se aprecia en Huánuco, con cifras de 37.41 en índice de nivel de vida (puesto 23) y con el más bajo nivel en el índice de nivel de vida se encuentra Loreto con un valor de 28.1, ocupando el puesto 24.

### **Análisis comparativo entre los años 2012 y 2017 de cada indicador**

Resulta interesante poder apreciar el comportamiento de cada indicador, entre los años 2012 y 2017, para cada uno de los departamentos, logrando visualizar variaciones que han presentado cada uno de los indicadores, según departamento. Para ello se ha construido un cuadro integral que forma parte del Anexo, pero con fines más prácticos para el análisis, se han considerado por tipo de indicador.

### **Comparativo de los indicadores en el periodo 2012-2017**

A pesar que son indicadores que se complementan: Tacna, Lima, Arequipa, Moquegua e Ica mantienen la predominancia en lo que se refiere a las primeras posiciones, entre el 2012 y 2017, en los 4 indicadores referidos a: nivel de vida, Desarrollo Humano, Competitividad y pobreza monetaria.

Huancavelica, Cajamarca, son los departamentos que se ubican en los últimos lugares en los 4 indicadores. Aunque, en el caso del índice de nivel de vida: Huánuco y Loreto con el 23 y 24avo lugar respectivamente cierran el orden en este indicador.

Se podría afirmar que existe una correlación entre los 4 indicadores que sintetizan las características económicas sociales y demográficas, que permiten conocer el perfil del país a nivel departamental.



**Tabla 15**  
**Comparativo de los indicadores (2012 y 2017)**

Departamento	Índice de Nivel de Vida		Índice de Desarrollo Humano		Indicador de Competitividad		Pobreza Monetaria								
	2012	2017	2012	2017	2012	2017	2012	2017							
	Ranking	Valor	Ranking	Valor	Ranking	Valor	Ranking	Valor							
Táena	2	92.41	1	91.65	5	0.537	4	6.73	4	6.58	5	12.49	8	13.92	
Lima	1	97.61	2	91	1	0.615	1	7.38	1	7.26	6	14.5	6	13.43	
Arequipa	3	88.32	3	90.16	3	0.567	3	6.094	2	7.19	3	6.7	7	17.49	
Moquegua	4	86.11	4	89.3	2	0.601	2	6.115	3	6.8	2	6.91	3	8.35	
Ica	5	83.98	5	83.79	6	0.517	4	0.5853	5	6.49	5	6.35	2	6.17	
La libertad	7	67.6	6	69.04	8	0.457	7	0.5379	9	5.24	7	5.05	14	30.18	
Lambayeque	8	67.35	7	63.9	9	0.455	9	0.5296	7	5.61	6	5.26	9	24.88	
Tumbes	6	67.8	8	62.98	7	0.495	8	0.5373	6	5.82	8	5.01	4	9.97	
Madre de dios	9	61.86	9	57.93	4	0.547	6	0.5563	8	5.51	9	4.92	1	4.1	
Junín	10	56.4	10	56.87	10	0.443	11	0.4876	11	5.15	12	4.31	13	30.09	
Ancash	11	55.09	11	56.61	13	0.434	10	0.4931	10	5.21	11	4.39	12	26.85	
Cusco	13	50.88	12	54.46	11	0.436	14	0.4682	13	4.78	10	4.67	11	26.84	
Pasco	14	49.9	13	53.36	16	0.403	17	0.4597	14	4.57	17	3.92	19	45.19	
Apurímac	16	41.84	14	51.41	22	0.333	21	0.4189	21	3.57	18	3.71	22	53.81	
Piura	12	52.74	15	50.11	12	0.436	13	0.4783	12	4.98	13	4.18	15	33.88	
Ayacucho	20	36.94	16	49.18	23	0.329	22	0.4183	20	3.78	15	4	24	61.11	
Puno	17	41.82	17	48.35	17	0.395	18	0.4381	19	3.87	21	3.45	18	44.64	
San Martín	15	46.04	18	41.6	14	0.425	15	0.4679	15	4.48	16	3.99	8	21.92	
Amazonas	19	37.2	19	41.48	19	0.369	19	0.4294	17	3.98	19	3.56	17	39.94	
Cajamarca	21	35.83	20	39.03	20	0.369	23	0.3999	16	4.11	24	2.88	21	53.68	
Ucayali	18	41.75	21	38.64	15	0.418	12	0.4789	18	3.93	14	4.15	10	25.8	
Huancavelica	24	25.77	22	38.57	24	0.302	24	0.3741	23	3.38	22	3.35	23	56.37	
Huánuco	22	35.62	23	37.41	21	0.366	20	0.424	22	3.49	20	3.48	20	46.63	
Loreto	23	35.21	24	28.1	18	0.394	16	0.4629	24	2.99	23	3.02	16	39.14	
														19	35.32

*Nota: Los números del Ranking representan el grado de ubicación de cada departamento, donde: 1 (Departamento mejor ubicado), 24 (Departamento peor ubicado)*  
*Fuente: INEI, INCORE (IPE), PNUD. Elaboración: propia*

## Relación entre los indicadores, 2012

Con un nivel de confianza del 95% se aprecia una alta correlación entre los cuatro indicadores sintéticos. Medido a través del coeficiente de correlación de Pearson el valor de la relación entre el Indicador del nivel de vida y los Índice de Desarrollo Humano y el Indicador de Competitividad para el año 2012, fueron de 0.933 y de 0.975, respectivamente. Asimismo, existe una alta correlación inversa, entre el indicador de nivel de vida y el indicador de pobreza monetaria para el año 2012, cuyo valor es de -0.806.

**Tabla 15**  
**Relación entre los Indicadores, 2012**

		Índice de nivel de vida	Índice de desarrollo humano	Indicador de competitividad	Pobreza monetaria (%)
Índice de nivel de vida	Correlación de Pearson	1	,933"	,975"	-,806"
	Sig. (bilateral)		,000	,000	,000
	Suma de cuadrados y productos vectoriales	9885,903	37,946	593,842	-6530,868
	Covarianza	429,822	1,650	25,819	-283,951
	N	24	24	24	24
Índice de desarrollo humano	Correlación de Pearson	,933"	1	,931"	-,899"
	Sig. (bilateral)	,000		,000	,000
	Suma de cuadrados y productos vectoriales	37,946	,167	2,335	-30,000
	Covarianza	1,650	,007	,102	-1,304
	N	24	24	24	24
Indicador de competitividad	Correlación de Pearson	,975"	,931"	1	-,811"
	Sig. (bilateral)	,000	,000		,000
	Suma de cuadrados y productos vectoriales	593,842	2,335	37,540	-405,037
	Covarianza	25,819	,102	1,632	-17,610
	N	24	24	24	24
Pobreza monetaria (%)	Correlación de Pearson	-,806"	-,899"	-,811"	1
	Sig. (bilateral)	,000	,000	,000	
	Suma de cuadrados y productos vectoriales	-6530,868	-30,000	-405,037	6642,740
	Covarianza	-283,951	-1,304	-17,610	288,815
	N	24	24	24	24

" La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral)

## Relación entre los indicadores, 2017

Igualmente, con un nivel de confianza del 95% se aprecia que se mantiene la alta correlación entre los cuatro indicadores sintéticos. Los valores de la correlación entre el Indicador de Nivel de Vida y el Índice de Desarrollo Humano y el Indicador

de Competitividad para el año 2017 fueron 0.887 y 0.964 respectivamente, dichos valores tuvieron una ligera disminución con respecto al año 2012. Del mismo modo, existe una alta correlación inversa entre el Indicador de Nivel de Vida y el Indicador de Pobreza Monetaria para el año 2017, cuyo valor es -0.733, el cual también tuvo una ligera disminución respecto del año 2012.

**Tabla 16**  
**Relación entre los indicadores 2017**

		Índice de nivel de vida	Índice de desarrollo humano	Indicador de competitividad	Pobreza monetaria (%)
Índice de nivel de vida	Correlación de Pearson	1	,887"	,964"	-,733"
	Sig. (bilateral)		,000	,000	,000
	Suma de cuadrados y productos vectoriales	8365,706	29,755	542,677	-3967,960
	Covarianza	363,726	1,294	23,595	-172,520
	N	24	24	24	24
Índice de desarrollo humano	Correlación de Pearson	,887"	1	,945"	-,861"
	Sig. (bilateral)	,000		,000	,000
	Suma de cuadrados y productos vectoriales	29,755	,134	2,132	-18,690
	Covarianza	1,294	,006	,093	-813
	N	24	24	24	24
Indicador de competitividad	Correlación de Pearson	,964"	,945"	1	-,829"
	Sig. (bilateral)	,000	,000		,000
	Suma de cuadrados y productos vectoriales	542,677	2,132	37,867	-301,847
	Covarianza	23,595	,093	1,646	-13,124
	N	24	24	24	24
Pobreza monetaria (%)	Correlación de Pearson	-,733"	-,861"	-,829"	1
	Sig. (bilateral)	,000	,000	,000	
	Suma de cuadrados y productos vectoriales	-3967,960	-18,690	-301,847	3504,061
	Covarianza	-172,520	-,813	-13,124	152,350
	N	24	24	24	24

" La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral)

## Discusión

Se presenta dos tipos de análisis , la cualitativa y cuantitativa.

En el ámbito cualitativo del análisis de la naturaleza o contenido de las variables se aprecia una complementariedad correlacional entre los indicadores. En términos de cobertura por ejemplo se advierte lo siguiente:

La Pobreza mide el porcentaje de la población cuyo gasto no le alcanza para alimentarse plenamente (Pobreza extrema), o para tener acceso a las condiciones mínimas

de la calidad de vida (pobreza no extrema). Tiene por finalidad focalizar la población que requiere el apoyo del estado, porque las cifras solo muestran al segmento de la población con carencias.

El Índice de Desarrollo Humano es un indicador que en base a un estándar ideal de desarrollo humano, trata de medir el grado de aproximación de los grupos poblacionales. Este estándar ideal está relacionado con el tiempo que espera vivir y de la mejor manera, una educación ideal suficiente y un ingreso ideal adecuado. En su construcción incluye a toda la población

Al final converge en un ranking, donde el departamento cuyo indicador alcanza uno, se encuentra en una situación ideal; y por el contrario, si está cerca a cero o muy bajo tiene limitaciones de acceso en alguno (o algunos) sino es en los tres indicadores componentes.

De relacionar estos indicadores se aprecia que los departamentos con mayor porcentaje de pobreza tienen un índice bajo de desarrollo humano.

El Índice del nivel de vida es un indicador que contiene los tres componentes del IDH, incorporando además indicadores relacionados a las condiciones de acceso a los servicios básicos de las viviendas y su habitabilidad. Otros indicadores complementarios, están relacionados al campo de la salud, y del empleo. En el primer caso se cuantifica las condiciones de morbilidad de la población; en el segundo las cifras permiten conocer las características educativas de la población ocupada, condición de informalidad y de acceso a un seguro, así como el nivel del poder adquisitivo que tienen los trabajadores.

Las diferencias que se presentan en el comportamiento entre el Índice del Nivel de Vida y el Índice de Desarrollo Humano, se explicarían porque estaría prevaleciendo el comportamiento de las categorías complementarias a las que se encuentran en el IDH, tales como acceso a la vivienda, empleo y salud, propias del Indicador del INV.

Con respecto a la comparación del Índice de Nivel de Vida con el Índice de Competitividad, es necesario realizarlo en dos aspectos. En primer lugar respecto a la temática, existen categorías comunes a los dos indicadores, que corresponde a educación, salud, empleo e ingreso (laboral), y acceso a servicios básicos de la vivienda (infraestructura). Sin embargo el Índice de Competitividad adicionalmente está compuesto por otros elementos que describen la institucionalidad, el entorno económico, con una mayor ampliación de los factores económicos, donde muestra la capacidad de producir y su avance económico de cada departamento.

**Tabla 17**  
**Conformación de componentes e indicadores del índice de nivel de vida (INV) e índice de competitividad (IC)**

Componente / Pilar	Cantidad de indicadores	
	Índice de nivel de vida	Índice de competitividad
Total	31	45
Demográfico	5	
Educación	9	7
Vivienda (infraestructura)	7	8
Salud	3	8
Empleo e ingreso (laboral)	7	7
Entorno económico		8
Instituciones		7

Por otra parte, si bien el Índice de Competitividad, tiene más pilares o categorías que el INV, estas están orientadas a la parte económica. En cambio, las categorías que conforman el Índice de Nivel de Vida, tienen más contenido sociodemográfico.

En segundo lugar respecto a la construcción de cada uno. El indicador sintético de nivel de vida es un instrumento que tiene su soporte en la metodología del Análisis Factorial. Para la agregación de los indicadores, prioriza aquellos que presentan mayor disparidad entre los departamentos. En efecto, el método asigna una mayor ponderación, a los que muestran mayor variabilidad (mayor dispersión).

En cambio para la agregación de las variables en el indicador de competitividad no se conocen sus ponderaciones, al parecer son subjetivas.

En conclusión los indicadores con mayor cobertura conceptual son el INV y el ICR, donde el primero tiene una mayor orientación sociodemográfica, en cambio la segunda se orienta a lo socioeconómico.

En el ámbito cuantitativo del análisis relacional entre el Índice de Nivel de Vida con respecto a los otros indicadores para el 2017, se advierte que para el año 2017 la correlación entre el Indicador de Nivel de Vida y el Índice de Desarrollo Humano es alta, pues alcanza el 0.887. Asimismo, la correlación entre el indicador de Nivel de Vida y el de Competitividad también es elevada, siendo su valor de 0.964. Con respecto a la correlación con el Indicador de Pobreza Monetaria, es alta con una relación inversa, cuyo valor es de -0.733, validando que, a menor pobreza monetaria, mayor podrá ser el nivel de vida alcanzado y viceversa. En consecuencia se aprecia a la estrecha correlación existente entre los distintos indicadores.

**Tabla 18**  
**Concordancia entre índices de nivel de vida y de competitividad, según departamento, 2017**

Departamento	Índice de nivel de vida	Índice de desarrollo humano	Indicador de competitividad	Pobreza monetaria (%)	Ranking de Índice de nivel de vida	Ranking de Índice de desarrollo humano	Ranking de Indicador de competitividad	Ranking de Pobreza monetaria (%)
Cajamarca	39.03	0.3999	2.88	48	20	23	24	24
Huancavelica	38.57	0.3741	3.35	39	22	24	22	23
Pasco	53.36	0.4597	3.92	39	13	17	17	22
Apurímac	51.41	0.4189	3.71	36	14	21	18	21
Ayacucho	49.18	0.4183	4.00	36	16	22	15	20
Loreto	28.10	0.4629	3.02	35	24	16	23	19
Amazonas	41.48	0.4294	3.56	35	19	19	19	18
Huánuco	37.41	0.4240	3.48	34	23	20	20	17
Puno	48.35	0.4381	3.45	33	17	18	21	16
Piura	50.11	0.4783	4.18	29	15	13	13	15
San Martín	41.60	0.4679	3.99	26	18	15	16	14
Cusco	54.46	0.4682	4.67	25	12	14	10	13
La Libertad	69.04	0.5379	5.05	23	6	7	7	12
Ancash	56.61	0.4931	4.39	22	11	10	11	11
Junín	56.87	0.4876	4.31	21	10	11	12	10
Lambayeque	63.90	0.5296	5.26	18	7	9	6	9
Tacna	91.65	0.5766	6.58	14	1	5	4	8
Ucayali	38.64	0.4789	4.15	14	21	12	14	7
Lima	91.00	0.6743	7.26	13	2	1	1	6
Tumbes	62.98	0.5373	5.01	12	8	8	8	5
Moquegua	89.30	0.6115	6.91	9	4	2	2	4
Arequipa	90.16	0.6094	6.70	8	3	3	3	3
Madre de Dios	57.93	0.5563	4.92	5	9	6	9	2
Ica	83.79	0.5853	6.35	3	5	4	5	1

### Índice de Nivel de Vida y Pobreza monetaria, 2017

Por ejemplo, se puede determinar que a mayor pobreza monetaria el índice de nivel de vida se incrementa. Al observar el ordenamiento por departamento, Cajamarca está en la ubicación 24 en el Índice de Pobreza Monetaria y 20 en el índice de Nivel de Vida. De la misma forma, Huancavelica ocupa el lugar 24 en Pobreza Monetaria y el 22 en Índice de Nivel de Vida. Por el contrario, entre los que muestran menor índice de pobreza monetaria, está Ica, cuya ubicación es el puesto cinco en el índice de nivel de vida. Arequipa y Moquegua mantienen sus ocupaciones entre el índice de pobreza monetaria y el nivel de vida ocupando en el ranking los lugares 5 y 4, respectivamente.

## Índice de Competitividad Vs Índice Nivel de Vida-2017

Realizando el comparativo ente el Índice de competitividad con los resultados obtenidos del Índice de Nivel de Vida, con respecto a los ordenamientos a nivel departamental, se aprecia que se mantienen dentro de los mismos grupos de rango. Es así, que los primeros cinco primeros puestos lo conforman los departamentos de Lima, Moquegua, Arequipa, Tacna e Ica. Los demás grupos de ubicación en el ranking, tienen esta misma característica, salvo algunas excepciones.

**Tabla 19**  
**Indicador de competitividad e indicador de nivel de vida,**  
**según departamento, 2017**

Departamento	Ranking de Indicador de competitividad	Ranking	Índice de nivel de vida (IG 2017)	Ranking
Lima	7.26	1	91.0	2
Moquegua	6.91	2	89.3	4
Arequipa	6.70	3	90.2	3
Tacna	6.58	4	91.7	1
Ica	6.35	5	83.8	5
Lambayeque	52.6	6	63.9	7
La Libertad	5.05	7	69.0	6
Tumbes	5.01	8	63.0	8
Madre de Dios	4.92	9	57.9	9
Cusco	4.67	10	54.5	12
Ancash	4.39	11	56.6	11
Junín	4.31	12	58.9	10
Piura	4.18	13	50.1	15
Ucayali	4.15	14	38.6	21
Ayacucho	4.00	15	49.2	16
San Martín	3.99	16	41.6	18
Pasco	3.92	17	53.4	13
Apurímac	3.71	18	51.4	14
Amazonas	3.56	19	41.5	19
Huánuco	3.48	20	37.4	23
Puno	3.45	21	48.4	17
Huancavelica	3.35	22	38.6	22

## Comparativo gráfico de los Indicadores de competitividad e indicadores sintéticos de niveles de vida

En los gráficos 10 y 11 se realizan las comparaciones entre los índices globales de Nivel de Vida y los indicadores de Competitividad tanto para el año 2012 como para el año 2017.

En el gráfico 10 se observa una correlación muy fuerte entre el Índice de Nivel de Vida y el Indicador de Competitividad para el año 2012, en consecuencia la jerarquía por departamento es similar en ambos casos.

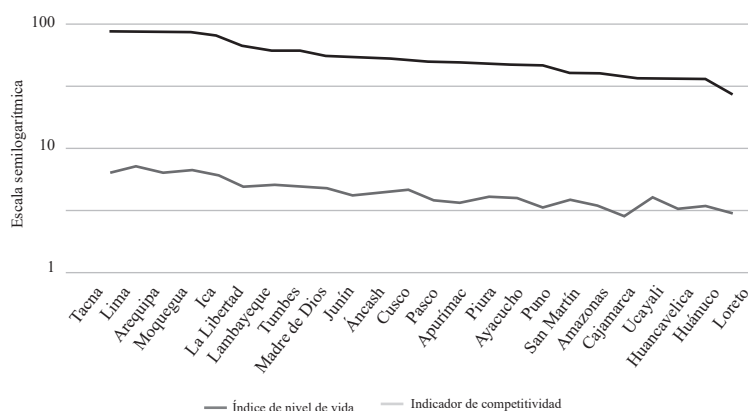


Gráfico 10. Análisis comparativo: índice de nivel de vida, indicador de competitividad, 2012

Fuente: INEI, INCORE, PNUD Elaboración: propia

Para el año 2017, se evidencia el mismo ordenamiento, entre departamentos de los indicadores de competitividad y el índice de Nivel de Vida, por lo tanto se puede concluir que los puestos en el ranking serán similares para ambos casos.

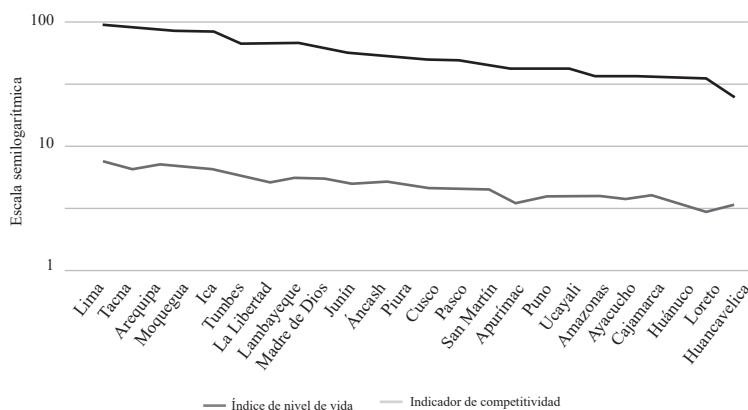


Gráfico 11. Análisis comparativo: índice de nivel de vida, indicador de competitividad, 2017

Fuente: INEI, INCORE, PNUD Elaboración: propia



Se observa además que para ambos años (2012 y 2017), los cuatro departamentos que ocupan los primeros lugares en el ranking, tanto para el caso del indicador de competitividad y para el índice de nivel de vida, son Lima, Tacna, Arequipa y Moquegua, lo que significa que dichos ordenamientos, no han variado sustancialmente desde el año 2012 hasta el año 2017.

## Conclusiones

1. El indicador del Nivel de Vida es un indicador sintético que permite agregar y combinar varios indicadores, sociales y económicos que por su naturaleza no se podría hacer, ya que cada uno de ellos expresa diferentes contenidos, mide distintas características de la población pero no están expresadas en términos monetarios. Este es un instrumento que se usa en el área social, para variables de naturaleza cualitativa cuyas expresiones en términos de indicadores individuales no permiten su agregación. Este método le asigna un mayor peso a las variables que se presentan más dispersas.
2. Confirmando los resultados obtenidos, se puede señalar que existe una relación directa entre los índices de Competitividad y el de Desarrollo Humano, puesto que es visible que existen lugares en el Perú con mejores condiciones de vida y estos mismos son las que poseen un grado de desarrollo económico y social más elevado. Concluyendo que dichas diferencias, según lo establecido, podrían explicarse a través de las diferencias en cuanto a competitividad departamental.
3. Del comparativo entre el IDH e IC, se confirma como un factor predominante los altos niveles de competitividad los cuales están asociados a mejores ingresos de la población, influyendo en un mayor acceso a un mejor nivel de vida.
4. El IDH, ha tenido un incremento sustantivo en los departamentos del país, siendo los de más altos índices, Lima, Moquegua y Arequipa. Entre los más rezagados, se encuentran: Ayacucho, Cajamarca y Huancavelica.
5. Ratificando la hipótesis planteada, se confirma una correlación entre los cuatro indicadores que sintetizan las características económicas sociales y demográficas, que permiten conocer el perfil del país a nivel departamental.
6. Para el año 2012, del índice global de los indicadores sintéticos de niveles de vida, La Provincia Constitucional del Callao y Lima, son los que ostentan los niveles más altos. Del mismo modo, los que tienen los niveles más bajos son Huánuco, Loreto y Huancavelica.
7. Dentro de los indicadores sintéticos, Tacna y Lima destacan en el área educativa de salud, con los más altos índices, explicado porque Tacna tiene las tasas más altas

de cobertura escolar (inicial, primaria y secundaria) y rendimiento educativo (comprensión lectora y matemáticas), inclusive sobre Lima y el promedio nacional. Esa posición puso a Tacna por encima de regiones como Arequipa, Moquegua y Lima, que durante los últimos años han conseguido bastante notoriedad en ese campo. Esto ha sido posible gracias a la aplicación de estrategias para el fortalecimiento de capacidades tanto del docente como del alumno.

8. En lo referente a los indicadores de demografía y empleo, la predominancia la tienen la Provincia Constitucional del Callao, Lima e Ica, que se encuentran sobre el resto de departamentos en estos indicadores. Debido principalmente a que Lima obtiene uno de los más altos ingresos por trabajo, el cual se encuentra sobre el promedio nacional, además de tener una de las menores brechas de género en cuestión de ingreso laboral (25,9%) y poder contar con el 64,3% de PEA ocupada adecuadamente empleada, entre otros factores.
9. En el aspecto de salud, Tacna y Lima, lideran con los mejores índices. Debido principalmente a los altos niveles de esperanza de vida con 77,7% para Lima y 74,8% para Tacna, el cual se encuentra a la par con los valores de nivel nacional. Así como también por la baja mortalidad infantil en Lima el cual alcanza a 15 por cada 1000 nacidos. Otro de los factores son la baja prevalencia de desnutrición crónica en niños menores de 5 años, cuya representación para Tacna es de las más bajas con 7% y Lima 3,2%. La cobertura hospitalaria también es determinante en estas dos regiones de Lima y Tacna, los que ostentan, 36 y 29.6 médicos por cada 10 mil habitantes, respectivamente.

## Referencias bibliográficas

- Churango, V. y Fuentes V. (2018). *Índice de Competitividad Regional - INCORE 2018*. Lima: Instituto Peruano de Economía. Recuperado de: <http://www.ipe.org.pe/portal/incore-2018-indice-de-competitividad-regional/>
- Consejo Nacional de Competitividad. (2014). *Índice de Competitividad Regional. de CNC*. Recuperado de: <https://www.cnc.gob.pe/icrcnc/basedatos.php>
- Cuadras, C. M. (2018). *Nuevos métodos de análisis multivariante*. Barcelona: CMC Editions.
- Farrell, M. (1991). *El Nivel de Vida*.
- Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L., Black, W. C. (1999). *Análisis multivariante*. 5ª. ed. Madrid: Prentice Hall International.
- Instituto Nacional de Estadística e Informática. 2018. *Evolución de la Pobreza Monetaria 2007-2017*. Lima: INEI.

Renán Quispe

Jahan, S. y Jespersen, E. (2015). *Informe sobre Desarrollo Humano 2015*. Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD)

Jiménez, E. y Aldás, J. (2005). "Componentes Principales". En *Análisis multivariante aplicado* (365-394). España: Thomson-Paraninfo.

Jiménez, E. y Aldás, J. (2005).. "Análisis Factorial". En *Análisis multivariante aplicado* (407-440). España: Thomson-Paraninfo.

Montenegro, J. (2018). *Manual abreviado de análisis estadístico multivariante*.

Ramírez, R., y Carrasquero, E. (2017). *Análisis multivariante: teoría y práctica de las principales técnicas*.

Sirgy, M. (2001). *Medición y método de evaluación de la calidad de vida de la comunidad*.

Tusell, F. (2016). *Análisis Multivariante*.

## ANEXO

### Anexo 1. Componentes del Índice de Desarrollo Humano - 2017

Departamento	Índice de Desarrollo Humano		Esperanza de vida al nacer		Población con Educ. secundaria completa		Años de educación (Poblac. 15 y más)		Ingreso familiar per cápita	
	IDH Geométrico	ranking	años	ranking	%	ranking	años	ranking	N.S. mes	ranking
			2017		2016		2016		2017	
Perú	0.5572		74.98		74.47		10.14		857.1	
Amazonas	0.429	19	71.46	20	55.70	23	8.48	22	556.6	17
Ancash	0.493	10	74.67	10	69.62	12	9.58	13	648.5	11
Apurímac	0.419	21	71.22	23	63.30	18	9.22	16	468.6	22
Arequipa	0.609	3	76.98	3	82.17	4	10.92	3	977.4	3
Ayacucho	0.418	22	71.80	19	62.69	19	9.08	18	467.6	23
Cajamarca	0.400	23	73.84	11	48.70	24	8.19	24	472.8	21
Cusco	0.468	14	71.28	22	67.64	15	9.67	12	603.7	16
Huancavelica	0.374	24	70.82	24	61.09	20	8.86	19	360.1	24
Huánuco	0.424	20	72.53	15	55.74	22	8.45	23	526.5	19
Ica	0.585	4	77.58	2	85.38	2	10.96	2	843.1	6
Junín	0.488	11	72.69	13	71.03	11	9.78	10	638.9	12
La Libertad	0.538	7	76.37	6	68.83	13	9.70	11	803.4	7
Lambayeque	0.530	9	76.78	4	73.58	8	10.14	6	720.3	9
Lima	0.674	1	77.80	1	86.49	1	11.19	1	1242.6	1
Loreto	0.463	16	72.65	14	64.31	16	8.86	20	612.2	15
Madre De Dios	0.556	6	73.18	12	77.89	6	9.92	7	876.0	4
Moquegua	0.612	2	76.51	5	79.85	5	10.73	5	1020.1	2
Pasco	0.460	17	72.41	16	71.30	10	9.79	9	542.9	18
Piura	0.478	13	74.79	9	64.17	17	9.22	17	630.4	13
Puno	0.438	18	71.33	21	68.57	14	9.57	14	500.0	20
San Martín	0.468	15	72.34	17	58.07	21	8.65	21	675.8	10
Tacna	0.577	5	75.02	7	82.23	3	10.87	4	866.4	5
Tumbes	0.537	8	74.87	8	75.78	7	9.87	8	779.1	8
Ucayali	0.479	12	71.88	18	71.46	9	9.47	15	626.8	14

Fuente: INEI, PNUD. Elaboración: propia

**Anexo 2. Tabla de Indicadores Demográficos por departamento - 2017**

<b>Indicadores</b>	<b>Esperanzado vida al nacer (años de vida)</b>	<b>Tasa de mortalidad infantil (%)</b>	<b>Tasa global de Fecundidad (%)</b>	<b>Población menor de 15 años de edad (%)</b>	<b>Tasa de dependencia demográfica (%)</b>
<b>Departamento</b>					
Amazonas	71.45	20.5	2.7	30.8	48.2
Ancash	74.67	16.4	2.4	28.4	44.2
Apurímac	71.22	19.1	2.9	32.1	52.0
Arequipa	75.98	11.9	1.9	24.0	35.2
Ayacucho	71.8	19.8	2.9	32.5	52.3
Cajamarca	73.84	16.4	2.4	29.9	46.5
Callao	78.31	7.9	1.8	23.0	33.4
Cusco	71.28	26.9	2.4	28.1	43.1
Huancavelica	70.82	27.1	3.6	37.4	64.5
Huánuco	72.53	20.2	2.8	31.7	50.7
Ica	77.58	9.2	2.1	25.8	38.6
Junín	72.69	16.4	2.7	30.7	48.6
La Libertad	76.37	13.1	2.2	27.2	41.4
Lambayeque	76.78	15.6	2.1	26.2	39.7
Lima	77.8	9.1	1.9	23.8	34.8
Loreto	72.65	22.1	2.7	32.5	51.7
Madre de Dios	73.18	19.7	2.4	27.6	40.0
Moquegua	76.51	11.9	1.9	22.3	31.9
Pasco	72.41	19.3	2.7	30.5	47.2
Piura	74.79	17.1	2.5	29.5	45.8
Puno	71.33	27.1	2.6	30.4	48.4
San Martín	72.34	17.7	2.5	29.0	43.8
Tacna	75.02	11.9	2.0	24.8	35.8
Tumbes	74.87	11.6	2.1	25.1	36.0
Ucayali	71.88	21.3	2.6	29.1	44.2

Fuente: INEI Elaboración: propia

**Anexo 3. Tabla de Indicadores de Salud por departamento - 2017**

Indicadores Departamento	INDICADORES DE SALUD (%)		
	Número de habitantes por cada médico (2016)	Población que reportó padecer algún problema de salud crónico (2016)	Tasa de desnutrición crónica de niños menores de cinco años de edad (2016)
Amazonas	1744	40.7	19.3
Áncash	833	41.2	17.1
Apurímac	987	38.1	20.0
Arequipa	245	33.8	6.3
Ayacucho	1702	23.0	18.9
Cajamarca	1939	24.6	26.0
Callao	485	43.7	5.9
Cusco	592	31.6	14.6
Huancavelica	1743	20.1	33.4
Huánuco	1242	31.4	19.2
Ica	405	40.2	7.1
Junín	724	35.3	20.5
La Libertad	387	42.6	12.2
Lambayeque	515	39.5	11.8
Lima	259	39.0	5.4
Loreto	1088	29.7	23.6
Madre de Dios	755	16.6	8.3
Moquegua	640	50.2	4.5
Pasco	1399	44.0	24.8
Piura	954	29.9	15.3
Puno	1100	40.5	16.4
San Martín	1771	36.5	12.1
Tacna	332	34.6	2.3
Tumbes	1179	39.4	7.4
Ucayali	1195	30.6	24.8

Fuente: INEI Elaboración: propia

## Anexo 4. Tabla de Indicadores de Educación por departamento - 2017

Indicadores  Departamento	Indicadores de educación (%)								
	Tasa de analfabetismo	Años promedios de estudios de la población de 15 años y más	Tasa bruta de asistencia escolar de la población de 12 a 16 años de edad	Tasa neta de asistencia escolar de la población de 12 a 16 años de edad	Población de 6 a 11 años que asiste a primaria con atraso escolar	Población de 12 a 16 años de edad que asiste a secundaria con atraso escolar	Niños evaluados en el segundo grado de primaria con nivel satisfactorio de razonamiento matemático (2016)	Niños evaluados en el segundo grado de primaria con nivel satisfactorio de razonamiento matemático (2016)	Población de 15 años y más con formación superior
Amazonas	9.2	8.7	92.5	79.6	32.4	25.4	40.4	38.7	20.2
Áncash	10.5	9.5	95.9	85.7	35.0	25.9	37.3	25.2	24.9
Apurímac	16.5	9.2	96.6	87.2	25.6	25.5	38.0	35.1	22.3
Arequipa	4.6	10.9	97.7	90.5	25.4	20.5	59.0	38.0	38.7
Ayacucho	12.1	9.2	97.1	86.4	32.6	26.5	52.1	48.6	22.9
Cajamarca	12.5	8.2	93.7	81.0	35.3	34.3	34.1	31.9	15.5
Callao	2.4	11.1	92.7	84.8	30.4	23.4	60.7	44.6	35.1
Cusco	12.2	9.6	96.7	84.4	29.2	21.8	46.5	37.0	27.7
Huancavelica	15.3	8.7	97.1	87.4	34.8	27.5	41.7	40.5	16.6
Huánuco	14.3	8.6	96.1	76.9	34.0	28.9	31.9	28.3	20.3
Ica	2.8	11.0	97.2	90.4	32.1	18.0	52.1	39.7	35.7
Junín	6.4	9.8	95.7	84.2	34.9	23.4	47.8	40.3	28.6
La Libertad	6.4	9.7	91.4	79.4	34.4	25.5	39.8	30.5	28.7
Lambayeque	6.5	10.0	87.2	79.2	35.0	19.9	48.3	35.8	28.0
Lima	25	11.2	96.0	88.3	29.7	19.0	53.3	35.8	32.6
Loreto	89	9.1	91.2	73.8	41.8	32.2	17.7	12.4	20.9
Madre de Dios	5.1	9.9	93.9	85.1	33.2	20.3	41.3	25.6	27.7
Moquegua	4.9	10.8	98.1	90.9	30.1	15.7	69.2	53.7	39.2
Pasco	8.2	9.9	95.8	84.8	27.0	20.2	45.0	35.5	26.4
Piura	8.5	9.4	87.6	77.9	36.6	23.3	45.8	37.8	24.5
Puno	9.9	9.8	95.7	85.0	31.7	19.8	47.2	38.8	26.2
San Martín	9.0	8.7	86.4	71.9	34.8	20.8	36.5	30.9	20.4
Tacna	3.9	10.7	98.7	90.0	25.9	19.4	76.8	54.3	33.8
Tumbes	3.8	10.0	95.5	85.3	29.6	22.4	33.6	21.4	29.7
Ucayali	5.4	9.4	89.2	76.3	34.5	25.9	25.6	15.9	22.0

Fuente: INEI. Elaboración: propia

**Anexo 5. Tabla de Indicadores de Vivienda por departamento - 2017**

INDICADORES DE VIVIENDA (%)						
Indicadores	duendas con acceso a servaos básicos agua, servicios higiénicos y energía eléctrica (2016)					
	Mvendasque cuentan con abastecimiento de agua potable por red pública	Viviendas con acceso de servicio higiénico	Vvendas con acceso a red de alumbrado eléctrico por red pública	Vvendascon sacho de concreta (2016)	Viviendas con piso de cemento (2016)	Viviendas con techo de concreto (2016)
Departamento						
Amazonas	85.6	54.0	79.0	20.0	34.6	7.7
Áncash	95.6	72.9	95.7	4.5	46.3	25.5
Apurímac	89.8	52.3	93.1	1.5	20.4	10.2
Arequipa	94.3	84.0	97.2	4.0	71.7	68.9
Ayacucho	94.0	57.3	89.6	6.0	28.6	17.1
Cajamarca	83.0	46.6	86.6	4.2	30.5	13.7
Callao	95.8	87.2	99.7	2.5	55.7	60.3
Cusco	91.4	72.2	90.7	4.2	25.0	10.8
Huancavelica	87.0	42.0	87.7	2.1	14.0	7.1
Huánuco	74.6	43.5	84.3	4.8	32.8	15.5
Ica	91.5	82.2	97.8	3.6	69.1	59.6
Junín	92.1	64.3	92.1	11.5	42.2	23.6
La Libertad	91.0	75.5	95.5	0.3	48.6	38.8
Lambayeque	90.1	79.8	96.5	2.2	50.3	40.0
Lima	96.1	93.5	99.3	3.0	49.7	67.0
Loreto	55.3	41.6	77.9	19.3	32.6	0.8
Madre de Dios	84.9	49.6	91.1	7.9	62.0	7.1
Moquegua	95.1	83.7	92.9	4.7	59.4	51.8
Pasco	78.2	57.5	86.8	2.8	23.8	5.5
Piura	84.8	65.2	95.5	12.4	46.7	166
Puno	65.8	54.1	88.4	5.1	32.7	21.4
San Martín	88.1	49.6	91.5	27.9	50.7	11.0
Tacna	94.3	88.4	95.9	3.0	62.2	57.4
Tumbes	81.7	67.6	97.3	19.1	60.0	12.4
Ucayali	67.5	44.1	87.1	21.8	43.5	4.4



## Anexo 6. Tabla de Indicadores de Empleo e Ingreso por departamento – 2017

INDICADORES DE VIVIENDA (%)							
Indicadores	PEA que tiene formación secundaria (%)	PEA que tiene formación superior (%)	PEA ocupada con seguro de salud (%)	PEA ocupada que es independiente (%)	PEA ocupada que es agropecuaria (%)	PEA ocupada que labora en los servicios (%)	Ingreso promedio de los ocupados (soles)
Departamento							
Amazonas	34.8	19.3	82.0	44.1	57.3	32.5	967
Áncash	43.4	25.3	76.8	39.5	37.3	45.3	1090
Apurímac	40.3	19.9	87.4	41.4	55.9	30.4	901
Arequipa	42.3	41.8	60.6	33.7	14.0	51.2	1545
Ayacucho	40.4	22.8	84.5	44.6	48.7	36.5	902
Cajamarca	33.1	14.4	81.2	45.7	57.4	28.5	843
Callao	51.3	39.0	73.3	28.2	1.2	70.5	1598
Cusco	37.8	25.7	74.0	46.2	41.0	39.5	1065
Huancavelica	41.7	15.2	91.0	41.6	55.3	22.4	709
Huánuco	35.4	20.4	78.9	43.9	49.7	35.8	933
Ica	50.3	38.3	62.0	33.2	17.6	59.6	1364
Junín	42.3	29.3	69.0	35.8	39.4	44.2	1135
La Libertad	39.9	29.7	68.9	37.7	23.1	55.6	1256
Lambayeque	44.7	29.6	74.5	38.3	20.6	59.3	1113
Lima	49.0	35.2	71.2	32.1	31.1	62.8	1548
Loreto	43.0	22.8	79.7	47.9	29.7	55.8	1167
Madre de Dios	48.1	28.6	60.1	40.3	20.4	57.1	1669
Moquegua	39.8	41.4	71.5	38.4	25.3	46.8	1690
Pasco	44.1	25.9	81.2	41.0	48.5	31.4	1051
Piura	40.3	27.2	72.3	42.1	29.0	52.3	1047
Puno	43.6	24.9	64.6	45.6	40.2	37.6	819
San Martín	35.2	21.5	81.3	42.2	47.9	38.3	1129
Tacna	45.9	33.9	49.3	36.1	16.7	60.4	1354
Tumbes	44.3	32.2	83.9	46.7	16.7	64.4	1261
Ucayali	48.9	24.9	68.7	43.2	22.2	58.4	1167

Fuente: INEI. Elaboración propia

**Comparativo: Índice de nivel de vida, indicador de competitividad 2012  
(escala semilogarítmica)**

Departamento	Índice de nivel de vida	Índice de desarrollo humano	Indicador de competitividad	Pobreza monetaria (%)	Ranking de Índice de nivel de vida	Ranking de Índice de desarrollo humano	Ranking de Indicador de competitividad	Ranking de Pobreza monetaria (%)
Lima	97.61	0.6146	7.38	15	1	1	1	6
Tacna	92.41	0.5371	6.73	12	2	5	4	5
Arequipa	88.32	0.5674	7.19	17	3	3	2	7
Moquegua	86.11	0.6012	6.80	8	4	2	3	3
Ica	83.98	0.5170	6.49	6	5	6	5	2
Tumbes	67.80	0.4954	5.82	10	6	7	6	4
La Libertad	67.60	0.4567	5.24	30	7	8	9	14
Lambayeque	67.35	0.4547	5.61	25	8	9	7	9
Madre de Dios	61.86	0.5466	5.51	4	9	4	8	1
Junín	56.40	0.4428	5.15	30	10	10	11	13
Áncash	55.09	0.4335	5.21	27	11	13	10	12
Piura	52.74	0.4356	4.98	34	12	12	12	15
Cusco	50.88	0.4359	4.78	27	13	11	13	11
Pasco	49.90	0.4025	4.57	45	14	16	14	19
San Martín	46.04	0.4249	4.48	22	15	14	15	8
Apurímac	41.84	0.3332	3.57	54	16	22	21	22
Puno	41.82	0.3952	3.87	45	17	17	19	18
Ucayali	41.75	0.4183	3.93	26	18	15	18	10
Amazonas	37.20	0.3687	3.98	40	19	19	17	17
Ayacucho	36.94	0.3291	3.78	61	20	23	20	24
Cajamarca	35.83	0.3685	4.11	54	21	20	16	21
Huánuco	35.62	0.3657	3.49	47	22	21	22	20
Loreto	35.21	0.3935	2.99	39	23	18	24	16
Huancavelica	25.77	0.3022	3.38	56	24	24	23	23

## Conformación de componentes e indicadores del Índice de Nivel de Vida (INV) e Índice de Competitividad (IC), 2017

Componente / Pilar	Cantidad de indicadores	
	Índice de nivel de vida	Índice de competitividad
Demográfico	Esperanza de vida al nacer (años de vida)	
	Tasa de mortalidad infantil (%)	
	Tasa global de Fecundidad (%)	
	Población menor de 15 años de edad (%)	
	Tasa de dependencia demográfica (%)	
Educación	Tasa de Analfabetismo	Analfabetismo
	Años promedio de estudios de la población de 15 años y más	Asistencia escolar inicial
	Tasa bruta de asistencia escolar de la población de 12 a 16 años de edad	Asistencia escolar primaria y secundaria
	Tasa neta de asistencia escolar de la población de 12 a 16 años de edad	Población con secundaria o más
	Población de 6 a 11 años que asiste a primaria con atraso escolar	Rendimiento en lectura
	Población de 12 a 16 años de edad que asiste a secundaria con atraso escolar	Rendimiento en matemáticas
	Niños evaluados en el segundo grado de primaria con nivel satisfactorio de comprensión lectora (2016)	Colegios con acceso a internet
	Niños evaluados en el segundo grado de primaria con nivel satisfactorio de razonamiento matemático (2016)	
	Población de 15 años y más con formación superior	
Vivienda (Infraestructura)	Viviendas que cuentan con abastecimiento de agua potable por red pública	Cobertura de electricidad
	Viviendas con acceso de servicio higiénico	Precio de la electricidad
	Viviendas con acceso a red de alumbrado eléctrico por red pública	Cobertura de agua
	Viviendas con hacinamiento	Continuidad de la provisión de agua
	Viviendas inadecuadas	Cobertura de desagüe
	Viviendas con piso de cemento (2016)	Hogares con internet
	Viviendas con techo de concreto (2016)	Hogares con al menos un celular
Salud		Densidad del transporte aéreo
	Número de habitantes por cada médico (2016)	Esperanza de vida al nacer
	Población que reportó padecer algún problema de salud crónico (2016)	Mortalidad en la niñez
	Tasa de desnutrición crónica de niños menores de cinco años de edad (2016)	Desnutrición crónica

Factores de riesgo del gasto catastrófico en salud en el Perú de hoy

		Morbilidad
		Cobertura del personal médico
		Cobertura hospitalaria
		Partos institucionales
		Acceso a seguro de salud
		<hr/>
	PEA que tiene formación secundaria (%)	Nivel de ingresos por trabajo
	PEA que tiene formación superior (%)	Brecha de género en ingresos laborales
Empleo e ingreso (Laboral)	PEA ocupada con seguro de salud (%)	Empleo adecuado
	PEA ocupada que es independiente (%)	Educación de la fuerza laboral
	PEA ocupada que es agropecuaria (%)	Creación de empleo formal
	PEA ocupada que labora en los servicios (%)	Empleo informal
	Ingreso promedio de los ocupados (soles)	Desempleo juvenil urbano
Entorno económico		Producto bruto interno real
		Producto bruto interno real per cápita
		Stock de capital por trabajador
		Presupuesto público per cápita
		Gasto real por hogar mensual
		Incremento del gasto real por hogar
		Disponibilidad de servicios financieros
		Acceso a crédito
		<hr/>
Instituciones		Ejecución de la inversión pública
		Percepción de la gestión pública
		Conflictos sociales
		Criminalidad
		Homicidios
		Presencia policial
		Resolución de expedientes judiciales
		<hr/>

# Factores de riesgo del gasto catastrófico en salud en el Perú de hoy

Mg. Eduardo Fernando Quiroz Vera  
Universidad Nacional de Ingeniería equiroz@uni.edu.pe

## Resumen

The presente investigación hace una aproximación a los factores de riesgo de los gastos en salud y gasto catastrófico. Se construye seis modelos de cálculo catastrófico, donde las variantes son los tipos de gasto en alimentos que describe la encuesta nacional de hogares ENAHO 2017. En todos los modelos las variables edad y sexo del jefe de hogar no operan como factores protectores del gasto catastrófico. Por otro lado, se encontró que la probabilidad de adquirir gastos catastróficos de salud aumenta cuando al menos uno de los miembros del hogar es un niño menor de cinco años, es un adulto mayor o tiene enfermedades crónicas. Finalmente, la probabilidad de incurrir en un gasto catastrófico es cuando se tiene familias con gastos superiores al 20 % de su gasto disponible.

Palabras clave: Gasto de bolsillo, gasto catastrófico.

## Abstract

The present investigation makes an approximation to the expenditures in health and catastrophic expenditure, constructing six models of catastrophic calculation, where the variants are the types of food expenditure described by the national survey of households ENAHO 2017. In all the models the variables age and sex of the head of household were not significant. On the other hand, it was found that the presence of children under 5 years of age, the presence of people over 65 years of age and having chronic diseases have a significant and positive influence on catastrophic spending. Finally, the probability of incurring a catastrophic expense is when you have families with expenses higher than 20% of their available expenses.

Keywords: Pocket expense, catastrophic expenditure.

## Introducción

La economía de la salud surge para dar explicación a problemas económicos específicos a partir del avance en la ciencia médica (Espinoza, 2003), pero dada la profunda relación existente entre economía y salud, la economía de la salud ha evolucionado y trata de explicar fenómenos tan evidentes como la relación recíproca entre el crecimiento de los países y su mejoramiento en salud, además de la relación entre la carga del gasto de bolsillo en salud con el “empobrecimiento” (Naciones Unidas, 2008).

La enfermedad de un miembro del hogar no solo produce sufrimiento, también afecta la situación económica de los hogares, ya sea por la pérdida de tiempo trabajado o por los gastos erogados para paliar la enfermedad o recuperar la salud. El grado en que la economía del hogar es afectada depende en gran parte del sistema de salud, pues los costos disminuyen en la medida que exista un sistema integrado, eficiente y con alta cobertura. Si estas condiciones no son ideales, el gasto de bolsillo en salud aumenta (Sales, 2011).

El gasto de bolsillo en salud se refiere al que realizan los hogares, incluso si contribuyen a la seguridad social y seguros privados de salud. Se le denomina gasto de bolsillo pues se considera como un gasto inesperado proveniente de ahorros, préstamos o venta de activos. Cuando el gasto excede el 40 % del ingreso disponible (ingreso restante después del gasto familiar en alimentos) se considera como un gasto catastrófico, pues pone en riesgo la viabilidad económica y financiera del hogar (Sales, 2011).

En la literatura especializada se considera que el gasto de bolsillo en salud, especialmente el catastrófico, es causa de empobrecimiento; este acercamiento es intuitivamente correcto si consideramos que la salud es un bien absoluto no intercambiable y que racionalmente es preservado. Este efecto puede ser descrito gracias a los datos de ingreso y gasto captados en las encuestas, sin embargo, es oportuno apuntar que las encuestas no captan la falta de asistencia a los servicios de salud, efecto reportado en países en desarrollo con sistemas de salud débiles.

El Perú no solo presenta un financiamiento insuficiente en la atención de salud, sino que, además, la participación de los hogares es la primera fuente de financiamiento de esta atención y está compuesto casi en su totalidad por el pago de bolsillo, lo que predispone a la inequidad y exclusión de los más pobres, así como a la fragmentación del financiamiento (Wong R, 2009).

En ese sentido, los estudios sobre gastos de bolsillo y gastos catastróficos en el Perú indican que en los hogares de los quintiles más bajos de riqueza fueron los menos propensos a buscar atención médica por enfermedad, pero obtuvo el mayor riesgo de gasto catastrófico. Asimismo, los hogares rurales en las regiones alejadas, adultos mayores y personas con infecciones o lesiones graves se encontraban en mayor riesgo (Hatt, 2007). Por otro lado, la presencia de ancianos y enfermedades crónicas en el hogar y residir en zonas rurales incrementan la aparición de gastos catastróficos; mientras

que la tenencia de agua potable es un factor protector (Espinoza, 2014). Además, la condición de pobreza de los hogares también se registró como un factor protector ante la aparición de gastos catastróficos, lo cual puede ser explicado principalmente porque la mayoría de hogares pobres cubren sus gastos de salud a través del Seguro Integral de Salud (SIS) y utilizan muy poco sus recursos monetarios propios.

Los estudios a nivel internacional ratifican la ocurrencia de gastos catastróficos en salud. Sales (2011) analiza la evolución del gasto en salud entre sectores vulnerables en México. Los resultados del análisis descriptivo sugieren que se redujo sustancialmente el porcentaje de los hogares que incurrieron en dicho gasto, pero que aún existe en el país el riesgo de pobreza por gasto catastrófico para un subgrupo de la población. En esa misma línea, Peticara (2008) aborda el tema para siete países latinoamericanos y emplea modelos lineales con control de selección y regresiones de cuantiles. De acuerdo con sus resultados, los gastos catastróficos podrían estar asociados a eventos hospitalarios. Por ejemplo, en Chile y México, un hogar que experimenta un evento hospitalario podría ver crecer su razón gasto de bolsillo en salud a capacidad de pago en cinco y seis veces, respectivamente. Para el caso de Argentina, Brasil, Colombia y Ecuador, la razón gastos a capacidad de pago crecería entre dos y tres veces. Por el contrario, en Uruguay, un hogar que experimenta un evento hospitalario solo vería aumentar su razón de gasto a capacidad de pago en apenas un 20 %.

La pregunta que se propone responder la investigación ante la problemática descrita, es: ¿cuál es la probabilidad de que las familias peruanas incurran en un gasto catastrófico? La hipótesis del estudio fue que hay una mayor probabilidad de que una familia incurra en un gasto catastrófico cuando su gasto en salud excede en más del 20 % del gasto total (Luna, 2013). De ahí que el objetivo del estudio fue el de estimar la probabilidad de que las familias peruanas tengan un gasto catastrófico en salud.

## **Materiales y métodos**

Para esta investigación se trabajó con la Encuesta Nacional de Hogares 2017 (ENAH0) del Perú. Para el análisis, se ha unido los módulos de características de la vivienda, características de los miembros del hogar, salud, empleo, ingreso y sumaria. Este último módulo corresponde a las variables calculadas (Estadística, 2017). En este estudio solo se usaron los gastos de las familias que han hecho uso del servicio de salud.

### **Definición de gasto catastrófico**

Las definiciones sobre Gasto de Bolsillo en Salud (GBS) no exponen de forma clara cuáles son los elementos a considerar en este concepto; sin embargo, a menudo se dice que el GBS comprende todas aquellas erogaciones en ítems de salud netas de cualquier reembolso efectuado por el sistema de salud o seguro al que esté afiliado una persona. Entendido así, el GBS comprendería cualquier desembolso directo rea-

lizado por los hogares e incluiría los pagos en especie a los profesionales de salud, a los proveedores de productos farmacéuticos, pagos por dispositivos terapéuticos, y otros bienes y servicios, cuyo principal objetivo es contribuir a la restauración o la mejora del estado de salud de los miembros del hogar (Peticara, 2008).

### Concepto de pobreza monetaria

En el mes de marzo de 2012, el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) dio a conocer al público usuario las razones de la actualización metodológica en la medición de la pobreza monetaria.

La medición monetaria utiliza el gasto como indicador de bienestar, el cual está compuesto por las compras, el autoconsumo, el autosuministro, los pagos en especies, las transferencias de otros hogares y las donaciones públicas.

Se considera como pobres monetarios a las personas que residen en hogares cuyo gasto per cápita es insuficiente para adquirir una canasta básica de alimentos y no alimentos (vivienda, vestido, educación, salud, transporte, etc.). Son pobres extremos aquellas personas que integran hogares cuyos gastos per cápita están por debajo del costo de la canasta básica de alimentos.

La línea de la pobreza es de 328 soles; aquellos que gastan menos al mes son pobres y los que gastan más son no pobres. La línea varía en función del dominio geográfico, por ejemplo, el menor valor se encuentra en la sierra rural y es de 245 soles por persona al mes, mientras que el valor más alto se ubica en Lima Metropolitana y es de 416 soles.

### Estimación econométrica

Para determinar el gasto catastrófico en salud se usó un modelo de regresión multinomial o un análisis bivariado. El modelo muestra la propensión de los hogares a desarrollar un gasto catastrófico en salud  $Y_{ht}^*$ . Así como los factores que influyen en la búsqueda de atención de salud de la familia ( $X_{ht}$ ) que afectan a este resultado, mientras que otros son excluidos de esta ecuación ( $Z_{ht}$ ). Además, en la ecuación latente continua no se observa solo el resultado binario ( $Y_{ht}$ ), sino también la experiencia real de los gastos catastróficos. Por otra parte, el resultado binario solo se observa si la familia solicita el cuidado de la enfermedad:

$$Y_{ht}^* = X_{ht}\beta + \varepsilon_{ht} \quad [1]$$

$$Y_{ht} = 1 \text{ si } Y_{ht}^* > 0 \text{ solo si, } S_{ht} = 1 \quad [2]$$

$$Y_{ht} = 0 \text{ si } Y_{ht}^* \leq 0 \quad [3]$$

Suponiendo que el error en términos de  $\varepsilon_{ht}$  y  $V_{ht}$  son bivariados normalmente distribuidos con los promedios 0 y desviaciones estándar 1, y asumiendo que la correlación entre  $\varepsilon_{ht}$  y  $V_{ht}$  es  $\rho$ , entonces la probabilidad de que la familia experimente un gasto catastrófico puede ser estimada con un modelo parcial probit bivariado:



$$\text{prob}(Y_{ht} = 1) = \text{prob}(X_{ht}\beta + \varepsilon_{ht} > 0) \cap \text{prob}(X_{ht}\beta + Z_{ht}\delta + v_{ht} > 0) \quad [4]$$

$$= \Phi_2(X_{ht}\beta, X_{ht}\beta + Z_{ht}\delta, \rho) \quad [5]$$

donde  $\Phi_2$  es la función de distribución bivariada normal en forma estandarizada.

Se trata de un probit bivariado parcial porque no se observan todas las combinaciones posibles de los resultados, la función de verosimilitud de registro incluye tres combinaciones ( $S_{ht} = 1, Y_{ht} = 1$ ), ( $S_{ht} = 1, Y_{ht} = 0$ ) y ( $S_{ht} = 0$ ). Estimando las dos funciones de probabilidad (*maximun likelihood*) simultáneamente los resultados estiman el valor de  $\beta$  asintóticamente consistente, ( $\beta$  definido como el valor de interés de este análisis).

Para que este modelo esté bien detallado, la ecuación de la selección debe incluir al menos una  $Z_{ht}$  variable que no está en la ecuación principal.

Esta restricción de exclusión es similar conceptualmente a las variables instrumentales utilizadas para dos etapas estimación de mínimos cuadrados en la regresión lineal. La variable o variables deben estar estrechamente relacionadas con el proceso de selección endógena (la probabilidad de solicitar servicios de salud dada la enfermedad), pero no directamente correlacionada con la variable de resultado principal (la probabilidad de experimentar un gasto catastrófico), una vez que las otras covariables han sido controladas.

## Modelos truncados

### Modelo Logit

En los modelos Logit y Probit se asume que la probabilidad de respuesta es lineal en una ubicación de parámetros  $\beta_j$ . Para evitar las limitaciones con estos modelos, consideramos un modelo de clase de respuesta binaria de la forma:

$$P(y=1 | \chi) = G(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k) = G(\beta_0 + x\beta), \quad [6]$$

Donde G es estrictamente una función tomada con valores entre cero y uno:  $0 < G(z) < 1$ , para todos los números reales z.

Varias funciones no lineales han sido sugeridas para la función G para tener la seguridad que la probabilidad está entre cero y uno.

En el modelo Logit, la función logística de G es:

$$G(z) = \exp(z) / [1 + \exp(z)] = \Lambda(z), \quad [7]$$

La cuál está entre cero y uno para todos los números reales Z. Esta es una función de distribución acumulativa para una variable randomizada estándar logística.

### **VARIABLES INDEPENDIENTES**

- Sexo del jefe del hogar
- Edad del jefe del hogar
- Escolaridad del jefe de hogar
- Tipo de aseguramiento en salud
- Presencia de un niño menor de cinco años en el hogar,
- Presencia de un adulto mayor en el hogar (mayor de 65 años),
- Presencia de ambos en el hogar , niño menor de cinco años y de un adulto mayor
- Tipo de techo de la vivienda
- Tipo de piso de la vivienda
- Tipo de pared de la vivienda
- Servicio de agua dentro del hogar
- Padecimiento de enfermedad crónica
- Número de miembros del hogar

### **CONSTRUCCIÓN DE VARIABLES**

En esta investigación, para el análisis específico se ha hecho necesario construir otras variables a nivel de hogar o familia –usando el factor de expansión respectivo– y estandarizadas a un año. Las variables construidas fueron:

#### **GASTO DE BOLSILLO EN SALUD**

Conformada por 15 variables o ítems que están incluidas en el diseño de la muestra, pero se encuentran en diferentes periodos de recordatorio, es habitual preguntar por las últimas 4 semanas, los últimos 3 meses y los últimos 12 meses. Para hacer válida esta variable y ser llevada de manera anual se procedió de la siguiente manera:

**Gasto en Salud** = Monto por consultas + Monto por medicinas + Monto por análisis + Monto por rayos X + Monto por otros exámenes + Monto por servicio dental + Monto por servicio oftalmológico + Monto por servicios de los lentes + Monto total de las vacunas + Monto por el control de salud de los niños + Monto por los anticonceptivos + Otros gastos + Monto por hospitalización + Monto por embarazo + Monto por atenciones de parto.

Esta variable presenta valores extremos y valores reportados como cero ninguno de ellos fue eliminado de la muestra.

#### **GASTO MONETARIO ANUAL**

Para la definición de esta variable el INEI ha imputado valores para el consumo de los hogares, los ítems usados para elaborarla, son 11 preguntas:

**Gasto monetario** = Alimentos + Vestido y calzado + Alquiler vivienda, combustible + muebles y enseres, mantenimiento vivienda + Cuidado, conservación salud + Transportes y comunicaciones + Esparcimiento, diversión + Otros bienes y servicios + Gastos por alimentos consumidos fuera del hogar + Otros gastos + Gastos por alimentos para consumir dentro del hogar.

### **Ingreso monetario neto**

La información para ingresos y gastos de los hogares reportado por el INEI según sumaria es de carácter anual, se ha considerado para los ingresos del hogar las retribuciones monetarias o en especie que reciben los miembros del hogar durante el periodo de referencia, aquí ha sido incluido el autoconsumo y el autosuministro. Se trabajó con el Ingreso Monetario Neto, INGMO2HD(NETO), siendo:

**INGMO2HD (NETO)** = Ingreso neto de la actividad principal monetario + Ingreso por actividad principal dependiente + Ingreso neto de la actividad secundaria dependiente + Ingreso neto de la actividad secundaria independiente + Ingreso por transferencias corrientes del extranjero + Ingreso por transferencias corrientes monetarias del país + Ingreso por transferencias corrientes del extranjero + Ingreso por rentas de la propiedad monetaria + Otros ingresos extraordinarios

### **Total no alimentos**

Está definido como: consumo total – consumo de alimentos.

### **Niveles de ingreso**

Según el INEI para el cálculo de los ingresos no se consideran aquellas personas que han omitido el capítulo de empleo e ingreso.

### **Consumo de alimentos**

El INEI muestra en el capítulo de Sumaria seis cálculos de gastos de alimentos: G1 alimentos gastos, G2 alimentos autosuministro, autoconsumo, G3 alimentos pago en especie, G4 alimentos donación pública, G5 alimentos donación privada, G6 otros gasto en alimentos.

### **Gasto catastrófico**

Para determinar el gasto catastrófico se usará la siguiente aproximación:

$$\text{Gasto catastrófico} = \frac{\text{Gasto de bolsillo en salud}}{\text{Gasto monetario neto total} - \text{Gasto en alimentos}}$$

## Resultados

La variable dependiente “gasto catastrófico” se ha calculado teniendo en cuenta todos los gastos de alimentos que han sido calculados por el INEI y obtenidos del capítulo de Sumaria que son calculados a un año y deflactados, son en total seis ítems de gastos en alimentos, según la tabla 1. Distribución de los ítems del gasto en alimentos utilizados para cada uno de los cálculos de gasto catastrófico, el gasto UNO incluye los seis gastos mencionados, el cálculo DOS excluye autosuministro y pago en especies e incluye todos los otros, para el cálculo TRES se excluyen los dos tipos de donaciones (privadas y públicas) y se incluyen todos los otros; para el cálculo CUATRO se incluyen los dos tipos de donaciones (privadas y públicas) y el gasto en alimentos, para el cálculo CINCO se incluyen solo el gasto en alimentos y otros gastos, para el SEIS solo se trabajará con otros gastos de alimentos.

**Tabla 1**  
**Distribución de ítems del gasto en alimentos utilizados**  
**para cada uno de los cálculos del gasto catastrófico**

Modelo	Tipo de gasto en alimento	Combinaciones del gasto					
UNO	Incluido todos los gastos	G1	G2	G3	G4	G5	G6
DOS	Gasto en alimentos y excluido autosuministro y pago en especies	G1	G4	G5	G6		
TRES	Gasto en alimentos y excluido donaciones	G1	G2	G3	G6		
CUATRO	Gasto de alimentos incluido donaciones	G1	G4	G5			
CINCO	Gasto en alimentos y otros gastos	G1	G6				
SEIS	Solo gasto en alimentos	G1					

G1: Alimentos - Gasto, G2: Alimentos autosuministro - autoconsumo, G3: Alimentos, pago en especie, G4: alimentos donación público, G5: Alimentos donación privada, G6: Otros

Fuente: ENAHO 2017

Para trabajar con el gasto catastrófico calculado de esta manera se hizo un corte (filtro), teniendo en cuenta el promedio de 970 soles anuales de gasto de bolsillo en salud reportado para hogares.

Se determinó una correlación, para ver la diferencia y la significancia entre las variables, a fin de que todos los cálculos de los gastos catastróficos sean diferentes evitando su duplicación en el análisis. La matriz de correlación se presenta en la tabla 3.

Por los resultados obtenidos en la tabla 2, se decidió que ingresen al análisis de regresión binaria, como variable dependiente los cálculos de los modelos UNO, DOS, CUATRO, CINCO y SEIS; queda excluido el modelo TRES.

**Tabla 2**  
**Matriz de correlaciones de los seis modelos de gasto catastrófico**

Modelo gasto catastrófico	Correlación	Tipo de cálculo catastrófico					
		UNO	DOS	TRES	CUATRO	CINCO	SEIS
UNO	Correlación de Pearson	1	-,229**	-0,006	-,014*	-,021**	-,099**
	Sig. (bilateral)		0.000	.297	.012	.000	.000
DOS	Correlación de Pearson	-,229**	1	-,012*	,061**	-,039**	,299**
	Sig. (bilateral)	0.000		.032	.000	.000	0.000
TRES	Correlación de Pearson	-0,006	-,012*	1	00.3	,020**	.001
	Sig. (bilateral)	.297	.032		.625	.000	.912
CUATRO	Correlación de Pearson	-,014*	,061**	.003	1	,033**	,046**
	Sig. (bilateral)	.012	.000	.625		.000	.000
CINCO	Correlación de Pearson	-,021**	-,039**	,020**	,033**	1	,039**
	Sig. (bilateral)	.000	.000	.000	.000		.000
SEIS	Correlación de Pearson	-,099**	,299**	.001	,046**	,039**	1
	Sig. (bilateral)	.000	0.000	.912	.000	.000	

\*\* . La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

\* . La correlación es significativa en el nivel 0,05 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia

Los resultados de la encuesta nacional de hogares ENAHO 2017, nos revelan que un 84 % de la población peruana realiza un gasto en salud y un 42.8 % usa los servicios. Aun cuando el 53.2 % no buscó atención, acuden al puesto de salud del MINSA (12.2 %), acuden a un centro de salud (5.5 %), acuden a un CLAS (1.3 %), EsSalud (1.5 %), hospital MINSA (3.0 %), hospital de seguro de EsSalud (4.1 %), FF.AA. (0.2 %), médico particular (3.4 %), clínica particular (3.1%), farmacia (19.6 %), atención en su domicilio (0.2 %), otro lugar (0.6 %).

**Tabla 3**  
**Perú, tipo de aseguramiento**  
**de familias peruanas. 2017**

<b>Tipo de seguro</b>	<b>Porcentaje</b>
Número de casos	30230
No está afiliado	20,5
Seguro Integral de Salud	56,3
EsSalud	20,2
Seguro Privado de Salud	1,0
Entidad Prestadora de Salud	0,6
Seguro FF. AA./Policiales	1,0
Otro	0,4
Total	100,0

*Fuente: ENAHO 2017 Perú*

Por otro lado, la tabla 3, se muestra el tipo de aseguramiento en Perú, donde el 20.5 % responde no estar afiliado, el 56.3 % se encuentra afiliado al Sistema Integral de Salud (SIS), el 20.2 % manifiesta estar afiliado a EsSalud y un 3.0 % de los peruanos posee otro tipo de seguro.

### **Análisis descriptivo de variables sociodemográficas en las familias que están aseguradas**

En la tabla 4 se observa que el número de hombres jefes de hogar es mayor, para todos los quintiles por ingreso monetario, la escolaridad es más alta en el quintil V, la edad promedio del jefe del hogar es 53.2 años, en los quintiles más altos es mayor la presencia de personas con enfermedades crónicas, para los quintiles I y II es mayor el promedio de niños por hogar; asimismo es mayor la presencia de ambos, de niños y adultos mayores en el quintil más bajo (1.02). La presencia en el hogar de piso firme, techo firme y agua dentro de la casa mejoran cuando se aproximan al quintil de más altos ingresos.

**Tabla 4**  
**Perú: variable sociodemográficas usadas para describir el gasto catastrófico de las familias que cuentan con seguro de salud según quintiles de ingreso monetario**

Variable sociodemográfica	Asegurados				
	Quintiles de ingreso monetario				
	I	II	III	IV	V
Sexo del jefe de hogar	0.75	0.74	0.77	0.75	0.74
(hombre=1)	-0.41	-0.44	-0.42	-0.44	-0.4
Escolaridad del jefe del hogar	0.06	0.15	0.31	0.47	0.69
(estudios superiores=1)	-0.15	-0.37	-0.49	-0.45	-0.49
Edad del jefe de hogar	48.6	49.3	53.1	54.7	54.1
	-13.41	-14.67	-15.82	-16.01	-15.93
Enfermedad crónica del jefe del hogar (enfermedad crónica=1)	0.39	0.41	0.44	0.49	0.48
	-0.41	-0.52	-0.44	-0.53	-0.51
Número de niños de 0 a 5 años	0.71	0.72	0.52	0.43	0.36
	-0.64	-0.63	-0.52	-0.51	-0.45
Número de adultos mayores de 65 años	0.39	0.33	0.45	0.46	0.41
	-0.59	-0.52	-0.63	-0.59	-0.61
Número de miembros de 5 años a menos y de 65 años a mas	1.02	0.94	0.82	0.71	0.67
	-0.87	-0.84	-0.81	-0.8	-0.72
La vivienda cuenta con piso firme (con piso =1)	0.17	0.49	0.83	0.94	0.98
	-0.31	-0.42	-0.4	-0.35	-0.3
La vivienda cuenta con techo firme (con techo =1)	0.73	0.85	0.89	0.92	0.97
	-0.4	-0.34	-0.31	-0.28	-0.21
Agua potable dentro de la vivienda (con agua=1)	0.36	0.627	0.85	0.93	0.96
	-0.44	-0.45	-0.33	-0.21	-0.22

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares 2017

### **Análisis descriptivo de variables sociodemográficas en las familias que NO están aseguradas**

De la tabla 5 podemos observar que el número de hombres jefes de hogares mayor para todos los quintiles por ingreso monetario, la escolaridad es más alta en el quintil V. La edad promedio del jefe del hogar es 49.3 años, en el quintil más alto es mayor la presencia de personas con enfermedades crónicas, para el quintil de ingreso más bajo es mayor el promedio de niños por hogar, casi triplica al número de niños en el quintil más alto; igualmente es mayor la presencia de ambos, de niños y adultos mayores en este quintil (0.90). La presencia en el hogar de piso firme, techo firme y agua dentro de la casa mejoran cuando se aproximan al quintil de más altos ingresos.

**Tabla 5**  
**Perú: variables sociodemográficas usadas para describir el gasto catastrófico en familias que no cuentan con seguro de salud según quintiles de ingreso monetario**

Variables sociodemográficas	No asegurados				
	Quintiles de ingreso monetario				
	I	II	III	IV	V
Sexo del jefe de hogar (hombre=1)	0.79 -0.45	0.78 -0.44	0.77 -0.47	0.81 -0.42	0.82 -0.44
Escolaridad del jefe del hogar (estudios superiores=1)	0.08 -0.22	0.18 -0.42	0.3 -0.49	0.46 -0.52	0.54 -0.54
Edad del jefe de hogar	49.64 -16.73	47.86 -14.51	46.41 -15.8	47.64 -15.76	44.56 -13.32
Enfermedad crónica del jefe del hogar (enfermedad crónica=1)	0.38 -0.42	0.32 -0.42	0.35 -0.51	0.33 -0.42	0.46 -0.42
Número de niños de 0 a 5 años	0.65 -0.75	0.48 -0.71	0.35 -0.56	0.27 -0.58	0.25 -0.54
Numero de adultos mayores de 65 años	0.37 -0.57	0.26 -0.55	0.24 -0.51	0.18 -0.43	0.13 -0.36
Número de miembros de 5 años o menos y de 65 años a más	0.9 -0.85	0.69 -0.77	0.51 -0.74	0.44 -0.65	0.39 -0.55
La vivienda cuenta con piso firme (con piso =1)	0.39 -0.53	0.7 -0.41	0.87 -0.37	0.91 -0.31	0.94 -0.23
La vivienda cuenta con techo firme (con techo =1)	0.82 -0.44	0.88 -0.39	0.91 -0.28	0.93 -0.3	0.95 -0.26
Agua potable dentro de la vivienda (con agua=1)	0.51 -0.48	0.85 -0.44	0.88 -0.35	0.89 -0.31	0.92 -0.33

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares 2017



### Análisis del modelo econométrico

En la tabla 6 se presenta los resultados de los cinco modelos usados de regresión logística binaria con los 5 cálculos de gasto catastrófico y con las 9 variables independientes escogidas.

**Tabla 6**  
**Significancia conjunta de la regresión logística binaria con lo cinco modelos de gasto catastrófico**

Modelo de regresión binaria	Umbrales							
	30%				20%			
	Chi cuadrado	(-2log) verosimilitud	R2	Sig	Chi cuadrado	(-2log) verosimilitud	R2	Sig
UNO	10.242	5865.24	0.013	0,398	20.144	6958.13	0.014	0,002
DOS	10.672	5358.56	0.025	0,336	34.366	6856.28	0.029	0,000
CUATRO	10.502	4015.44	0.023	0,304	32.122	6695.27	0.081	0,000
CINCO	10.152	3813.58	0.024	0,299	30.638	6482.66	0.078	0,000
SEIS	8.946	3255.32	0.027	0,312	30.214	5854.55	0.038	0,000

Fuente: Elaboración propia

Se encontró la significancia conjunta, con el cociente de verosimilitud, el cual se distribuye asintóticamente como Chi cuadrado con q grados de libertad. Como se muestra, para cada uno de los modelos, los coeficientes de verosimilitud (-2Log verosimilitud) observados permiten rechazar la hipótesis nula de que todos los coeficientes son iguales a cero y por lo tanto todos los modelos tienen significancia conjunta.

Para medir el ajuste de cada uno de los modelos se realizó la prueba de Hosmer y Lemeshow la cuál agrupa la información en deciles de probabilidad y compara los valores observados con los estimados. En esta prueba se asume que en la hipótesis nula no hay diferencia entre los valores observados y los predichos por el modelo, como se muestra en la tabla 7, el estadístico (Chi-cuadrado) para el umbral al 30 % tiene todos los valores p que superan 0.05 %, lo que implica que se rechaza la hipótesis nula. Para el umbral al 20 % se observan los estadísticos chi-cuadrado y los valores p significativos, menores a 0,05, por consiguiente se acepta la hipótesis nula: que no hay diferencia entre los valores observados y los predichos por el modelo.

De acuerdo con este resultado, solo se analizarán los métodos UNO, DOS, CUATRO, CINCO y SEIS con un umbral al 20 %, por ser aquellos que mostraron un buen ajuste, aun cuando el R2 no sea lo óptimo, existe más evidencia que apoya esta decisión.

Los resultados de la regresión logística se presentan en la tabla 8 donde la variable dependiente es el gasto catastrófico con un umbral al 20 %.

De los cinco modelos econométricos obtenidos se encontró que el sexo y la edad presenta un valor p no significativo, por tal razón no son significativas en los modelos.

Con respecto al modelo UNO, las variables escolaridad del jefe del hogar, piso firme, agua dentro del hogar, si tiene seguro de salud, número de miembros del hogar, tienen un valor negativo o efecto protector y evitan que se desarrolle un gasto catastrófico en salud.

Las variables presencia de ancianos y enfermedades crónicas muestran signos positivos; y la probabilidad de adquirir gastos catastróficos de salud para el umbral al 20 % aumenta cuando al menos uno de los miembros del hogar es un adulto mayor o tiene enfermedades crónicas. Estos resultados concuerdan con otras investigaciones.

**Tabla 7**  
**Resultado de la regresión logística binaria del modelo uno**  
**(variable dependiente gasto catastrófico a un umbral de 20%)**

Variable	Modelo Uno		Modelo Dos		Modelo Cuatro		Modelo Cinco		Modelo Seis	
	B	Exp.(B)	B	Exp.(B)	B	Exp.(B)	B	Exp.(B)	B	Exp.(B)
Sexo JH	0,0712	1,0738	0,0201	1,0203	0,0371	1,0378	0,0394	1,0402	-0,0073	0,9927
	0,5623		0,7154		0,7537		0,8103		0,9328	
Edad JH	-0,0009	0,9991	-0,0018	0,9982	0,0023	1,0023	0,0027	1,0027	0,0098	1,0098
	0,6547		0,1833		0,4936		0,5367		0,1053	
Escolar JH	-0,6156	0,5403	-0,6943	0,4994	-0,7752	0,4606	-0,8361	0,4334	-1,1637	0,3123
	0,0000		0,0000		0,0000		0,0000		0,0000	
N° niños 5	0,1832	1,2011	0,2941	1,3419	0,3978	1,4885	0,4528	1,5727	0,4861	1,6260
	0,0683		0,0003		0,0000		0,0000		0,0000	
N° mayor 65	0,1248	1,1329	0,2255	1,2529	0,3503	1,4195	0,3382	1,4024	0,3503	1,4195
	0,0434		0,0000		0,0000		0,0000		0,0000	
Piso	-0,5502	0,5768	-0,7604	0,4675	-0,7041	0,4946	-0,8732	0,4176	-0,9568	0,3841
	0,0000		0,0000		0,0000		0,0000		0,0000	
Techo	0,3482	1,4165	0,3115	1,3655	0,1692	1,1844	0,1398	1,1500	0,1016	1,3520
	0,0009		0,0037		0,0072		0,1503		0,0306	
Agua	-0,2961	0,7437	-0,2368	0,7891	-0,3281	0,7203	-0,3346	0,7156	-0,3104	0,7332
	0,0045		0,0000		0,0000		0,0000		0,0084	
Enf. crónica	0,4903	1,6328	0,4218	1,5247	0,4016	1,4942	0,3802	1,4626	0,4165	1,5166
	0,0000		0,0000		0,0000		0,0000		0,0000	
Asegurado	-0,2387	0,7877	-0,3027	0,7388	-0,2955	0,7442	-0,3182	0,7275	-0,3286	0,7199
	0,0000		0,0000		0,0000		0,0002		0,0016	
N° Miembro	-0,0209	0,9793	-0,1562	0,8554	-0,1841	0,8319	-0,1945	0,8232	-0,2017	0,8173
	0,0256		0,0000		0,0000		0,0000		0,0000	
Constante	-2,386	0,0920	-2,7826	0,0619	-2,5528	0,0779	-2,3628	0,0942	-2,8433	0,0582
	0,0000		0,0000		0,0000		0,0000		0,0000	

Fuente: Elaboración propia

Los hogares con presencia de ancianos y de personas que registran enfermedades crónicas tienen aproximadamente 113.3 % y 163.3 % más probabilidades de adquirir gastos catastróficos respectivamente que los hogares sin presencia de ancianos y los que no tienen enfermedades crónicas.

Por otro lado, el incremento de 1 punto porcentual de la escolaridad del jefe del hogar y del número de miembros del hogar reduce en un 54.03 % y 97.93 %, respectivamente, la probabilidad de caer en un gasto catastrófico, para el umbral al 20 %.

De forma similar, el incremento de 1 punto porcentual en las variables, piso firme en el hogar, agua dentro de la casa y estar asegurado, reduce en un 57.68 %, 74.37 % y 78.77 %, respectivamente, la probabilidad de caer en un gasto catastrófico, para el umbral al 20 %.

De igual manera, el incremento de 1 punto porcentual en la variable, techo firme genera 1.4165 veces la probabilidad de ocurrencia de incurrir en un gasto catastrófico, respectivamente, para el umbral al 20 %.

En relación con el modelo DOS, las variables escolaridad del jefe del hogar, piso firme, agua dentro del hogar, si tiene seguro de salud, número de miembros del hogar, tienen un valor negativo o efecto protector a que se desarrolle un gasto catastrófico.

Por otro lado, la presencia de niños menores de cinco años, presencia de ancianos y enfermedades crónicas mostraron signos positivos; de manera que la probabilidad de adquirir gastos catastróficos de salud para el umbral al 20 % aumenta cuando al menos uno de los miembros del hogar es un niño menor de años, un adulto mayor o tiene enfermedades crónicas.

Los hogares con presencia de niños menores de cinco años tienen aproximadamente 134.19 % más probabilidades de adquirir gastos catastróficos que los hogares sin presencia de niños; asimismo, los hogares con presencia de ancianos tienen aproximadamente 125.29 % más probabilidades de adquirir gastos catastróficos que los hogares sin presencia de ancianos. Los hogares que registran enfermedades crónicas tienen aproximadamente 152.47 % más probabilidades de adquirir gastos catastróficos que los que no tienen enfermedades crónicas.

En el modelo CUATRO, las variables escolaridad del jefe del hogar, piso firme, agua dentro del hogar, si tiene seguro de salud, número de miembros del hogar, tienen un valor negativo o efecto protector a que se desarrolle un gasto catastrófico.

Las variables presencia de niños menores de cinco años, presencia de ancianos y enfermedades crónicas mostraron signos positivos; de manera que la probabilidad de adquirir gastos catastróficos de salud para el umbral al 20 % aumenta cuando al menos uno de los miembros del hogar es un niño menor de cinco años, un adulto mayor o tiene enfermedades crónicas.

Los hogares con presencia de niños menores de cinco años tienen aproximadamente 148.85 % más probabilidades de adquirir gastos catastróficos que los hogares sin presencia de niños, además los hogares con presencia de ancianos tienen aproximadamente 141.95 % más probabilidades de adquirir gastos catastróficos que los hogares

sin presencia de ancianos. Los hogares que registran enfermedades crónicas tienen aproximadamente 149.92 % más probabilidades de adquirir gastos catastróficos que los que no tienen enfermedades crónicas.

En el modelo CINCO, las variables escolaridad del jefe del hogar, piso firme, agua dentro del hogar, si tiene seguro de salud, número de miembros del hogar, tienen un valor negativo o efecto protector a que se desarrolle un gasto catastrófico.

Las variables presencia de niños menores de cinco años, presencia de ancianos y enfermedades crónicas mostraron signos positivos; de manera que la probabilidad de adquirir gastos catastróficos de salud para el umbral al 20 % aumenta cuando al menos uno de los miembros del hogar es un niño menor de cinco años, un adulto mayor o tiene enfermedades crónicas.

Los hogares con presencia de niños menores de cinco años tienen aproximadamente 157.27 % más probabilidades de adquirir gastos catastróficos que los hogares sin presencia de niños. Asimismo, los hogares con presencia de ancianos tienen aproximadamente 140.24 % más probabilidades de adquirir gastos catastróficos que los hogares sin presencia de ancianos. Los hogares que registran enfermedades crónicas tienen aproximadamente 146.26 % más probabilidades de adquirir gastos catastróficos que los que no tienen enfermedades crónicas.

En el modelo SEIS, las variables escolaridad del jefe del hogar, piso firme, agua dentro del hogar, si tiene seguro de salud, número de miembros del hogar, tienen un valor negativo o efecto protector a que se desarrolle un gasto catastrófico.

Las variables presencia de niños menores de cinco años, presencia de ancianos, tener techo propio y enfermedades crónicas mostraron signos positivos; de manera que la probabilidad de adquirir gastos catastróficos de salud para el umbral al 20 % aumenta cuando al menos uno de los miembros del hogar es un niño menor de cinco años, un adulto mayor, tiene techo propio la vivienda o tiene enfermedades crónicas.

Los hogares con presencia de niños menores de cinco años tienen aproximadamente 162.60 % más probabilidades de adquirir gastos catastróficos que los hogares sin presencia de niños, mientras que los hogares con presencia de ancianos tienen aproximadamente 141.95 % más probabilidades de adquirir gastos catastróficos que los hogares sin presencia de ancianos. Los hogares que registran enfermedades crónicas tienen aproximadamente 151.66 % más probabilidades de adquirir gastos catastróficos que los que no tienen enfermedades crónicas.

El resultado de la regresión con la variable dependiente gasto catastrófico UNO permite desarrollar el siguiente modelo:

$$GC\ UNO\ (20\%) = 1 / (1 + e^{-(-2,386 - (0,6156) Escolaridad - (0,5502) Piso\ firme\ en\ el\ hogar + (0,3482) Techo\ firme\ en\ el\ hogar - (0,22961) Agua\ dentro\ del\ hogar + (0,4903) Enfermedad\ crónica - (0,2387) Asegurado - (0,0209) Número\ de\ miembros\ en\ el\ hogar}))$$

El resultado de la regresión con la variable dependiente gasto catastrófico DOS permite desarrollar el siguiente modelo:

$$GC\ DOS\ (20\%) = 1 / (1 + e^{-(-2,7826 - (0.6943) Escolaridad + (0.2941) Niños\ en\ el\ hogar + (0.2255) Adulto\ mayor\ en\ el\ hogar - (0.7604) Piso\ firme\ en\ el\ hogar + (0,3115) Techo\ firme\ en\ el\ hogar - (0.2368) Agua\ dentro\ del\ hogar + (0.4218) Enfermedad\ crónica - (0,3027) Asegurado - (0,1562) Número\ de\ Miembros\ en\ el\ Hogar}))$$

El resultado de la regresión con la variable dependiente gasto catastrófico CUATRO permite desarrollar el siguiente modelo:

$$GC\ CUATRO\ (20\%) = 1 / (1 + e^{-(-2,5528 - (0.7752) Escolaridad) + (0.3978) Niños\ en\ el\ hogar + (0.3503) Adulto\ mayor\ en\ el\ hogar - (0.7041) Piso\ firme\ en\ el\ hogar + (0,1692) Techo\ firme\ en\ el\ hogar - (0.3281) Agua\ dentro\ del\ hogar + (0.4016) Enfermedad\ crónica - (0,2955) Asegurado - (0,1841) Número\ de\ Miembros\ en\ el\ Hogar}))$$

El resultado de la regresión con la variable dependiente gasto catastrófico CINCO permite desarrollar el siguiente modelo:

$$GC\ CINCO\ (20\%) = 1 / (1 + e^{-(-2,3628 - (0.8361) Escolaridad) + (0.4528) Niños\ en\ el\ hogar + (0.3382) Adulto\ mayor\ en\ el\ hogar - (0.8732) Piso\ firme\ en\ el\ hogar + (0,1398) Techo\ firme\ en\ el\ hogar - (0.3346) Agua\ dentro\ del\ hogar + (0.3802) Enfermedad\ crónica - (0,3182) Asegurado - (0,1945) Número\ de\ Miembros\ en\ el\ Hogar}))$$

El resultado de la regresión con la variable dependiente gasto catastrófico SEIS permite desarrollar el siguiente modelo:

$$GC\ SEIS\ (20\%) = 1 / (1 + e^{-(-2,8433 - (1.637) Escolaridad + (0.4861) Niños\ en\ el\ hogar + (0.3503) Adulto\ mayor\ en\ el\ hogar - (0.9568) Piso\ firme\ en\ el\ hogar + (0,1016) Techo\ firme\ en\ el\ hogar - (0.3104) Agua\ dentro\ del\ hogar + (0.4165) Enfermedad\ crónica - (0,3286) Asegurado - (0,2017) Número\ de\ Miembros\ en\ el\ Hogar}))$$

## Discusión de resultados

En el Perú del año 2017, el 20.5 % de la población no está afiliada a ningún tipo de seguro en salud, el 56.3 % se encuentra afiliada al SIS, el 20.2 % manifiesta estar afiliada a EsSalud y un 3.0 % de los peruanos posee otro tipo de seguro.

En el estudio desarrollado por Cortez (2002) se indica que el trabajo de la mujer en el ámbito doméstico haría óptimo para el hogar invertir en su salud: dado que, si la madre de familia está sana, puede cuidar de la salud del resto de miembros. Por otro lado, también menciona que en los hogares donde el jefe de hogar es la mujer, existe mayor pobreza. Esto no se confirma en los modelos desarrollados para el gasto catastrófico, ya que la variable no constituye un factor de protección contra el gasto catastrófico.

Nuestros resultados indican que el aseguramiento es el factor protector más importante a la hora de sufrir un evento adverso en salud. Así por ejemplo, un mayor grado de aseguramiento en el régimen contributivo disminuye de manera significativa la probabilidad de sufrir un gasto catastrófico respecto a un hogar con ningún aseguramiento. Este resultado es relevante no solo dentro del contexto de Perú y de su esquema de aseguramiento universal, sino también dentro del contexto internacional donde se discuten los mecanismos financieros para mejorar la protección financiera, especialmente de la más vulnerable.

Estos resultados son coherentes con un estudio realizado por Flórez (2012), que evaluó específicamente el impacto del aseguramiento en Colombia sobre las incidencias de gasto catastrófico. De acuerdo con la investigación de Núñez (2005) a medida que aumentan los años de educación, también aumentan los ingresos del hogar. Asimismo, si el jefe de hogar es desempleado o si es mujer, los ingresos del hogar tienden a reducirse.

Encontramos que el nivel de escolaridad del jefe de hogar es una variable que opera como factor protector frente al gasto catastrófico.

La probabilidad de adquirir gastos catastróficos de salud aumenta cuando al menos uno de los miembros del hogar es un niño menos de cinco años, es un adulto mayor o tiene enfermedades crónicas. Este resultado corrobora lo encontrado por Espinoza (2014), quien concluye que la presencia de ancianos y enfermedades crónicas en el hogar y residir en zonas rurales incrementa la aparición de gastos catastróficos. Por otro lado, es contrario a lo investigado por Flórez (2012) quien concluye que la composición del hogar no parece incidir en la probabilidad de incurrir en gasto catastróficos. Así, las familias con adultos mayores o niños pequeños no tienen mayores incidencias de gastos catastróficos que las demás familias.

Los resultados obtenidos de los modelos de regresión nos permiten indicar que la probabilidad de incurrir en un gasto catastrófico se da cuando se tiene familias con gastos superiores al 20 %, de su gasto disponible. Las variables escolaridad, piso firme, agua dentro del hogar, si está asegurado y número de miembros del hogar son las que operan como factores protectores del gasto catastrófico.

## Conclusiones

1. Los variables edad y sexo no aplican como factores protectores del gasto catastrófico en salud.
2. Las variables escolaridad del jefe del hogar, piso firme, agua dentro del hogar, si tiene seguro de salud y número de miembros del hogar se muestran como factores protectores, es decir, evitan que se desarrolle un gasto catastrófico en salud.
3. La probabilidad de adquirir gastos catastróficos de salud para el umbral al 20 % aumenta cuando al menos uno de los miembros del hogar es un niño menos de cinco años, es un adulto mayor o tiene enfermedades crónicas.

4. Para el cálculo del gasto catastrófico se puede incluir solo el ítem de “gasto en alimentos” y se obtendrá similares resultados que incluyen todo o parte de los otros ítems de gasto que describe la encuesta de hogares ENAHO 2017.

## Referencias bibliográficas

- Cordero, L. H. J. (2003). *Líneas de pobreza ajustadas por necesidades de salud: El caso peruano*. Lima: Organización Mundial de la Salud.
- Cortez. (2002). *Equidad en la utilización de servicios de salud por sexo, el caso del Perú*. Lima: Universidad del Pacífico.
- Espinoza M., (2014). *Incidencia y determinantes de gasto catastrófico de salud en Piura 2011*. Tesis. Universidad Nacional de Piura
- Flórez, C., Giedion, U., Pardo, R. (2012). *Factores de riesgo del gasto catastrófico en salud en Colombia. Financiamiento en Salud y Protección Social en América Latina y el Caribe*. LANet/LAred.
- Guerrero G., (2015). *Gasto de Bolsillo en salud y riesgos de pobreza en hogares con estudiantes universitarios Perú 2013*. Tesis de Doctorado. Lambayeque (Perú): Universidad Pedro Ruiz Gallo.
- Hatt, L. (2007). *Gasto catastrófico en salud*. Tesis. Lambayeque (Perú): Universidad Pedro Ruiz Gallo.
- Lavilla, H. (2012). *Empobrecimiento por gasto de bolsillo en salud*. Lima: Consorcio de Investigación Económica y Social.
- Luna, G. (2013). *Los gastos catastróficos por motivos de salud en México. Los factores socioeconómicos relacionados y la política en Salud*. Madrid: Universidad Autónoma de Madrid.
- Núñez, J. E. (2005). *Determinantes de la pobreza y la vulnerabilidad. Misión para el diseño de una estrategia para la reducción de la pobreza y la desigualdad*. República Dominicana.
- Petrera Margarita. (2009). *Algunas reflexiones en torno a las cuentas nacionales de salud del Perú*. Rev. Perú Med. Exp. Salud Pública, 26(2), 248-50.
- Portocarrero, A. (2005). *El pago de bolsillo en el financiamiento de los servicios de salud*. Consorcio de Investigación Económica y Social, Observatorio del Derecho a la Salud, Boletín N° 2.

Ramses H. y Lamiraud, K. (2008). “Gasto en salud catastrófico y bienestar del hogar”, Working Papers 0803 Lausana (Suiza): Universidad de Lausana, Instituto de Economía y Gestión de la Salud (IEMS).

Wong R. (2009). *Health Financing and Social Protection in Latin America and the Caribbean*. Observatorio de la salud.



# Análisis de series de tiempo de datos de sismos en el Perú 2017-2018

Carlos Alvaro Risco Franco  
Universidad Nacional de Ingeniería

## Resumen

El objetivo del presente trabajo es caracterizar y buscar patrones de comportamiento, en zonas con agrupamiento de sismos, mediante el uso de series de tiempo y los datos de los sismos ocurridos en el Perú en los años 2017 y 2018.

En este trabajo exploratorio, primero hemos usado *Cluster Analysis* para formar grupos o áreas geográficas con cercanía de ocurrencia de sismos.

Luego hemos encontrado que la magnitud de los sismos en el tiempo, evaluadas por zonas de cercanía geográficas, estaría correlacionada con la magnitud del sismo anterior, de ahí que haya resultado adecuado utilizar el modelo ARIMA (1,1,0), en el cual se considera un rezago y una diferencia para eliminar la presencia de alguna tendencia, sin la presencia de media móvil.

Hemos identificado ocho zonas geográficas, en las cuales se agrupan los sismos. Entre otros resultados hemos hallado que en las zonas Arequipa-Tacna y Lima-Ica, las magnitudes de los sismos en relación con el tiempo de llegada, se ajustan a un modelo ARIMA(1,1,0).

Por otro lado, también hemos hallado que en la zona de Arequipa-Tacna, la Profundidad de los sismos en relación con el tiempo de llegada, se ajusta también a un modelo ARIMA(1,1,0).

Hemos usado datos del Instituto Geofísico del Perú, en particular, el tiempo, latitud, altitud, magnitud, profundidad, entre otros, los mismos que se pueden encontrar en su página web de la institución.

Palabras clave: sismos, análisis de series de tiempo, *cluster analysis*.

## Abstract

The objective of this work is to characterize and look for behavior patterns, in areas with earthquake clusters, through the use of time series and the data of the earthquakes that occurred in Peru in 2017 and 2018.

In this exploratory work, we have first used Cluster Analysis to form groups or geographic areas with near earthquake occurrence.

Then we have found that the magnitude of the earthquakes in time, evaluated by geographical proximity zones, would be correlated with the magnitude of the previous earthquake, hence it was appropriate to use the ARIMA model (1,1,0), in which It is considered a lag and a difference to eliminate the presence of some trend, without the presence of moving average.

We have identified eight geographical areas, in which the earthquakes are grouped. Among other results we have found that in the Arequipa-Tacna and Lima-Ica areas, the magnitudes of the earthquakes in relation to the arrival time, conform to an ARIMA model (1,1,0).

On the other hand, we have also found that in the Arequipa-Tacna area, the depth of the earthquakes in relation to the time of arrival, also fits an ARIMA model (1,1,0).

We have used data from the Geophysical Institute of Peru, in particular, time, latitude, altitude, magnitude, depth, among others, the same that can be found on its website of the institution.

Keywords: earthquakes, time series analysis, cluster analysis.

## 1. Introducción

Es conocido en el mundo, de los daños materiales y pérdidas humanas que ocasionan los sismos; por tanto, el problema de predecir cuándo y dónde se va a producir un sismo de gran magnitud constituye la preocupación de los institutos de investigación de muchos países del mundo. De ahí la gran producción de investigaciones que apuntan a contribuir en esta dirección. Hasta ahora se ha ensayado diversas metodologías, diversos caminos, y se ha utilizado información que va desde modelos físico-matemáticos y probabilísticos hasta la de las ondas electromagnéticas que se producen en momentos previos a los sismos, etc. El Perú se halla en una de las zonas más sísmicas del Pacífico, por lo que el Instituto Geofísico del Perú (IGP) y diversos investigadores comparten esta preocupación.

En la medida en que el fenómeno sísmico es muy complejo y aleatorio, este trabajo es de tipo exploratorio y a través de sus resultados se propone conocer las características y tendencias de los sismos, las cuales se expresarán en los modelos estadísticos.

Como apoyo se utilizará información secundaria proporcionada por el Instituto Geofísico del Perú, así como de otras fuentes disponibles. El análisis se realizará con el soporte de diversas herramientas estadísticas, tales como los modelos de series de tiempo y el programa SPSS versión 21.

## 2. Antecedentes

Janik y Bossev (2016) en su trabajo “Analysis of simultaneous time series of indoor, outdoor and soil air radon concentrations, meteorological and seismic data” analizaron series durante cuatro años de concentraciones de radón interiores y exteriores, medidas simultáneamente con datos de sismos, junto con cantidades ambientales, que pueden actuar como variables de control del radón. El estudio se realizó en Chiba, Japón y llegaron a la conclusión de que no hay evidencias de una relación entre el comportamiento de los sismos y las series de radón.

Soloviev, Ismail-Zadeh, Keilis-Borok y Alexandre (2003) desarrollaron un modelo de dinámica de bloques y fallas (modelo de bloques para abreviar) de la litosfera, para analizar si las características básicas de la sismicidad dependen de la estructura y dinámica de la litosfera y para estudiar las características específicas de esta dependencia. Una región sísmica está modelada por un sistema de bloques perfectamente rígidos divididos por fallas planas infinitamente delgadas. Los investigadores realizaron el modelado numérico de la dinámica de la estructura de bloques y discutieron las posibilidades de reconstrucción de fuerzas tectónicas de la distribución espacial de la sismicidad, la agrupación de terremotos en el modelo y la dependencia de la ocurrencia de grandes terremotos en la fragmentación de los medios y en la rotación de bloques. Sus resultados muestran que la modelización de la dinámica de la estructura de bloques, es una herramienta útil para estudiar las relaciones que asocian a los movimientos de los bloques y la geometría de fallas con el flujo sísmico, incluidos los patrones de sismicidad premonitorios, en la prueba de algoritmos de predicción de terremotos existentes y en el desarrollo de nuevos. Para construir su modelo, ellos desarrollaron una geometría de la estructura de bloques, así como el movimiento y la interacción entre ellos y con las fallas.

Sasorova, Levin y Emelyanova (2006) sostienen que la validez estadística de la existencia de componentes no aleatorios en subintervalos se mantiene para la mayoría de los niveles de magnitud. El modelo digital (superposición de procesos aleatorios y un proceso periódico) fue propuesto. “Los catálogos mundiales ISC y NEIC (cantidad total de eventos desde 1966 es más de 200000) se utilizaron en una búsqueda de distribución espacial y temporal de terremotos (EQ). Las distribuciones de los eventos entre las partes norte y sur de la región del Pacífico son diferentes para varios niveles de magnitud ( $4 \sim Mb < 4.5$ ;  $4.5 \sim Mb < 5$ ;  $5 \sim Mb < 5.5$ ;  $5.5 \sim Mb < 6.0$ ;  $6 \sim Mb < 6.5$ ;  $6.5 \sim Mb$ ). Ellos usaron la prueba libre de distribución (prueba de ejecución con nivel significativo 1%) para la prueba de existencia del componente no aleatorio en secuencias de tiempo. Entre los resultados se halló que las secuencias de tiempo de conmutación EQ entre las partes norte y sur de la región del Pacífico contienen un componente no aleatorio estadísticamente significativo para los eventos con  $4.0 \sim Mb < 6.0$ ”.

Ma, x. Xu, b. Xu y Zhang (2006) proporcionan un análisis preliminar del entorno de la estructura geológica de este terremoto de tsunami y retrospectiva, cambios de

los datos NCEP (datos geoespaciales y temporales de temperatura y marea) y el desencadenamiento astra-marea. El resultado de su investigación muestra un aumento de temperatura anormal evidente y su regla de evolución en el tiempo espacial: aumento de la temperatura original menos el aumento de la temperatura fortificada más el pico de aumento de la temperatura –atenuación, calma– presencia de terremotos. Tanto el choque principal como la fuerte réplica se produjeron en el momento en que las tensiones del disparo astra-tidal actuaron sobre la falla y alcanzaron el valor absoluto máximo. El terremoto típico demostró que era una nueva idea combinar los datos NCEP con el disparo astra-tidal para pronosticar un terremoto inminente a corto plazo.

De acuerdo con Mukherjee y Kortvelyessy (2006) “la ciencia de la tectónica terrestre se basa actualmente en las formas de las costas, los movimientos presentes de los continentes, la paleontología y los minerales magnéticos”. Pese a que la rotación terrestre no fue un fenómeno interesante hasta ahora, para estos autores “la influencia del destello de estrellas en el entorno Sol-Tierra tiene una relación directa con los terremotos y los tsunamis. Una repentina disminución del índice  $K_p$  puede haber desencadenado el terremoto y el tsunami en el océano Índico el 26 de diciembre de 2004. Sin embargo, también se sugiere el papel del Bernoulli-giroscopio y los efectos de Coriolis en asociación con la conexión Estrella-Sol-Tierra”.

Para Rikitake y Hamada (2003), “la predicción de terremotos es el esfuerzo humano para predecir el tiempo, la ubicación y la magnitud de un terremoto. Los programas de predicción de terremotos han sido de preocupación en Japón, China, los Estados Unidos, la extinta Unión Soviética y otros países”. Desde la perspectiva científica la predicción de terremotos tiene fundamento en fenómenos anómalos que anteceden a un terremoto y aunque ha habido algunos casos exitosos de predicción de terremotos, la mayoría de ellos en China, todavía no se tiene la capacidad de emitir una advertencia de terremoto sobre la base de información precisa de predicción.

Dzwinell y Yuen (2003) Desarrollan una nueva técnica basada en el análisis de conglomerados de la estructura multiresolución de patrones de terremotos y se aplica a catálogos sísmicos observados y sintéticos. Los datos observados representan actividades sísmicas situadas alrededor de las islas japonesas en el intervalo de tiempo 1997-2003. Los datos sintéticos fueron generados por simulaciones numéricas para varios casos de falla heterogénea gobernada por dislocación elástica 3-D y fluencia de ley de potencia. En la resolución más alta, los autores analizan la estructura de clúster local en el espacio de datos de eventos sísmicos para los dos tipos de catálogos mediante un algoritmo de agrupamiento aglomerativo. En su estudio demuestran que “los eventos de pequeña magnitud producen parches espacio-temporales locales correspondientes a eventos grandes en la vecindad”.

Panayiotis, Varostos, Sarlis y Skordas (2011) desarrollan una monografía cuyo objetivo básico es presentar la nueva visión del tiempo, denominada tiempo natural  $\chi$  introducida por ellos en el año 2001. En este nuevo enfoque, el tiempo es no continuo, por lo que está en agudo contraste con el tiempo convencional  $t$  utilizado hasta hoy, el cual se modela “como el continuo unidimensional de los números reales”.

“Los resultados indicados para la fecha en la base de este nuevo dominio revelan que las características dinámicas ocultas de las horas remotas en sistemas complejos, generan un aumento en el tiempo natural mínimo, pero no resultan así cuando el análisis se lleva a cabo dentro del marco del tiempo convencional. Además, el análisis en tiempo natural permite el estudio de la evolución dinámica de un sistema complejo e identifica cuando el sistema entra en una etapa crítica. Por lo tanto, parece que el tiempo natural juega un papel clave en la predicción de eventos catastróficos inminentes en general”.

Flores, Tavera y Rodríguez (2012) aplicaron el método de predicción de terremotos a plazo intermedio, conocido como M8 (Keilis-Borok y Kossobokov, 1990), al borde occidental del Perú a fin de predecir la posible ocurrencia de sismos de gran magnitud. Para su aplicación utilizaron los catálogos sísmicos del IGP y NEIC, previamente evaluados para constituir una base de datos homogénea. En el análisis retroactivo se confirmó la formación de tiempos de incremento de la probabilidad (*Time Increased Probability* - TIP) antes de los terremotos ocurridos en el Perú en los años 1970, 1974, 1996, 2001 y 2007. En el análisis prospectivo identificaron la presencia de dos CTIP correspondientes a áreas circulares de 300 km con centro, para el primero ubicado al noroeste de la ciudad de Lima, y para el segundo ubicado en el límite Perú-Chile. En ambas áreas, es posible la ocurrencia de un gran sismo dentro del periodo 2008-2013.

## Conceptos

- Sismo (también conocido como terremoto). Se denomina así a una sacudida de la tierra que consiste en una serie de vibraciones en la superficie como consecuencia del movimiento de las capas interiores de la tierra.
- Localidad más cercana al sismo. Es la localidad que según el IGP está cerca al epicentro del sismo.
- La escala sismológica de Richter (13) o escala de magnitud local (ML). Es una escala logarítmica arbitraria que asigna un número para cuantificar la energía liberada en un terremoto. Fue denominada así en honor del sismólogo estadounidense Charles Richter (1900-1985).
- Fecha del sismo. Se refiere a la fecha de la ocurrencia del sismo.
- Tiempo de llegada. Se refiere al tiempo contado desde enero de 2017 hasta la realización del referido sismo. Es expresado en días.
- Tiempo de interllegada. Se refiere al tiempo contado a partir del sismo anterior, hasta la realización del sismo.
- Ubicación geográfica del sismo. Es el lugar en el cual se produce el sismo y está referenciado con la latitud y longitud.

- Latitud. Distancia angular entre la línea ecuatorial (el ecuador) y un punto determinado de la Tierra, medida a lo largo del meridiano en el que se encuentra dicho punto. Según el hemisferio en el que se sitúe el punto, puede ser latitud norte o latitud sur.
- Longitud. Mide el ángulo a lo largo del ecuador desde cualquier punto de la Tierra. Se acepta que Greenwich en Londres es la longitud 0 en la mayoría de las sociedades modernas. Las líneas de longitud son círculos máximos que pasan por los polos y se llaman meridianos.
- Magnitud del sismo. Número que busca caracterizar el tamaño de un sismo y la energía sísmica liberada. Se mide en una escala logarítmica, de tal forma que cada unidad de magnitud corresponde a un incremento de raíz cuadrada de 1000, o bien, de aproximadamente 32 veces la energía liberada. Generalmente se usa la escala de Ritchter.
- Intensidad local. Es la intensidad del sismo en referencia a la localidad o localidades mas cercanas.

## **Hipótesis**

Dada la complejidad del fenómeno de los sismos en el Perú, y dado que la presente investigación es de carácter exploratorio, también se hace difícil establecer una hipótesis de trabajo, las cuales tendrían que ser verificadas, sin embargo, considerando las limitaciones señaladas, presentamos las siguientes hipótesis:

- Los datos de la magnitud y la profundidad de los sismos en relación al tiempo, en el Perú por zonas sísmicas, se ajustan a un modelo de series de tiempo .
- Existen patrones o tendencias en la ocurrencia de los sismos en el Perú, por zonas sísmicas.

## **4. RESULTADOS**

Para elaborar los resultados que se presentan a continuación, hemos incluido los datos de sismos en el Perú, desde enero de 2017 a mayo de 2018, los cuales corresponden a datos registrados por el IGP (712 registros de sismos).

En el gráfico 1 se muestra la distribución de los sismos desde 2017 hasta mayo de 2018, con su frecuencia, de acuerdo a su magnitud. Se observa que la media de la magnitud está, aproximadamente, en 4.0.

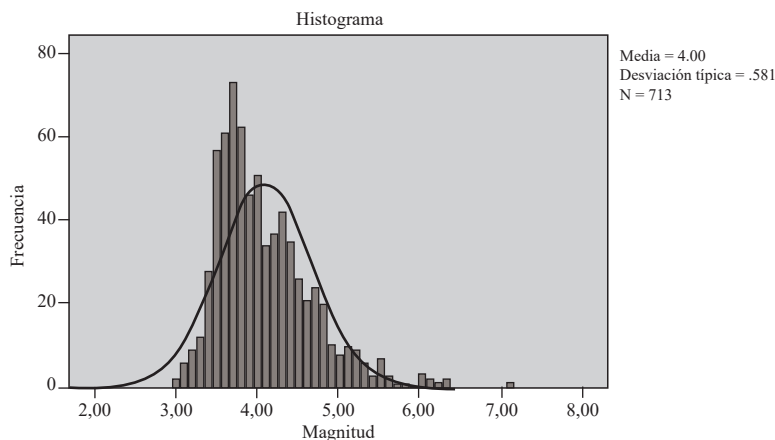


Gráfico 1. Distribución de los sismos en el Perú 2017-2018

#### 4.1 Aplicación de *cluster analysis*

Hemos aplicado *cluster analysis* y hemos identificado ocho zonas geográficas, (con agrupación de sismos, para el cual hemos usado las variables de Latitud y Longitud, que corresponden a la ubicación geográfica de los sismos. Los resultados se muestran en la siguiente tabla.

**Tabla 1**  
**Distribución de los sismos en el Perú 2017-2018 por zonas geográficas**  
**Grupos o zonas resultantes**

Nro	Zonas geograficas	Nro de sismos por zona	Porcentaje
1	Moyobamba Loreto	47	6.6
2	Arequipa - Tacna	155	21.8
3	Lima- Ica	173	24.3
4	Oxapampa - Tocache	79	11.1
5	Atico - Pampamarca	131	18.4
6	Tumbes - Piura	65	9.1
7	Casma - Chimbote	54	7.6
8	San Gaban	8	1.1
<b>Total</b>		<b>712</b>	<b>100.0</b>

*Elaboración propia*

Se puede observar que son las zonas geográficas de Arequipa-Tacna y Lima-Ica, las que presentan mayor número de sismos.

**Tabla 2**  
**Descriptivos por grupos, para la magnitud de los sismos y la profundidad**

Estadísticos descriptivos para la magnitud y profundidad							
Zona	Variables	N	Rango	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típ.
Moyobamba	magnitud	47	2.90	3.20	6.10	4.2191	.68259
	Profundidad	47	249	11	260	70.36	64.340
	N válido (según lista)	47					
Arequipa-Tacna	magnitud	155	3.30	3.00	6.30	3.8981	.54421
	Profundidad	155	240	6	246	52.72	58.030
	N válido (según lista)	155					
Lima-Ica	magnitud	173	2.60	3.00	5.60	3.9977	.50127
	Profundidad	173	123	6	129	45.08	29.147
	N válido (según lista)	173					
Tocache	magnitud	79	2.90	3.20	6.10	4.2532	.60231
	Profundidad	79	189	2	191	81.65	63.507
	N válido (según lista)	79					
Atico	magnitud	131	4.00	3.10	7.10	4.1603	.64744
	Profundidad	131	137	5	142	47.27	32.903
	N válido (según lista)	131					
Tumbes-Piura	magnitud	65	2.90	3.10	6.00	4.1569	.52350
	Profundidad	65	104	4	108	40.78	22.311
	N válido (según lista)	65					
Casma - Chimbote	magnitud	54	2.30	3.20	5.50	4.1315	.53758
	Profundidad	54	101	8	109	44.22	21.980
	N válido (según lista)	54					
San Gaban	magnitud	8	1.80	3.40	5.20	4.1875	.70597
	Profundidad	7	11	8	19	12.71	3.861
	N válido (según lista)	7					

*Elaboración propia*

Se puede observar que el rango de la magnitud esta alrededor de 3, excepto para Atico que tiene 4. Respecto a la profundidad, el rango para Atico es 137 km y para Lima-Ica 123 km, mientras que para Arequipa-Tacna y Moyobamba 240 km y 249 km, respectivamente. Sobre el máximo de la magnitud, destaca Atico con 7.1, seguido de Arequipa y Tocache con 6.3 y 6.1 respectivamente. El promedio de la magnitud de los sismos está en 4.0, aproximadamente.



## 4.2 Ajuste del modelo Arima (1,1,0) para la magnitud del sismo en relacion con el tiempo de llegada

Luego de varios intentos de ajuste del tiempo con la magnitud de los sismos de Perú, el modelo Arima (1,1,0) resultó ser el más apropiado y se ha incluido solo los más significativos, de lo que resultan las zonas de Arequipa-Tacna y Lima-Ica.

El ajuste se realiza a los datos de los sismos donde la variable dependiente es la magnitud del sismo y la variable independiente es el tiempo de llegada. El ajuste se ha realizado por grupos geográficos.

**Tabla 3**  
**Ajuste del modelo ARIMA (1,1,0) para la zona de Arequipa-Tacna**

Estadísticos del modelo <sup>a</sup>							
Modelo	Número de predictores	del modelo		Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R- cuadrado estacionaria	R-cuadrado	Estadísticos	GL	Sig	
Magnitud-Modelo_1	1	.335	-.047	29.622	17	0.29	0

a. Average Linkage (Between Groups) = Arequipa  
*Elaboracion propia.*

**Tabla 4**  
**Parámetros del modelo ARIMA (1,1,0) para Arequipa-Tacna**

Parámetros del modelo ARIMA <sup>a</sup>								
					Estimación	ET	t	Sig.
Magnitud-Modelo_1	Magnitud	Sin transformación	Constante		-148	.066	2.227	.027
			AR	Retardo 1	-561	0.67	-8.342	.000
			Diferencia		1			
	Tiempos de llegada	Sin transformación	Numerador	Retardo 0	-.001	.000	-2,363	.019

a. Average Linkage (Between Groups) = Arequipa  
*Elaboración propia*

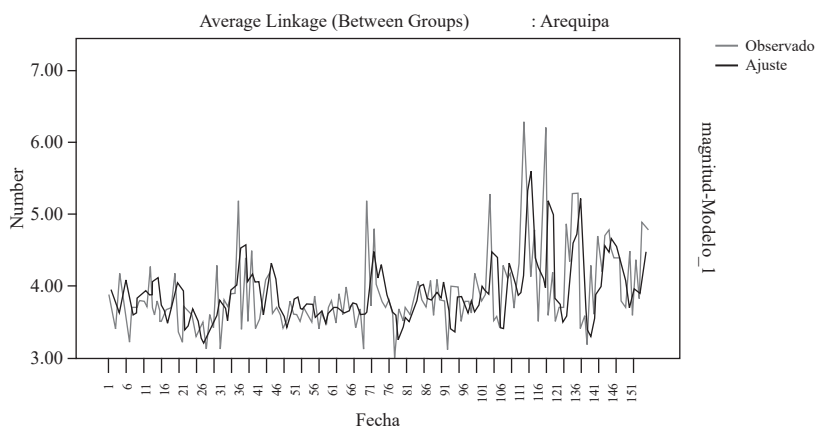


Gráfico 2. Magnitud y tiempo de llegada – zona de Arequipa-Tacna

**Tabla 5**  
Ajuste del modelo ARIMA (1,1,0) para la zona de Lima-Ica

Estadísticos del modelo <sup>a</sup>							
Modelo	Número de predictores	del modelo		Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R- cuadrado estacionaria	R-cuadrado	Estadísticos	GL	Sig	
Magnitud-Modelo_1	1	.213	-.499	50.366	17	.000	0

a. Average Linkage (Between Groups) = Lima-Ica  
Elaboracion propia.

**Tabla 6**  
Parámetros del modelo ARIMA (1,1,0) para la zona de Lima-Ica

Parámetros del modelo ARIMA <sup>a</sup>								
				Estimación	ET	t	Sig.	
Magnitud-Modelo_1	Magnitud	Sin transformación	Constante		0.40	.093	.431	.667
			AR	Retardo 1	-.459	0.69	-6.673	.000
			Diferencia		1			
	Tiempos de llegada	Sin transformación	Numerador	Retardo 0	.000	.000	-.471	.638

a. Average Linkage (Between Groups) = Lima-Ica  
Elaboración propia

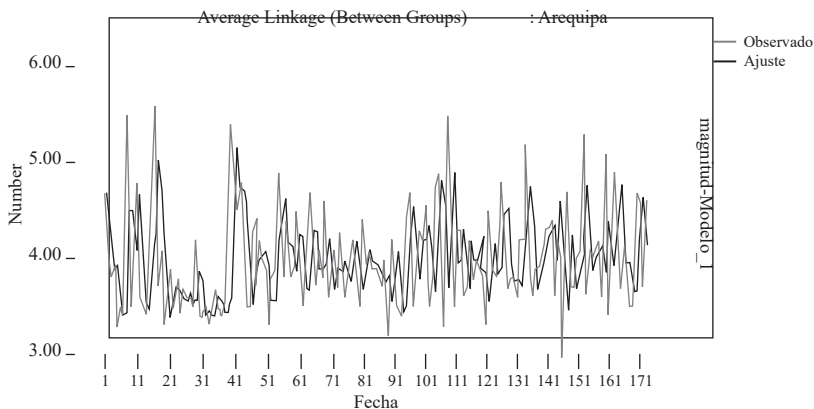


Gráfico 3. Magnitud y tiempo de llegada – zona de Lima-Ica

### 4.3 Ajuste del modelo Arima (1,1,0) para la profundidad del sismo para la zona de Arequipa-Tacna en relacion con el tiempo de llegada

**Tabla 7**  
Estadísticos del modelo ARIMA (1,1,0) para los sismos en Arequipa-Tacna

Estadísticos del modelo <sup>a</sup>							
Modelo	Número de predictores	del modelo		Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R- cuadrado estacionaria	R-cuadrado	Estadísticos	GL	Sig	
Magnitud-Modelo_1	1	.176	.997	27.777	17	.048	0

a. Average Linkage (Between Groups) = Arequipa  
Elaboracion propia.

**Tabla 8**  
Parámetros del modelo ARIMA (1,1,0) para los sismos en Arequipa-Tacna

Parámetros del modelo ARIMA <sup>a</sup>								
				Estimación	ET	t	Sig.	
Magnitud-Modelo_1	Magnitud	Sin transformación	Constante		1.993	.653	3.051	.003
			AR	Retardo 1	.429	0.74	5.825	.000
			Diferencia		1			
	Tiempos de llegada	Sin transformación	Numerador	Retardo 0	-.002	.002	-,891	.374

a. Average Linkage (Between Groups) = Arequipa  
Elaboración propia

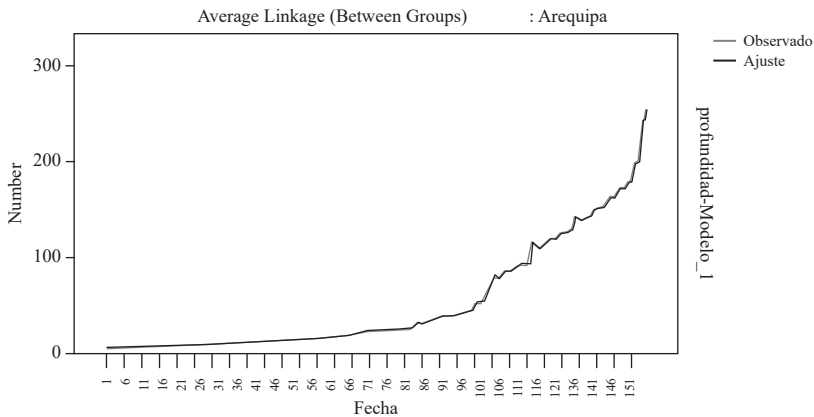


Gráfico 4. Profundidad y tiempo de llegada para la zona de Arequipa-Tacna

## 5. Conclusiones

1. Se han identificado 8 zonas de actividad sísmica en el Perú, los cuales son los siguientes: Moyobamba-Loreto, Arequipa-Tacna, Lima-Ica, Oxapampa-Tocache, Atico-Pampamarca y Tumbes-Piura.
2. Hasta el mes de Mayo del 2018, es la zona de Lima-Ica la que presenta la mayor actividad sísmica.
3. Un patrón importante que hemos hallado es el que se refiere al ajuste del modelo de series de tiempo ARIMA(1,1,0) a datos de la Magnitud del sismo Vs el tiempo de llegada que ha resultado significativo para las zonas sísmicas de Arequipa-Tacna y Lima-Ica.
4. El otro patrón importante que hemos hallado es el que se refiere al ajuste del modelo de series de tiempo ARIMA(1,1,0) a datos de la Profundidad del sismo Vs el tiempo de llegada, que ha resultado significativo solo para la zona de Arequipa.

## Referencias bibliográficas

- Dzwinel, W. y Yuen, D. (2003). *Cluster Analysis, Data-Mining, Multi-dimensional Visualization of Earthquakes over Space, Time and Feature Space*. AGH Institute of Computer Science, al. Mickiewicza 30, 30-059, Kraków, Poland. Minnesota Supercomputing Institute, University. of Minnesota, Minneapolis.
- Flores, C. Tavera H. y Rodriguez, L. (2012). *Aplicación del Algoritmo M8 en el borde occidental del Perú: Incrementos de probabilidad para la ocurrencia de grandes terremotos*. Lima: Sociedad Geológica del Perú.
- Janik, M. y Bossev, P. (2016). “ Analysis of simultaneous time series of indoor, outdoor and soil air radon concentrations, meteorological and seismic data” .

- MA W., XU X., XU B. y ZHANG, H.. (2006) Abnormal temperatura increase and astro-tidal triggering in the tsunami earthquake in indonesia magnitude 9.0. Zhejiang Universit; Zhejiang 321000, China. *Earthquake Prediction*, pp. 61-68.
- Mukherjee, S. y Kortvelyessy, L. (2006). Starstorm influence on earth rotation leads tsunami and earthquakes. Department of Earth and Ocean Sciences, The University of Liverpool, 4 Brownlow Street, Liverpool L69 3GP, UK. *Earthquake Prediction*, pp. 69-76.
- Panayiotis V., Sarlis V. y Skordas E. (2011). *Natural Time anàlysis: The new view of time. Precursory seismic electric signals, earthquakes and other complex time series*. Springer Verlag Berlin Heidelberg.
- Rikitake, T. y Hamada, K. (2003). *Earthquake Prediction*. Association for the Development of Earthquake Prediction.
- Soloviev, A., Ismail-Zadeh, A., Keilis-Borok, V. y Soloviev, A. (2003). (Eds.). *Nonlinear Dynamics of the Lithosphere and Earthquake Prediction*.
- Sasorova, Levin y Emelyanova. (2006) Detection of the non-random component in the earthquake distribution between the Northern and Southern part of the Pacific: Observations and modeling. Shirshov Institute of Oceanology, Russian Academy of Sciences, Nakhimovsky pr. 36, Moscow 117851, Russia. *Earthquake Prediction*, pp. 53-60.



## Anexos del artículo (C)CAMP vs CAMP... Chang y Galindo

### Table of Contents

-----IPSA-----	135
Estimation of betas	136
-----IPC-----	158
Estimation of betas	159
-----COLCAP-----	181
Estimation of betas	182
-----BVL-----	192
Estimation of betas	192
R_obs vs R_hat	213
beta vs R_obs	214

```
% Every row is a firm - first row is the return of index  
ipsa = xlsread('r_trim.xlsx','IPSA','C5:DJ90');  
ipc = xlsread('r_trim.xlsx','IPC','C5:DJ85');  
colcap = xlsread('r_trim.xlsx','COLCAP','C5:DJ45');  
bvl = xlsread('r_trim.xlsx','BVL','C5:DJ94');
```

```
% Every column is a firm - first column is the return of index  
ipsa1 = ipsa';  
ipc1 = ipc';  
colcap1 = colcap';  
bvl1 = bvl';
```

### -----IPSA-----

```
ipsa - firm1  
for j=1:size(ipsa1,2)-2  
F1 = ipsa1(:,[1:2,j+2]);  
  
% ruling out -9999 from firm1  
sz = size(F1,1);  
ind = [];  
for i=1:sz  
    if F1(i,3)== -9999  
        ind = [ind, i];  
    end  
end  
F1(ind,:) = [];  
  
sz = size(F1,1);  
ind = [];  
for i=1:sz  
    if F1(i,1)== -9999
```

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

```

        ind = [ind, i];
    end
end
F1(ind,:) = [];

F_ipsa{j} = F1;
end

```

**Estimation of betas**

```

% firm1
F_ipsa(43) = []; %ruling out element 43

for i = 1:size(F_ipsa,2)
ExR = F_ipsa{i}(:,3) - F_ipsa{i}(:,2);
ExM = F_ipsa{i}(:,1) - F_ipsa{i}(:,2);

r1 = ols(ExR,ExM);
vnames = strvcat('ExR','ExM'); prt(r1,vnames);
res_ipsa{i} = r1;

beta_ipsa(i) = res_ipsa{i}.beta;
R_hat = res_ipsa{i}.beta.*ExM;
RR_ipsa{i} = [F_ipsa{i}(:,3) R_hat];
end

for i=1:size(F_ipsa,2)
ExR_firm(i) = mean(F_ipsa{i}(:,3));
end

RR_ipsa_total = [];
for i=1:size(RR_ipsa,2)
AA = RR_ipsa{i};
RR_ipsa_total = [RR_ipsa_total; AA];
end

```

*Ordinary Least-squares Estimates*

Dependent Variable = ExR  
R-squared = -0.3980  
Rbar-squared = -0.3980  
sigma^2 = 14.2139  
Durbin-Watson = 0.3273  
Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.304196	13.912003	0.000000



Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -6.9257

Rbar-squared = -6.9257

sigma^2 = 40.4511

Durbin-Watson = 0.2296

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	3.200870	20.239817	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.5249

Rbar-squared = 0.5249

sigma^2 = 20.1052

Durbin-Watson = 0.1392

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.836564	16.472334	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.5232

Rbar-squared = 0.5232

sigma^2 = 35.6620

Durbin-Watson = 0.3914

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	3.409242	22.959293	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0688

Rbar-squared = -0.0688

sigma^2 = 6.6162

Durbin-Watson = 0.2891

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.135566	17.754588	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0003  
 Rbar-squared = -0.0003  
 sigma^2 = 254.8196  
 Durbin-Watson = 0.4663

Nobs, Nvars = 22, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.458022	-0.656474	0.518649

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.9372  
 Rbar-squared = -0.9372  
 sigma^2 = 30.8104  
 Durbin-Watson = 0.5530

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	4.127107	29.902050	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.2784  
 Rbar-squared = -1.2784  
 sigma^2 = 18.9280  
 Durbin-Watson = 0.3665

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	3.178306	29.379674	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.2784  
 Rbar-squared = -1.2784

```

sigma^2      = 18.9280
Durbin-Watson = 0.3665
Nobs, Nvars  = 45,      1
*****

```

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	3.178306	29.379674	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      = 0.2504
Rbar-squared   = 0.2504
sigma^2        = 28.0520
Durbin-Watson = 0.4373
Nobs, Nvars    = 45,      1
*****

```

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.684736	12.792442	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      = 0.3015
Rbar-squared   = 0.3015
sigma^2        = 15.4719
Durbin-Watson = 0.6681
Nobs, Nvars    = 45,      1
*****

```

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	3.709721	37.929115	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      = 0.3365
Rbar-squared   = 0.3365
sigma^2        = 10.4363
Durbin-Watson = 0.3702
Nobs, Nvars    = 24,      1
*****

```

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.214542	8.885551	0.000000

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.4320  
 Rbar-squared = 0.4320  
 sigma^2 = 76.8359  
 Durbin-Watson = 0.6692

Nobs, Nvars = 43, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.654401	11.907191	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.4320  
 Rbar-squared = 0.4320  
 sigma^2 = 76.8359  
 Durbin-Watson = 0.6692

Nobs, Nvars = 43, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.654401	11.907191	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0019  
 Rbar-squared = 0.0019  
 sigma^2 = 31.3457  
 Durbin-Watson = 0.1445

Nobs, Nvars = 43, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.370960	2.566925	0.013913

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.2857  
 Rbar-squared = 0.2857  
 sigma^2 = 130.8695  
 Durbin-Watson = 0.4295

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.782095	9.780398	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.6445

Rbar-squared = 0.6445

sigma^2 = 9.5186

Durbin-Watson = 0.9133

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.933041	38.232839	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0624

Rbar-squared = -0.0624

sigma^2 = 137.2918

Durbin-Watson = 0.1945

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.326259	1.119810	0.268870

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0447

Rbar-squared = -0.0447

sigma^2 = 5.8405

Durbin-Watson = 0.5644

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.345787	22.395218	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0447

Rbar-squared = -0.0447

sigma^2 = 5.8405

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Durbin-Watson = 0.5644

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.345787	22.395218	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0738

Rbar-squared = 0.0738

sigma^2 = 148.9327

Durbin-Watson = 0.2914

Nobs, Nvars = 13, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.180301	1.894627	0.082487

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -3.1578

Rbar-squared = -3.1578

sigma^2 = 34.5547

Durbin-Watson = 0.2883

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	3.752187	25.670527	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -3.1578

Rbar-squared = -3.1578

sigma^2 = 34.5547

Durbin-Watson = 0.2883

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	3.752187	25.670527	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      = 0.3709
Rbar-squared   = 0.3709
sigma^2        = 6.2326
Durbin-Watson = 0.2717
Nobs, Nvars    = 45,      1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           0.584881         9.421845        0.000000
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

```

Dependent Variable = ExR
R-squared          = 0.3709
Rbar-squared       = 0.3709
sigma^2            = 6.2326
Durbin-Watson     = 0.2717
Nobs, Nvars       = 45,      1
*****
Variable          Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM               0.584881         9.421845        0.000000
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

```

Dependent Variable = ExR
R-squared          = -0.1299
Rbar-squared       = -0.1299
sigma^2            = 15.5563
Durbin-Watson     = 0.2457
Nobs, Nvars       = 45,      1
*****
Variable          Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM               0.387797         3.954157        0.000275
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

```

Dependent Variable = ExR
R-squared          = -0.0018
Rbar-squared       = -0.0018
sigma^2            = 133.3580
Durbin-Watson     = 0.4653
Nobs, Nvars       = 45,      1
*****
Variable          Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM               -0.015927        -0.055467       0.956017
    
```

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.2144

Rbar-squared = 0.2144

sigma^2 = 6.6816

Durbin-Watson = 0.5240

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.804849	28.080436	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0390

Rbar-squared = -0.0390

sigma^2 = 7.6139

Durbin-Watson = 0.2745

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.254073	18.277767	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0456

Rbar-squared = 0.0456

sigma^2 = 42.7103

Durbin-Watson = 0.5403

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.928176	11.865444	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.2085

Rbar-squared = 0.2085

sigma^2 = 20.4953

Durbin-Watson = 0.1543

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*



Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.988511	8.781279	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.3532

Rbar-squared = 0.3532

sigma^2 = 43.3121

Durbin-Watson = 0.3224

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.746254	10.671031	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.5589

Rbar-squared = 0.5589

sigma^2 = 5.5203

Durbin-Watson = 0.7942

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.179534	37.306708	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.3627

Rbar-squared = 0.3627

sigma^2 = 13.9047

Durbin-Watson = 0.4175

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.828350	19.718890	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.7355

Rbar-squared = -0.7355

sigma^2 = 5.1136

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Durbin-Watson = 1.4905

Nobs, Nvars = 4, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	3.315740	10.394274	0.001900

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0561

Rbar-squared = 0.0561

sigma^2 = 53.9312

Durbin-Watson = 0.3471

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.974308	16.288070	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.4846

Rbar-squared = 0.4846

sigma^2 = 48.5878

Durbin-Watson = 0.1516

Nobs, Nvars = 37, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.747842	13.248061	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0618

Rbar-squared = -0.0618

sigma^2 = 29.0949

Durbin-Watson = 0.2221

Nobs, Nvars = 39, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.325453	9.602452	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      =  -3.2507
Rbar-squared   =  -3.2507
sigma^2        =  15.0296
Durbin-Watson =  0.2807
Nobs, Nvars    =  45,      1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           2.277879         23.629842        0.000000
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      =  -3.2507
Rbar-squared   =  -3.2507
sigma^2        =  15.0296
Durbin-Watson =  0.2807
Nobs, Nvars    =  45,      1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           2.277879         23.629842        0.000000
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      =  -0.6751
Rbar-squared   =  -0.6751
sigma^2        =  84.1917
Durbin-Watson =  0.1942
Nobs, Nvars    =  40,      1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           3.167976         12.744743        0.000000
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      =  -0.9888
Rbar-squared   =  -0.9888
sigma^2        =  31.3821
Durbin-Watson =  0.3377
Nobs, Nvars    =  40,      1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           1.571725         10.959534        0.000000
    
```

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.5466

Rbar-squared = -1.5466

sigma^2 = 9.0887

Durbin-Watson = 0.3362

Nobs, Nvars = 32, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.013590	21.517769	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.8836

Rbar-squared = -0.8836

sigma^2 = 19.1886

Durbin-Watson = 0.0914

Nobs, Nvars = 44, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.358341	12.396180	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.8836

Rbar-squared = -0.8836

sigma^2 = 19.1886

Durbin-Watson = 0.0914

Nobs, Nvars = 44, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.358341	12.396180	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0216

Rbar-squared = 0.0216

sigma^2 = 26.0764

Durbin-Watson = 0.1233

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.494167	3.891832	0.000333

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.2534

Rbar-squared = -0.2534

sigma^2 = 211.7045

Durbin-Watson = 0.6547

Nobs, Nvars = 24, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	4.405306	7.155767	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.2486

Rbar-squared = 0.2486

sigma^2 = 156.8062

Durbin-Watson = 0.3723

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.714565	8.718111	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0229

Rbar-squared = 0.0229

sigma^2 = 6329.5446

Durbin-Watson = 0.6559

Nobs, Nvars = 43, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-2.587928	-1.254609	0.216558

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0424

Rbar-squared = 0.0424

sigma^2 = 165.5534

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

```
Durbin-Watson = 0.3046
Nobs, Nvars = 45, 1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           0.502988         1.572144         0.123081
```

```
Ordinary Least-squares Estimates
Dependent Variable = ExR
R-squared = 0.4203
Rbar-squared = 0.4203
sigma^2 = 28.3718
Durbin-Watson = 0.1943
Nobs, Nvars = 45, 1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           2.215344         16.726348        0.000000
```

```
Ordinary Least-squares Estimates
Dependent Variable= ExR
R-squared = 0.4203
Rbar-squared = 0.4203
sigma^2 = 28.3718
Durbin-Watson = 0.1943
Nobs, Nvars = 45, 1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           2.215344         16.726348        0.000000
```

```
Ordinary Least-squares Estimates
Dependent Variable = ExR
R-squared = 0.2515
Rbar-squared = 0.2515
sigma^2 = 203.8428
Durbin-Watson = 0.0794
Nobs, Nvars = 45, 1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           2.645412         7.451598         0.000000
```

```
Ordinary Least-squares Estimates
Dependent Variable = ExR
```

R-squared = 0.0729  
 Rbar-squared = 0.0729  
 sigma^2 = 23.9150  
 Durbin-Watson = 0.5043  
 Nobs, Nvars = 45, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.395418	3.251809	0.002204

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.2577  
 Rbar-squared = 0.2577  
 sigma^2 = 1.5009  
 Durbin-Watson = 0.5256  
 Nobs, Nvars = 45, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.562879	18.477232	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0261  
 Rbar-squared = 0.0261  
 sigma^2 = 610.0673  
 Durbin-Watson = 0.2572  
 Nobs, Nvars = 45, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.384480	2.254248	0.029211

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0482  
 Rbar-squared = 0.0482  
 sigma^2 = 1474.2767  
 Durbin-Watson = 0.1779  
 Nobs, Nvars = 37, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-2.022010	-1.925692	0.062070

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.3599

Rbar-squared = 0.3599

sigma^2 = 54.0440

Durbin-Watson = 0.8238

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.774559	9.707793	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.3599

Rbar-squared = 0.3599

sigma^2 = 54.0440

Durbin-Watson = 0.8238

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.774559	9.707793	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0502

Rbar-squared = -0.0502

sigma^2 = 2102.9780

Durbin-Watson = 0.5095

Nobs, Nvars = 26, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.691697	-0.484915	0.631959

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.3646

Rbar-squared = 0.3646

sigma^2 = 65.6554

Durbin-Watson = 0.5530

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*



Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.970277	9.779031	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.3646

Rbar-squared = 0.3646

sigma^2 = 65.6554

Durbin-Watson = 0.5530

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.970277	9.779031	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.4953

Rbar-squared = 0.4953

sigma^2 = 5.5281

Durbin-Watson = 0.7573

Nobs, Nvars = 32, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.940791	26.593110	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.6146

Rbar-squared = -0.6146

sigma^2 = 120.8067

Durbin-Watson = 0.1487

Nobs, Nvars = 40, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.413015	5.021784	0.000012

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0470

Rbar-squared = -0.0470

sigma^2 = 182.5428

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Durbin-Watson = 0.4994

Nobs, Nvars = 25, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.564773	4.099732	0.000409

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.3122

Rbar-squared = -0.3122

sigma^2 = 278.3097

Durbin-Watson = 0.3296

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	3.949002	9.519782	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.5107

Rbar-squared = 0.5107

sigma^2 = 18.0207

Durbin-Watson = 0.6388

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.728455	16.374805	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.1490

Rbar-squared = -0.1490

sigma^2 = 21.2976

Durbin-Watson = 0.4823

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.713326	6.216220	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      =  -0.3628
Rbar-squared   =  -0.3628
sigma^2        =  27.7231
Durbin-Watson  =  0.1970
Nobs, Nvars    =  45,      1
*****
Variable       Coefficient      t-statistic    t-probability
ExM            1.455191           11.114831     0.000000
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      =  -4.5191
Rbar-squared   =  -4.5191
sigma^2        =  15.7518
Durbin-Watson  =  0.3199
Nobs, Nvars    =  45,      1
*****
Variable       Coefficient      t-statistic    t-probability
ExM            1.793016           18.168640     0.000000
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      =  0.0914
Rbar-squared   =  0.0914
sigma^2        =  61.8817
Durbin-Watson  =  0.3621
Nobs, Nvars    =  41,      1
*****
Variable       Coefficient      t-statistic    t-probability
ExM            2.290868           11.474078     0.000000
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      =  -2.0051
Rbar-squared   =  -2.0051
sigma^2        =  8.9190
Durbin-Watson  =  0.1849
Nobs, Nvars    =  36,      1
*****
Variable       Coefficient      t-statistic    t-probability
ExM            1.390004           16.534366     0.000000
    
```

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -2.0051

Rbar-squared = -2.0051

sigma^2 = 8.9190

Durbin-Watson = 0.1849

Nobs, Nvars = 36, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.390004	16.534366	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0421

Rbar-squared = -0.0421

sigma^2 = 2.3433

Durbin-Watson = 1.7630

Nobs, Nvars = 20, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.965421	26.079612	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.3584

Rbar-squared = -1.3584

sigma^2 = 24.9286

Durbin-Watson = 0.1280

Nobs, Nvars = 38, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.146375	8.619813	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.2975

Rbar-squared = -0.2975

sigma^2 = 14.1408

Durbin-Watson = 0.5314

Nobs, Nvars = 42, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.695274	17.871822	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.4738

Rbar-squared = 0.4738

sigma^2 = 43.0185

Durbin-Watson = 0.3757

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	3.550208	21.768572	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0551

Rbar-squared = -0.0551

sigma^2 = 20.1911

Durbin-Watson = 0.2325

Nobs, Nvars = 39, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.481840	12.893297	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0409

Rbar-squared = 0.0409

sigma^2 = 1623.5452

Durbin-Watson = 0.3226

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-3.796095	-3.788861	0.000456

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0409

Rbar-squared = 0.0409

sigma^2 = 1623.5452

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Durbin-Watson = 0.3226

Nobs, Nvars = 45, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-3.796095	-3.788861	0.000456

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.3034

Rbar-squared = -0.3034

sigma^2 = 34.6274

Durbin-Watson = 0.0734

Nobs, Nvars = 40, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.865211	5.381607	0.000004

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.2863

Rbar-squared = 0.2863

sigma^2 = 4.7405

Durbin-Watson = 1.1038

Nobs, Nvars = 20, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.792771	26.054628	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.3308

Rbar-squared = -0.3308

sigma^2 = 124.5676

Durbin-Watson = 0.2563

Nobs, Nvars = 39, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.444117	5.056216	0.000011

-----IPC-----

```
ipc - firm1

for j=1:size(ipc1,2)-2
F1 = ipc1(:, [1:2,j+2]);

% rulling out -9999 from firm1
sz = size(F1,1);
ind = [];
for i=1:sz
    if F1(i,3) == -9999
        ind = [ind, i];
    end
end
F1(ind,:) = [];

sz = size(F1,1);
ind = [];
for i=1:sz
    if F1(i,1) == -9999
        ind = [ind, i];
    end
end
F1(ind,:) = [];
F_ipc{j} = F1; end
```

**Estimation of betas**

```
% firm1

for i = 1:size(F_ipc,2)
ExR = F_ipc{i}(:,3) - F_ipc{i}(:,2);
ExM = F_ipc{i}(:,1) - F_ipc{i}(:,2);

r1 = ols(ExR,ExM);
vnames = strvcat('ExR','ExM'); prt(r1,vnames);
res_ipc{i} = r1;

beta_ipc(i) = res_ipc{i}.beta; R_hat = res_ipc{i}.beta.*ExM;
RR_ipc{i} = [F_ipc{i}(:,3) R_hat];
end

for i=1:size(F_ipc,2)
ExR_firm_ipc(i) = mean(F_ipc{i}(:,3));
end
RR_ipc_total = [];
```

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

```
for i=1:size(RR_ipc,2)
AA = RR_ipc{i};
RR_ipc_total = [RR_ipc_total; AA];
end
```

```
vmin, ind] = min(RR_ipc_total(:,1)); %outlier value
RR_ipc_total(3081,:) = [];
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -6.1744

Rbar-squared = -6.1744

sigma^2 = 74.2082

Durbin-Watson = 0.2310

Nobs, Nvars = 19, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.926039	9.649106	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -13.7475

Rbar-squared = -13.7475

sigma^2 = 142.6208

Durbin-Watson = 1.0853

Nobs, Nvars = 55, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.696476	6.594961	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.2131

Rbar-squared = -0.2131

sigma^2 = 199.2135

Durbin-Watson = 0.3917

Nobs, Nvars = 64, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.279673	2.329098	0.023074

Ordinary Least-squares Estimates



Dependent Variable = ExR  
 R-squared = -0.2542  
 Rbar-squared = -0.2542  
 sigma^2 = 95.3055  
 Durbin-Watson = 0.6224  
 Nobs, Nvars = 20, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.110018	1.050890	0.306492

Ordinary Least-squares Estimates  
 Dependent Variable = ExR  
 R-squared = -2.4754  
 Rbar-squared = -2.4754  
 sigma^2 = 49.1907  
 Durbin-Watson = 1.0467  
 Nobs, Nvars = 64, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.428256	7.177251	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates  
 Dependent Variable = ExR  
 R-squared = -0.1145  
 Rbar-squared = -0.1145  
 sigma^2 = 2336.0863  
 Durbin-Watson = 0.3230  
 Nobs, Nvars = 23, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-1.276333	-1.310800	0.203444

Ordinary Least-squares Estimates  
 Dependent Variable = ExR  
 R-squared = 0.2380  
 Rbar-squared = 0.2380  
 sigma^2 = 80.9699  
 Durbin-Watson = 1.5694  
 Nobs, Nvars = 11, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
----------	-------------	-------------	---------------

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

ExM                    3.444173                    15.010513                    0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable =    ExR

R-squared                = -2.5684

Rbar-squared            = -2.5684

sigma^2                 = 545.5664

Durbin-Watson         = 1.0095

Nobs, Nvars            = 64,                    1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.402684	7.058817	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable =    ExR

R-squared                = -24.4709

Rbar-squared            = -24.4709

sigma^2                 = 15.1758

Durbin-Watson         = 0.5122

Nobs, Nvars            = 9,                    1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.389268	12.454159	0.000002

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable =    ExR

R-squared                = -2.6047

Rbar-squared            = -2.6047

sigma^2                 = 75.8641

Durbin-Watson         = 0.7963

Nobs, Nvars            = 64,                    1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.476523	6.430757	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable =    ExR

R-squared                = -0.8180

Rbar-squared            = -0.8180

sigma^2                 = 74.1017

Durbin-Watson         = 0.4298

Nobs, Nvars = 64, 1  
 \*\*\*\*\*  
 Variable Coefficient t-statistic t-probability  
 ExM 0.338081 4.616398 0.000020

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.1619  
 Rbar-squared = -0.1619  
 sigma^2 = 228.7987  
 Durbin-Watson = 0.5715

Nobs, Nvars = 62, 1  
 \*\*\*\*\*  
 Variable Coefficient t-statistic t-probability  
 ExM 0.385590 2.989248 0.004027

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.1516  
 Rbar-squared = -0.1516  
 sigma^2 = 878.3615  
 Durbin-Watson = 0.5612

Nobs, Nvars = 44, 1  
 \*\*\*\*\*  
 Variable Coefficient t-statistic t-probability  
 ExM -0.414381 -1.520319 0.135751

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.2210  
 Rbar-squared = -0.2210  
 sigma^2 = 590.3299  
 Durbin-Watson = 0.3633

Nobs, Nvars = 64, 1  
 \*\*\*\*\*  
 Variable Coefficient t-statistic t-probability  
 ExM 0.767078 3.710977 0.000439

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -4.5715

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

```
Rbar-squared = -4.5715
sigma^2 = 59.3815
Durbin-Watson = 1.0408
Nobs, Nvars = 64, 1
*****
Variable Coefficient t-statistic t-probability
ExM 0.493225 7.523426 0.000000
```

Ordinary Least-squares Estimates

```
Dependent Variable = ExR
R-squared = -6.8461
Rbar-squared = -6.8461
sigma^2 = 129.3943
Durbin-Watson = 0.5773
Nobs, Nvars = 35, 1
*****
Variable Coefficient t-statistic t-probability
ExM 0.378415 3.383114 0.001818
```

Ordinary Least-squares Estimates

```
Dependent Variable = ExR
R-squared = -7.8355
Rbar-squared = -7.8355
sigma^2 = 198.4029
Durbin-Watson = 0.8438
Nobs, Nvars = 62, 1
*****
Variable Coefficient t-statistic t-probability
ExM 0.760557 6.333238 0.000000
```

Ordinary Least-squares Estimates

```
Dependent Variable = ExR
R-squared = -0.1598
Rbar-squared = -0.1598
sigma^2 = 5054.7516
Durbin-Watson = 1.1002
Nobs, Nvars = 14, 1
*****
Variable Coefficient t-statistic t-probability
ExM -6.511456 -3.361151 0.005110
```

Ordinary Least-squares Estimates

```
Dependent Variable = ExR
```

R-squared = -0.1280  
 Rbar-squared = -0.1280  
 sigma^2 = 114.0147  
 Durbin-Watson = 0.1940  
 Nobs, Nvars = 60, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.229775	2.492478	0.015513

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -142.4366  
 Rbar-squared = -142.4366  
 sigma^2 = 43.1546  
 Durbin-Watson = 0.6007  
 Nobs, Nvars = 24, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.191632	2.818928	0.009737

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.2625  
 Rbar-squared = -0.2625  
 sigma^2 = 16.0167  
 Durbin-Watson = 0.4604  
 Nobs, Nvars = 23, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.512829	7.001116	0.000001

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.1337  
 Rbar-squared = -0.1337  
 sigma^2 = 242.6746  
 Durbin-Watson = 0.4910  
 Nobs, Nvars = 64, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.430140	-3.245589	0.001879

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0683  
Rbar-squared = -0.0683  
sigma^2 = 260.3046  
Durbin-Watson = 0.3651  
Nobs, Nvars = 57, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.215208	1.552518	0.126172

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -8.6900  
Rbar-squared = -8.6900  
sigma^2 = 71.5207  
Durbin-Watson = 0.4116  
Nobs, Nvars = 15, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	3.822786	18.590493	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -2.2572  
Rbar-squared = -2.2572  
sigma^2 = 36.7120  
Durbin-Watson = 0.2388  
Nobs, Nvars = 37, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.521273	16.240893	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.3992  
Rbar-squared = -0.3992  
sigma^2 = 32.4789  
Durbin-Watson = 0.6369  
Nobs, Nvars = 7, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.884200	5.427663	0.001621

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR  
 R-squared = -0.3431  
 Rbar-squared = -0.3431  
 sigma^2 = 406.9557  
 Durbin-Watson = 0.8428  
 Nobs, Nvars = 62, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.890355	5.176273	0.000003

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR  
 R-squared = -1.7346  
 Rbar-squared = -1.7346  
 sigma^2 = 156.9996  
 Durbin-Watson = 0.7957  
 Nobs, Nvars = 64, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.615854	5.777295	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR  
 R-squared = -1.7184  
 Rbar-squared = -1.7184  
 sigma^2 = 81.2063  
 Durbin-Watson = 0.4936  
 Nobs, Nvars = 44, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.307572	3.711277	0.000588

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR  
 R-squared = -1.8596  
 Rbar-squared = -1.8596

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

```

sigma^2          = 211.3049
Durbin-Watson   = 0.9619
Nobs, Nvars     = 64,      1

```

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.803377	6.496216	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.1077

Rbar-squared = -1.1077

sigma^2 = 61.5305

Durbin-Watson = 0.6395

Nobs, Nvars = 64, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.364919	5.468241	0.000001

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -34.7936

Rbar-squared = -34.7936

sigma^2 = 504.8357

Durbin-Watson = 0.6939

Nobs, Nvars = 24, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.693129	2.981051	0.006681

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0292

Rbar-squared = 0.0292

sigma^2 = 1311.9319

Durbin-Watson = 0.2335

Nobs, Nvars = 44, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.806011	1.563552	0.125253

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR



```

R-squared      =  -3.1847
Rbar-squared   =  -3.1847
sigma^2        =  19.8795
Durbin-Watson =  0.9196
Nobs, Nvars    =  43,      1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           0.173240          4.197783         0.000137
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      =  -34.4404
Rbar-squared   =  -34.4404
sigma^2        =  16.7733
Durbin-Watson =  0.1765
Nobs, Nvars    =  12,      1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           1.399137          9.565411         0.000001
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      =  -2.0053
Rbar-squared   =  -2.0053
sigma^2        =  78.7217
Durbin-Watson =  1.0715
Nobs, Nvars    =  64,      1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           0.547487          7.253083         0.000000
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      =  -10.3076
Rbar-squared   =  -10.3076
sigma^2        =  152.8714
Durbin-Watson =  1.0623
Nobs, Nvars    =  64,      1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           0.780402          7.419104         0.000000
    
```

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0343  
Rbar-squared = -0.0343  
sigma^2 = 348.4596  
Durbin-Watson = 0.2679

Nobs, Nvars = 64, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.080470	0.506702	0.614133

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.6455  
Rbar-squared = -0.6455  
sigma^2 = 352.3454  
Durbin-Watson = 0.7445

Nobs, Nvars = 54, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.872992	5.267001	0.000003

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.8405  
Rbar-squared = -1.8405  
sigma^2 = 194.9522  
Durbin-Watson = 0.7212

Nobs, Nvars = 54, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.557923	4.630841	0.000024

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0092  
Rbar-squared = -0.0092  
sigma^2 = 1093.2017  
Durbin-Watson = 0.5043

Nobs, Nvars = 64, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.468717	1.666312	0.100616

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -33.5963

Rbar-squared = -33.5963

sigma^2 = 135.5216

Durbin-Watson = 0.5751

Nobs, Nvars = 18, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.286958	2.279188	0.035844

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0150

Rbar-squared = 0.0150

sigma^2 = 1411.8194

Durbin-Watson = 0.3826

Nobs, Nvars = 35, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.722416	1.307398	0.199850

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.1567

Rbar-squared = 0.1567

sigma^2 = 608.8839

Durbin-Watson = 0.1797

Nobs, Nvars = 15, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.241467	1.727354	0.106089

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0936

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Rbar-squared = -0.0936  
 sigma^2 = 453.8565  
 Durbin-Watson = 0.2236  
 Nobs, Nvars = 55, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.325404	-1.774108	0.081683

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.7366  
 Rbar-squared = -1.7366  
 sigma^2 = 72.2041  
 Durbin-Watson = 0.6978  
 Nobs, Nvars = 64, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.402489	5.567610	0.000001

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0649  
 Rbar-squared = -0.0649  
 sigma^2 = 1418.4427  
 Durbin-Watson = 0.5297  
 Nobs, Nvars = 46, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.012485	-0.036591	0.970973

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.2573  
 Rbar-squared = -1.2573  
 sigma^2 = 181.6424  
 Durbin-Watson = 0.5672  
 Nobs, Nvars = 17, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.199757	1.363754	0.191525

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.2561

Rbar-squared = -0.2561

sigma^2 = 10.7576

Durbin-Watson = 0.7321

Nobs, Nvars = 26, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.849863	14.452005	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.8416

Rbar-squared = -1.8416

sigma^2 = 2013.4616

Durbin-Watson = 0.7452

Nobs, Nvars = 59, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.144988	5.528138	0.000001

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -2.4103

Rbar-squared = -2.4103

sigma^2 = 143.4049

Durbin-Watson = 0.7294

Nobs, Nvars = 64, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.595742	5.847527	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0101

Rbar-squared = 0.0101

sigma^2 = 205.9295

Durbin-Watson = 0.2945

Nobs, Nvars = 64, 1

\*\*\*\*\*

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.161972	-1.326711	0.189393

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.4697

Rbar-squared = -0.4697

sigma^2 = 518.2103

Durbin-Watson = 0.5073

Nobs, Nvars = 36, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.606216	2.718084	0.010143

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -27.3858

Rbar-squared = -27.3858

sigma^2 = 186.0026

Durbin-Watson = 0.5982

Nobs, Nvars = 14, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.310646	2.060871	0.059910

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -38.4665

Rbar-squared = -38.4665

sigma^2 = 97.3075

Durbin-Watson = 1.0145

Nobs, Nvars = 64, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.615061	7.328933	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -24.3299

Rbar-squared = -24.3299

sigma^2 = 198.6041

Durbin-Watson = 0.7114  
 Nobs, Nvars = 36, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.548024	3.969118	0.000341

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR  
 R-squared = -0.8775  
 Rbar-squared = -0.8775  
 sigma^2 = 133.9387  
 Durbin-Watson = 0.7428  
 Nobs, Nvars = 60, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.485905	4.812193	0.000011

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR  
 R-squared = -0.1918  
 Rbar-squared = -0.1918  
 sigma^2 = 256.5924  
 Durbin-Watson = 0.4811  
 Nobs, Nvars = 23, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.344590	-2.063158	0.051095

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR  
 R-squared = -5.6457  
 Rbar-squared = -5.6457  
 sigma^2 = 187.1398  
 Durbin-Watson = 0.7509  
 Nobs, Nvars = 24, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.388129	2.741722	0.011622

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

R-squared = -29.5822

Rbar-squared = -29.5822

sigma^2 = 158.7298

Durbin-Watson = 0.6482

Nobs, Nvars = 28, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.403621	3.162277	0.003846

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -2.2232

Rbar-squared = -2.2232

sigma^2 = 270.3000

Durbin-Watson = 0.4782

Nobs, Nvars = 36, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.486895	3.078053	0.004034

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.5985

Rbar-squared = -0.5985

sigma^2 = 278.2976

Durbin-Watson = 0.5378

Nobs, Nvars = 64, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.706065	4.974918	0.000005

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.4349

Rbar-squared = -0.4349

sigma^2 = 728.5673

Durbin-Watson = 0.7904

Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.916680	3.726921	0.000520



Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -171.5127

Rbar-squared = -171.5127

sigma^2 = 248.4402

Durbin-Watson = 0.7269

Nobs, Nvars = 32, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.577282	3.682582	0.000875

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.1121

Rbar-squared = -0.1121

sigma^2 = 2785.2517

Durbin-Watson = 0.3277

Nobs, Nvars = 47, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-1.246557	-2.611774	0.012124

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.3712

Rbar-squared = 0.3712

sigma^2 = 1340.2440

Durbin-Watson = 1.1631

Nobs, Nvars = 12, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-7.544557	-5.553209	0.000172

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.6591

Rbar-squared = -0.6591

sigma^2 = 79.3872

Durbin-Watson = 0.6673

Nobs, Nvars = 63, 1

\*\*\*\*\*

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.384005	5.061687	0.000004

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.5035

Rbar-squared = 0.5035

sigma^2 = 7.0764

Durbin-Watson = 2.5038

Nobs, Nvars = 5, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-1.933641	-10.240725	0.000513

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -12.5879

Rbar-squared = -12.5879

sigma^2 = 45.0297

Durbin-Watson = 0.9578

Nobs, Nvars = 64, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.401451	7.032010	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.3926

Rbar-squared = 0.3926

sigma^2 = 185.9689

Durbin-Watson = 0.5161

Nobs, Nvars = 35, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	3.924502	18.142391	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.2940

Rbar-squared = -0.2940

sigma^2 = 8.7554

Durbin-Watson = 0.2629  
 Nobs, Nvars = 9, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.790290	7.571560	0.000065

Ordinary Least-squares Estimates  
 Dependent Variable = ExR  
 R-squared = -0.0145  
 Rbar-squared = -0.0145  
 sigma^2 = 2222626.2515  
 Durbin-Watson = 0.9786  
 Nobs, Nvars = 44, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-6.612973	-0.315016	0.754273

Ordinary Least-squares Estimates  
 Dependent Variable = ExR  
 R-squared = -3.0114  
 Rbar-squared = -3.0114  
 sigma^2 = 124.0774  
 Durbin-Watson = 0.9242  
 Nobs, Nvars = 64, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.659261	6.956757	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates  
 Dependent Variable = ExR  
 R-squared = -0.4379  
 Rbar-squared = -0.4379  
 sigma^2 = 121.8381  
 Durbin-Watson = 1.9721  
 Nobs, Nvars = 39, 1  
 \*\*\*\*\*  

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.175757	7.324590	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates  
 Dependent Variable = ExR  
 R-squared = 0.1392

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Rbar-squared = 0.1392  
 sigma^2 = 2352.8315  
 Durbin-Watson = 0.2540

Nobs, Nvars = 17, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-4.141018	-3.897861	0.001280

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0111  
 Rbar-squared = 0.0111  
 sigma^2 = 5752.6248  
 Durbin-Watson = 0.9366

Nobs, Nvars = 56, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.523846	-0.786309	0.435061

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.1719  
 Rbar-squared = -1.1719  
 sigma^2 = 988.4352  
 Durbin-Watson = 0.3912

Nobs, Nvars = 14, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.503714	1.449619	0.170858

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -11.9867  
 Rbar-squared = -11.9867  
 sigma^2 = 178.2936  
 Durbin-Watson = 1.0707

Nobs, Nvars = 64, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.896943	7.895742	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -11.9867

Rbar-squared = -11.9867

sigma^2 = 178.2936

Durbin-Watson = 1.0707

Nobs, Nvars = 64, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.896943	7.895742	0.000000

-----COLCAP-----

colcap - firm1

```
for j=1:size(colcap1,2)-2  
F1 = colcap1(:, [1:2,j+2]);
```

```
% ruling out -9999 from firm1
```

```
sz = size(F1,1);  
ind = [];  
for i=1:sz  
    if F1(i,3)== -9999  
        ind = [ind, i];  
    end  
end
```

```
F1(ind,:) = [];
```

```
sz = size(F1,1);  
ind = [];  
for i=1:sz  
    if F1(i,1)== -9999  
        ind = [ind, i];  
    end  
end
```

```
F1(ind,:) = [];  
F_colcap{j} = F1;  
end
```

```
F_colcap(13)=[];  
F_colcap(29)=[];  
F_colcap(36)=[];  
F_colcap(36)=[];
```

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

### Estimation of betas

```
% firm1

for i = 1:size(F_colcap,2)
ExR = F_colcap{i}(:,3) - F_colcap{i}(:,2);
ExM = F_colcap{i}(:,1) - F_colcap{i}(:,2);

r1 = ols(ExR,ExM);
vnames = strvcat('ExR','ExM');
prt(r1,vnames);
res_colcap{i} = r1;

beta_colcap(i) = res_colcap{i}.beta;
R_hat = res_colcap{i}.beta.*ExM;
RR_colcap{i} = [F_colcap{i}(:,3) R_hat];
end

for i=1:size(F_colcap,2)
ExR_firm_colcap(i) = mean(F_colcap{i}(:,3));
end

RR_colcap_total = [];
for i=1:size(RR_colcap,2)
AA = RR_colcap{i};
RR_colcap_total = [RR_colcap_total; AA];
end

[vmin, ind] = max(RR_colcap_total(:,1)); %outlier value

Ordinary Least-squares Estimates
Dependent Variable = ExR
R-squared = -4.5877
Rbar-squared = -4.5877
sigma^2 = 9.6354
Durbin-Watson = 0.3895
Nobs, Nvars = 16, 1
*****
Variable Coefficient t-statistic t-probability
ExM 2.876335 17.777194 0.000000
```

```
Ordinary Least-squares Estimates
Dependent Variable = ExR
```

```

R-squared      = 0.4185
Rbar-squared   = 0.4185
sigma^2        = 9.6075
Durbin-Watson = 0.4767
Nobs, Nvars    = 40,      1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           2.731155          35.436684        0.000000
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      = -0.6359
Rbar-squared   = -0.6359
sigma^2        = 158.5826
Durbin-Watson = 0.6468
Nobs, Nvars    = 12,      1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           3.245663          4.335788         0.001183
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      = -0.0114
Rbar-squared   = -0.0114
sigma^2        = 220.6482
Durbin-Watson = 0.6294
Nobs, Nvars    = 33,      1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           0.110325          0.264839         0.792832
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      = -0.3397
Rbar-squared   = -0.3397
sigma^2        = 41.7563
Durbin-Watson = 0.5118
Nobs, Nvars    = 12,      1
*****
Variable      Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM           3.168554          8.427497         0.000004
    
```

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.1331

Rbar-squared = -0.1331

sigma^2 = 32.5621

Durbin-Watson = 1.2161

Nobs, Nvars = 16, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	4.860713	16.341861	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.2944

Rbar-squared = 0.2944

sigma^2 = 20.5310

Durbin-Watson = 0.1720

Nobs, Nvars = 20, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.050735	5.192655	0.000052

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.2990

Rbar-squared = -0.2990

sigma^2 = 4.9742

Durbin-Watson = 0.2946

Nobs, Nvars = 28, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.578817	7.915502	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.4022

Rbar-squared = 0.4022

sigma^2 = 24.8824

Durbin-Watson = 0.3016

Nobs, Nvars = 17, 1



\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.581705	10.334992	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared	=	0.0550
Rbar-squared	=	0.0550
sigma^2	=	617.5991
Durbin-Watson	=	0.6968
Nobs, Nvars	=	40, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-3.656676	-5.917597	0.000001

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared	=	-1.4015
Rbar-squared	=	-1.4015
sigma^2	=	7.2478
Durbin-Watson	=	0.2692
Nobs, Nvars	=	16, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.211946	8.636535	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared	=	0.2409
Rbar-squared	=	0.2409
sigma^2	=	3.0333
Durbin-Watson	=	0.3181
Nobs, Nvars	=	7, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.532289	-3.556634	0.011976

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared	=	0.4286
Rbar-squared	=	0.4286

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

```

sigma^2          = 116.8881
Durbin-Watson   = 0.1659
Nobs, Nvars     = 32,      1

```

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	3.026679	9.441993	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.1664

Rbar-squared = -0.1664

sigma^2 = 25.9164

Durbin-Watson = 0.8149

Nobs, Nvars = 40, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.375101	10.863233	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.1271

Rbar-squared = 0.1271

sigma^2 = 1.9850

Durbin-Watson = 0.7567

Nobs, Nvars = 8, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.215718	1.872923	0.103234

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.2309

Rbar-squared = 0.2309

sigma^2 = 3.6730

Durbin-Watson = 1.8717

Nobs, Nvars = 8, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-2.606228	-16.634912	0.000001

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      =  -0.1068
Rbar-squared   =  -0.1068
sigma^2        =  5.6814
Durbin-Watson  =  0.2213
Nobs, Nvars    =  38,      1
*****
Variable       Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM            0.766585          12.637755       0.000000
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      =  -0.0148
Rbar-squared   =  -0.0148
sigma^2        =  6.8667
Durbin-Watson  =  0.8406
Nobs, Nvars    =  8,      1
*****
Variable       Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM            0.030725          0.143429       0.889993
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      =  -0.2198
Rbar-squared   =  -0.2198
sigma^2        =  0.7764
Durbin-Watson  =  0.9000
Nobs, Nvars    =  28,      1
*****
Variable       Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM            0.452325          15.656756       0.000000
    
```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

```

R-squared      =  -0.0526
Rbar-squared   =  -0.0526
sigma^2        =  4.3325
Durbin-Watson  =  0.3025
Nobs, Nvars    =  12,      1
*****
Variable       Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM            1.403418          9.906187       0.000001
    
```

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.1892

Rbar-squared = -0.1892

sigma^2 = 5.5555

Durbin-Watson = 1.1599

Nobs, Nvars = 11, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.591675	16.376239	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.4517

Rbar-squared = -0.4517

sigma^2 = 56.2640

Durbin-Watson = 0.1857

Nobs, Nvars = 35, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.254266	6.127219	0.000001

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.1238

Rbar-squared = 0.1238

sigma^2 = 16.0970

Durbin-Watson = 0.5444

Nobs, Nvars = 8, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.308015	3.988023	0.005270

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.1569

Rbar-squared = -1.1569

sigma^2 = 3.1494

Durbin-Watson = 0.2247

Nobs, Nvars = 40, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.813212	18.429131	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -4.5877

Rbar-squared = -4.5877

sigma^2 = 9.6354

Durbin-Watson = 0.3895

Nobs, Nvars = 16, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.876335	17.777194	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.1900

Rbar-squared = 0.1900

sigma^2 = 137.2358

Durbin-Watson = 0.4112

Nobs, Nvars = 25, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.829906	4.349721	0.000217

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.4185

Rbar-squared = 0.4185

sigma^2 = 9.6075

Durbin-Watson = 0.4767

Nobs, Nvars = 40, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.731155	35.436684	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.2306

Rbar-squared = -0.2306

sigma^2 = 132.7471

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

```

Durbin-Watson      =    0.1314
Nobs, Nvars       =    20,      1
*****
Variable    Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM         1.644613          3.196335         0.004753
    
```

```

Ordinary Least-squares Estimates
Dependent Variable =    ExR
R-squared      =   -0.2990
Rbar-squared   =   -0.2990
sigma^2        =    4.9742
Durbin-Watson  =    0.2946
Nobs, Nvars    =    28,      1
*****
Variable    Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM         0.578817          7.915502         0.000000
    
```

```

Ordinary Least-squares Estimates
Dependent Variable =    ExR
R-squared      =   -2.6872
Rbar-squared   =   -2.6872
sigma^2        =   16.6508
Durbin-Watson  =    0.2533
Nobs, Nvars    =    26,      1
*****
Variable    Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM         2.608435          18.382576        0.000000
    
```

```

Ordinary Least-squares Estimates
Dependent Variable =    ExR
R-squared      =   -0.2198
Rbar-squared   =   -0.2198
sigma^2        =    0.7764
Durbin-Watson  =    0.9000
Nobs, Nvars    =    28,      1
*****
Variable    Coefficient      t-statistic      t-probability
ExM         0.452325          15.656756        0.000000
    
```

```

Ordinary Least-squares Estimates
Dependent Variable =    ExR
R-squared      =   -0.0526
    
```

Rbar-squared = -0.0526  
 sigma^2 = 4.3325  
 Durbin-Watson = 0.3025  
 Nobs, Nvars = 12, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.403418	9.906187	0.000001

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.1729  
 Rbar-squared = 0.1729  
 sigma^2 = 216.4337  
 Durbin-Watson = 0.5565  
 Nobs, Nvars = 23, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	4.138226	9.819652	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -21.5807  
 Rbar-squared = -21.5807  
 sigma^2 = 24.7685  
 Durbin-Watson = 0.3504  
 Nobs, Nvars = 16, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	4.704985	18.137012	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0048  
 Rbar-squared = -0.0048  
 sigma^2 = 1197.1351  
 Durbin-Watson = 0.5017  
 Nobs, Nvars = 32, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.216118	0.239690	0.812148

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

## -----BVL-----

```
bvl - firm1

for j=1:size(bvl1,2)-2
F1 = bvl1(:,[1:2,j+2]);

% ruling out -9999 from firm1
sz = size(F1,1);
ind = [];
for i=1:sz
    if F1(i,3)== -9999
        ind = [ind, i];
    end
end
F1(ind,:) = [];

sz = size(F1,1);
ind = [];
for i=1:sz
    if F1(i,1)== -9999
        ind = [ind, i];
    end
end
F1(ind,:) = [];
F_bvl{j} = F1;
end

F_bvl(24)= [];
F_bvl(35)= [];
F_bvl(35)= [];
F_bvl(54)= [];
F_bvl(56)= [];
F_bvl(61)= [];
F_bvl(81)= [];
F_bvl(81)= [];
```

### Estimation of betas

```
% firm1

for i = 1:size(F_bvl,2)
ExR = F_bvl{i}(:,3) - F_bvl{i}(:,2);
ExM = F_bvl{i}(:,1) - F_bvl{i}(:,2);

r1 = ols(ExR,ExM);
vnames = strvcat('ExR','ExM');
```



```

prt(r1,vnames);
res_bvl{i} = r1;

beta_bvl(i) = res_bvl{i}.beta;
R_hat = res_bvl{i}.beta.*ExM;
RR_bvl{i} = [F_bvl{i}(:,3) R_hat];
end

for i=1:size(F_bvl,2)
ExR_firm_bvl(i) = mean(F_bvl{i}(:,3));
end

RR_bvl_total = [];
for i=1:size(RR_bvl,2)
AA = RR_bvl{i};
RR_bvl_total = [RR_bvl_total; AA];
end

[vmin, ind] = min(RR_bvl_total(:,1)); %outlier value

```

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR  
R-squared = -0.1745  
Rbar-squared = -0.1745  
sigma^2 = 11.8484  
Durbin-Watson = 0.5777  
Nobs, Nvars = 21, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.474756	-2.175054	0.041796

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR  
R-squared = -0.6165  
Rbar-squared = -0.6165  
sigma^2 = 70.5754  
Durbin-Watson = 0.5534  
Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.944713	8.220637	0.000000

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.6165

Rbar-squared = -0.6165

sigma^2 = 70.5754

Durbin-Watson = 0.5534

Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.944713	8.220637	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.0978

Rbar-squared = -1.0978

sigma^2 = 12283.3840

Durbin-Watson = 0.7226

Nobs, Nvars = 11, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-4.748887	-1.465200	0.173588

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0565

Rbar-squared = -0.0565

sigma^2 = 2034.8504

Durbin-Watson = 0.6675

Nobs, Nvars = 46, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.040227	3.275518	0.002034

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.9293

Rbar-squared = -0.9293

sigma^2 = 7.2361

Durbin-Watson = 1.8012

Nobs, Nvars = 10, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.413284	-5.242082	0.000533

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -13.2540

Rbar-squared = -13.2540

sigma^2 = 53.4928

Durbin-Watson = 0.6791

Nobs, Nvars = 16, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.850866	7.074782	0.000004

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0512

Rbar-squared = 0.0512

sigma^2 = 760.9790

Durbin-Watson = 0.1966

Nobs, Nvars = 43, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.572073	1.507867	0.139075

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0512

Rbar-squared = 0.0512

sigma^2 = 760.9790

Durbin-Watson = 0.1966

Nobs, Nvars = 43, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.572073	1.507867	0.139075

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.1911

Rbar-squared = 0.1911

sigma^2 = 52.7901

Durbin-Watson = 1.1744

Nobs, Nvars = 39, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.809043	7.531864	0.000000

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -2.4878  
Rbar-squared = -2.4878  
sigma^2 = 1258.0515  
Durbin-Watson = 0.1464  
Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.076732	4.280193	0.000091

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -2.4878  
Rbar-squared = -2.4878  
sigma^2 = 1258.0515  
Durbin-Watson = 0.1464  
Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.076732	4.280193	0.000091

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -2.4878  
Rbar-squared = -2.4878  
sigma^2 = 1258.0515  
Durbin-Watson = 0.1464  
Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.076732	4.280193	0.000091

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -3.0225  
Rbar-squared = -3.0225  
sigma^2 = 149.4410  
Durbin-Watson = 0.4013  
Nobs, Nvars = 57, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.325218	8.258531	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0249  
 Rbar-squared = 0.0249  
 sigma^2 = 1113.0489  
 Durbin-Watson = 0.2339

Nobs, Nvars = 43, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.878508	3.673251	0.000672

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0249  
 Rbar-squared = 0.0249  
 sigma^2 = 1113.0489  
 Durbin-Watson = 0.2339

Nobs, Nvars = 43, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.878508	3.673251	0.000672

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0040  
 Rbar-squared = 0.0040  
 sigma^2 = 263.3714  
 Durbin-Watson = 0.3547

Nobs, Nvars = 56, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.583339	6.824369	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0040  
 Rbar-squared = 0.0040  
 sigma^2 = 263.3714  
 Durbin-Watson = 0.3547

Nobs, Nvars = 56, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.583339	6.824369	0.000000

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.8787  
Rbar-squared = -0.8787  
sigma^2 = 248.1803  
Durbin-Watson = 0.8864  
Nobs, Nvars = 40, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.251421	9.242267	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0040  
Rbar-squared = 0.0040  
sigma^2 = 263.3714  
Durbin-Watson = 0.3547  
Nobs, Nvars = 56, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.583339	6.824369	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0209  
Rbar-squared = 0.0209  
sigma^2 = 54.6465  
Durbin-Watson = 1.0636  
Nobs, Nvars = 41, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.210526	10.611998	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.3024  
Rbar-squared = 0.3024  
sigma^2 = 85.4930  
Durbin-Watson = 0.4146  
Nobs, Nvars = 52, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.941597	7.667879	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.2846

Rbar-squared = -0.2846

sigma^2 = 65.3296

Durbin-Watson = 0.7016

Nobs, Nvars = 42, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.140069	9.192008	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0512

Rbar-squared = 0.0512

sigma^2 = 760.9790

Durbin-Watson = 0.1966

Nobs, Nvars = 43, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.572073	1.507867	0.139075

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.7038

Rbar-squared = -0.7038

sigma^2 = 224.2698

Durbin-Watson = 0.3398

Nobs, Nvars = 43, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.468064	6.395202	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -3.0686

Rbar-squared = -3.0686

sigma^2 = 375.0884

Durbin-Watson = 0.6047

Nobs, Nvars = 60, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.271454	9.147587	0.000000

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0901  
Rbar-squared = 0.0901  
sigma^2 = 93.5352  
Durbin-Watson = 0.4933  
Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.928213	7.016044	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0901  
Rbar-squared = 0.0901  
sigma^2 = 93.5352  
Durbin-Watson = 0.4933  
Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.928213	7.016044	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0493  
Rbar-squared = -0.0493  
sigma^2 = 133.8817  
Durbin-Watson = 0.3821  
Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.398783	2.519465	0.015212

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.2602  
Rbar-squared = -0.2602  
sigma^2 = 73.1441  
Durbin-Watson = 0.6680  
Nobs, Nvars = 41, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.078918	8.221259	0.000000



Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.2602

Rbar-squared = -0.2602

sigma^2 = 73.1441

Durbin-Watson = 0.6680

Nobs, Nvars = 41, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.078918	8.221259	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -15.2704

Rbar-squared = -15.2704

sigma^2 = 278.2786

Durbin-Watson = 0.4174

Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.784916	7.821858	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.3128

Rbar-squared = 0.3128

sigma^2 = 327.5785

Durbin-Watson = 1.0024

Nobs, Nvars = 47, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	3.213669	12.460483	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.2466

Rbar-squared = -0.2466

sigma^2 = 34.1003

Durbin-Watson = 0.4510

Nobs, Nvars = 44, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.525264	-6.462365	0.000000

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -2.5142  
Rbar-squared = -2.5142  
sigma^2 = 188.2545  
Durbin-Watson = 0.2783  
Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.273064	6.504048	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -2.7692  
Rbar-squared = -2.7692  
sigma^2 = 109.3079  
Durbin-Watson = 0.1946  
Nobs, Nvars = 47, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.736068	5.122859	0.000006

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -2.6502  
Rbar-squared = -2.6502  
sigma^2 = 248.0508  
Durbin-Watson = 0.6173  
Nobs, Nvars = 44, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.047729	9.341026	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.0636  
Rbar-squared = -1.0636  
sigma^2 = 73.9047  
Durbin-Watson = 0.6623  
Nobs, Nvars = 46, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.289306	10.508712	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.4037  
Rbar-squared = -1.4037  
sigma^2 = 147.3350  
Durbin-Watson = 0.7437  
Nobs, Nvars = 26, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.844718	5.445611	0.000012

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0993  
Rbar-squared = 0.0993  
sigma^2 = 197.0333  
Durbin-Watson = 0.7077  
Nobs, Nvars = 50, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.665689	8.586127	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -7.8032  
Rbar-squared = -7.8032  
sigma^2 = 334.5733  
Durbin-Watson = 0.3121  
Nobs, Nvars = 40, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.024382	7.106287	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.4701  
Rbar-squared = -1.4701  
sigma^2 = 12.1728  
Durbin-Watson = 1.0994  
Nobs, Nvars = 18, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.361635	5.461730	0.000042

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -3.8548  
Rbar-squared = -3.8548  
sigma^2 = 151.8777  
Durbin-Watson = 0.3039  
Nobs, Nvars = 62, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.300146	8.383652	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.3364  
Rbar-squared = -1.3364  
sigma^2 = 147.4584  
Durbin-Watson = 0.5878  
Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.309330	7.882182	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0309  
Rbar-squared = 0.0309  
sigma^2 = 181.7974  
Durbin-Watson = 0.1995  
Nobs, Nvars = 41, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.755022	4.126279	0.000181

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0309  
Rbar-squared = 0.0309  
sigma^2 = 181.7974  
Durbin-Watson = 0.1995  
Nobs, Nvars = 41, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.755022	4.126279	0.000181

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.3403  
 Rbar-squared = -0.3403  
 sigma^2 = 3577.7842  
 Durbin-Watson = 0.4328

Nobs, Nvars = 28, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-1.705007	-1.779228	0.086464

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0331  
 Rbar-squared = 0.0331  
 sigma^2 = 506.3403  
 Durbin-Watson = 0.4298

Nobs, Nvars = 44, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.523457	4.657556	0.000031

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -14.6783  
 Rbar-squared = -14.6783  
 sigma^2 = 215.1513  
 Durbin-Watson = 0.4066

Nobs, Nvars = 47, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.621405	8.043403	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.1979  
 Rbar-squared = -0.1979  
 sigma^2 = 2563.1259  
 Durbin-Watson = 0.8669

Nobs, Nvars = 43, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	5.637417	7.992019	0.000000

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.2655

Rbar-squared = 0.2655

sigma^2 = 229.3168

Durbin-Watson = 0.5411

Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.609056	7.767574	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.1485

Rbar-squared = -0.1485

sigma^2 = 368.4133

Durbin-Watson = 0.2233

Nobs, Nvars = 23, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.127455	0.377681	0.709287

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0013

Rbar-squared = 0.0013

sigma^2 = 1971.9319

Durbin-Watson = 0.1656

Nobs, Nvars = 46, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.267352	0.421859	0.675137

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.7038

Rbar-squared = -0.7038

sigma^2 = 224.2698

Durbin-Watson = 0.3398

Nobs, Nvars = 43, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.468064	6.395202	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.7038  
 Rbar-squared = -0.7038  
 sigma^2 = 224.2698  
 Durbin-Watson = 0.3398  
 Nobs, Nvars = 43, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.468064	6.395202	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0026  
 Rbar-squared = -0.0026  
 sigma^2 = 278.8983  
 Durbin-Watson = 0.4389  
 Nobs, Nvars = 42, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.320020	1.248609	0.218891

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.7209  
 Rbar-squared = -1.7209  
 sigma^2 = 35.6105  
 Durbin-Watson = 0.4559  
 Nobs, Nvars = 46, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.583610	-7.143937	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.2742  
 Rbar-squared = 0.2742  
 sigma^2 = 8.0800  
 Durbin-Watson = 0.8923  
 Nobs, Nvars = 27, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.192123	3.194730	0.003650

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.1026  
Rbar-squared = -0.1026  
sigma^2 = 152.3224  
Durbin-Watson = 0.5301  
Nobs, Nvars = 43, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.030878	5.402903	0.000003

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.1945  
Rbar-squared = -1.1945  
sigma^2 = 207.1752  
Durbin-Watson = 2.0185  
Nobs, Nvars = 4, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-13.078871	-6.223007	0.008366

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.2030  
Rbar-squared = 0.2030  
sigma^2 = 1000.8267  
Durbin-Watson = 0.3674  
Nobs, Nvars = 42, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.205506	4.859229	0.000018

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -2.0547  
Rbar-squared = -2.0547  
sigma^2 = 9900.2412  
Durbin-Watson = 0.7579  
Nobs, Nvars = 13, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-12.674147	-5.828239	0.000081



Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.2596  
 Rbar-squared = 0.2596  
 sigma^2 = 232.8812  
 Durbin-Watson = 0.5410  
 Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.096980	5.254889	0.000004

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -2.7668  
 Rbar-squared = -2.7668  
 sigma^2 = 97.8941  
 Durbin-Watson = 0.6622  
 Nobs, Nvars = 43, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.478895	10.018118	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0200  
 Rbar-squared = 0.0200  
 sigma^2 = 1115.4250  
 Durbin-Watson = 0.3093  
 Nobs, Nvars = 20, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.551006	-0.932356	0.362850

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.3666  
 Rbar-squared = -0.3666  
 sigma^2 = 456.5774  
 Durbin-Watson = 0.5828  
 Nobs, Nvars = 62, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	3.010273	11.195327	0.000000

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -4.9374

Rbar-squared = -4.9374

sigma^2 = 172.2680

Durbin-Watson = 0.5108

Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.573777	8.765426	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0273

Rbar-squared = 0.0273

sigma^2 = 156.9541

Durbin-Watson = 0.4967

Nobs, Nvars = 47, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.208345	1.214544	0.230738

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.0606

Rbar-squared = -0.0606

sigma^2 = 938.9760

Durbin-Watson = 0.6138

Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	4.010689	9.568058	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.8516

Rbar-squared = -0.8516

sigma^2 = 18.5241

Durbin-Watson = 0.6672

Nobs, Nvars = 24, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.482896	-6.673807	0.000001

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0151  
 Rbar-squared = 0.0151  
 sigma^2 = 307.8534  
 Durbin-Watson = 0.8575

Nobs, Nvars = 62, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.473998	11.205090	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.2578  
 Rbar-squared = -0.2578  
 sigma^2 = 158.1164  
 Durbin-Watson = 0.5648

Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	0.841953	4.894759	0.000012

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -1.6324  
 Rbar-squared = -1.6324  
 sigma^2 = 23.6097  
 Durbin-Watson = 0.3839

Nobs, Nvars = 19, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.158264	-1.745601	0.097926

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.2590  
 Rbar-squared = 0.2590  
 sigma^2 = 13.6821  
 Durbin-Watson = 0.6174

Nobs, Nvars = 36, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.565992	-9.251920	0.000000

(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.2846

Rbar-squared = -0.2846

sigma^2 = 65.3296

Durbin-Watson = 0.7016

Nobs, Nvars = 42, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	1.140069	9.192008	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = -0.4912

Rbar-squared = -0.4912

sigma^2 = 29.0674

Durbin-Watson = 0.1300

Nobs, Nvars = 39, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-0.119640	-1.219854	0.230037

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.1982

Rbar-squared = 0.1982

sigma^2 = 699.0869

Durbin-Watson = 0.4923

Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.179924	6.027092	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.0123

Rbar-squared = 0.0123

sigma^2 = 8948.1939

Durbin-Watson = 1.7376

Nobs, Nvars = 19, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	-5.936562	-3.564591	0.002215

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.1982  
 Rbar-squared = 0.1982  
 sigma^2 = 699.0869  
 Durbin-Watson = 0.4923

Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.179924	6.027092	0.000000

Ordinary Least-squares Estimates

Dependent Variable = ExR

R-squared = 0.1982  
 Rbar-squared = 0.1982  
 sigma^2 = 699.0869  
 Durbin-Watson = 0.4923

Nobs, Nvars = 48, 1

\*\*\*\*\*

Variable	Coefficient	t-statistic	t-probability
ExM	2.179924	6.027092	0.000000

**R\_obs vs R\_hat**

```
subplot(2,2,1)
plot(RR_ipsa_total(:,1),RR_ipsa_total(:,1))
hold on
scatter(RR_ipsa_total(:,1),RR_ipsa_total(:,2))
xlabel('R observado')
ylabel('R predicho')
title('IPSA')
grid;

subplot(2,2,2)
plot(RR_ipc_total(:,1),RR_ipc_total(:,1))
hold on scatter(RR_ipc_total(:,1),RR_ipc_total(:,2))
xlabel('R observado')
ylabel('R predicho')
title('IPC')
grid;

subplot(2,2,3)
plot(RR_colcap_total(:,1),RR_colcap_total(:,1))
hold on scatter(RR_colcap_total(:,1),RR_colcap_total(:,2))
```

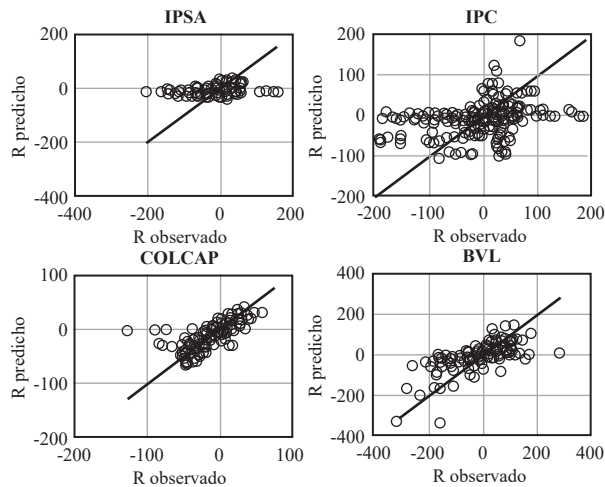
(C)CAPM vs CAPM: ¿Qué modelo refleja mejor el comportamiento de las acciones en mercados emergentes?

```

xlabel('R observado')
ylabel('R predicho')
title('COLCAP')
grid;

subplot(2,2,4) plot(RR_bvl_total(:,1),RR_bvl_total(:,1)) hold
on scatter(RR_bvl_total(:,1),RR_bvl_total(:,2)) xlabel('R ob-
servado')
ylabel('R predicho') title('BVL')
grid;

```



### beta vs R\_obs

```

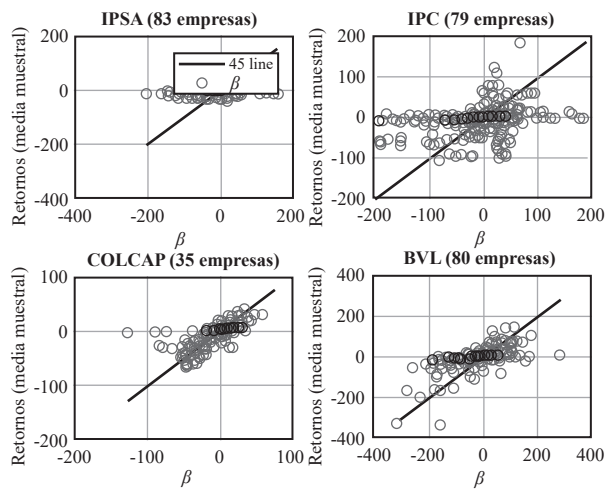
subplot(2,2,1)
plot(beta_ipsa,beta_ipsa)
hold on
scatter(ExR_firm,beta_ipsa)
ylabel('Retornos (media muestral)')
xlabel('\beta')
legend('45 line','\beta')
title('IPSA (83 empresas)')
grid;

subplot(2,2,2)
plot(beta_ipc,beta_ipc)
hold on
scatter(ExR_firm_ipc,beta_ipc)
ylabel('Retornos (media muestral)')
xlabel('\beta')

```

Alfonso Chang Medina, Hamilton Galindo Gil

```
%legend('45 line','\beta')  
title('IPC (79 empresas)')  
grid;  
  
subplot(2,2,3)  
plot(beta_colcap,beta_colcap)  
hold on  
scatter(ExR_firm_colcap,beta_colcap)  
ylabel('Retornos (media muestral)')  
xlabel('\beta')  
%legend('45 line','\beta')  
title('COLCAP (35 empresas)')  
grid;  
  
subplot(2,2,4) plot(beta_bvl,beta_bvl)  
hold on  
scatter(ExR_firm_bvl,beta_bvl)  
ylabel('Retornos (media muestral)')  
xlabel('\beta')  
%legend('45 line','\beta')  
title('BVL (80 empresas)')  
grid;
```



Published with MATLAB® R2017b