



# LOGICA BORROSA APLICADA EN ADR DE EUROPA, ASIA Y LATINOAMERICA

Seminario para optar al título de Ingeniería Comercial  
Mención administración

Autores:  
Pamela Jerez López  
Carolina Jofré Núñez  
Daniela Burgos Letelier

Profesor Guía:  
Antonino Parisi Fernández, Ph. D.

Santiago, Chile  
2006

# LOGICA BORROSA APLICADA EN ADR DE EUROPA, ASIA Y LATINOAMERICA

**Autores:** Pamela Jerez López  
Carolina Jofré Núñez  
Daniela Burgos Letelier

**Profesor Guía:** Ph.D Antonino Parisi Fernández

## RESUMEN EJECUTIVO

El presente trabajo, continúa con la línea de investigación relativa a modelos predictivos, como las técnicas de algoritmos genéticos y redes neuronales, media móvil, momentum, modelos Arima etc.; en este caso para los ADR pertenecientes a Asia, Europa y Latinoamérica. Todos Estos modelos anteriores, paramétricos o no paramétricos, lineales y no lineales, buscan reconocer patrones de comportamiento y relaciones que se expresan en un lenguaje matemático, a través de la estimación de coeficientes y su significancia estadística. Sin embargo, el actual trabajo se ha adoptado un enfoque distinto. En vez de utilizar operadores matemáticos sobre datos, optimizando los polinomios predictores en forma matemática, se han utilizado los datos para construir un modelo que permita traducir un razonamiento aproximado a forma matemática de modo de deducir reglas de decisión basadas en la lógica reflejada en los datos históricos. Este enfoque tiene el mérito de que las predicciones siguen una lógica, más que obedecer a operaciones matemáticas. La mayoría de los agentes que participan en el mercado accionario, utiliza un lenguaje que incorpora aspectos cualitativos para referirse, por ejemplo, al precio de un activo, a la rentabilidad de la inversión, etc. En este contexto, los modelos cuantitativos tienen dificultades para absorber esta información, lo que plantea la necesidad de desarrollar y analizar el uso de nuevas técnicas que permitan incorporar este tipo de referencias.

La metodología de lógica borrosa, basada en la idea de que las variables deben ser manejadas no como un número sino más bien por las características que ellas presentan, viene a dar respuesta a esta inquietud. Se utilizaron series históricas de cotizaciones de ADR pertenecientes a Europa, Asia y Latinoamérica, en el período comprendido entre el 31 de octubre de 2003 y el 22 de septiembre de . Se construyó un modelo de lógica borrosa, para efectos de probar la metodología en escenarios diferentes, en este caso de desarrollo a nivel de los continente seleccionados y así probar nuestra hipótesis “El modelo predictivo de precios accionarios, basado en la metodología de lógica borrosa, posee mayor potencial predictor en los mercados desarrollados”. La cual fue rechazada debido a que los resultados obtenidos mostraron que la metodología de Lógica Borrosa en ADR no tuvo un efecto muy significativo con respecto al nivel de desarrollo de los mercados respectivos a cada ADR.

El presente trabajo se divide en cuatro secciones: la sección uno presenta un resumen de los conceptos básicos de *lógica borrosa*; en la sección dos se explica la teoría de los ADR; la sección tres, tiene como objetivo entregar información práctica y útil de los mercados de Asia, Latinoamérica y Europa; la sección cuatro aborda la aplicación de la metodología de la lógica borrosa en los ADR seleccionados; en la sección cinco se presentan los resultados y las conclusiones del estudio.

<b>1. INTRODUCCION.....</b>	<b>4</b>
<b>2. CAPITULO I - LOGICA BORROSA</b>	
1.1 INTRODUCCIÓN A LA LÓGICA BORROSA.....	8
1.2 BREVE HISTORIA DE LA LÓGICA BORROSA.....	9
1.3 CONCEPTOS BÁSICOS DE LA LÓGICA BORROSA CONJUNTOS DIFUSOS.....	11
1.4 ¿QUÉ ES LA LÓGICA DIFUSA?.....	18
1.5 CONJUNTOS DIFUSOS: LÓGICA DIFUSA.....	21
1.6 OPERACIONES ENTRE CONJUNTOS DIFUSOS.....	24
<b>3. CAPITULO II. AMERICAN DEPOSIT RECEIPT</b>	
2.1 DEFINICIÓN DE ADR.....	27
2.1.1 Forma de operar de los ADR	
2.1.2 Programas de Emisión de ADR	
2.2 TIPOS DE ADR.....	30
2.3 LISTA DE ADR.....	31
<b>4. CAPITULO III. MERCADOS REGIONALES.....</b>	<b>32</b>
<b>5. CAPITULO IV. LOGICA BORROSA APLICADA EN ADR DE EUROPA, LATINOAMERICA Y ASIA</b>	
4.1 INTRODUCCION.....	38
4.2 TEORIA LOGICA BORROSA.....	40
4.3 DATOS Y METODOLOGIA.....	42
4.4 ELABORACION DE REGLAS.....	44
4.5 DESFUZIFICACION.....	46
4.6 EVALUACION DE LA CAPACIDAD PREDICTIVA.....	47

<b>6. CAPITULO V. RESULTADOS.....</b>	<b>51</b>
<b>7. CONCLUSIONES.....</b>	<b>55</b>
<b>8. BIBLIOGRAFIA.....</b>	<b>58</b>
<b>9. ANEXOS.....</b>	<b>60</b>

**1. INDICE DE ILUSTRACIONES**

FIGURA 1:	Representación 1 de la función de pertenecía.....	18
FIGURA 2:	Representación 2 de la función de pertenecía.....	22
FIGURA 3:	Representación de Conjuntos Difusos.....	24
FIGURA 4:	Representación grafica de un "TERM SET".....	43

**2. INDICE DE TABLAS**

TABLA 1:	Listado de Bolsas de Europa.....	33
TABLA 2:	Listado de Bolsas de Asia.....	34
TABLA 3:	Listado de Bolsas de Latinoamérica.....	34
TABLA 4:	Resultados de la Correlación y Beta De los Índices de Europa.....	35
TABLA 5:	Resultados de la Correlación y Beta De los Índices de Asia.....	36
TABLA 6:	Resultados de la Correlación y Beta De los Índices de Latinoamérica.....	36
TABLA 7:	Resumen de resultados por Región.....	37
TABLA 8:	Resumen de resultados de PPS.....	51
TABLA 9:	Porcentaje de Test significativos por Región.....	52
TABLA 10:	Promedios y desviación estándar De la rentabilidad por Región.....	53

### **1. INTRODUCCION**

Tiempo atrás, nadie habría imaginado que las ciencias experimentarían un grado de integración tan importante en la búsqueda de nuevas soluciones. Sin embargo, un gran testimonio de esto es lo ocurrido en el área de las finanzas. En épocas anteriores era inesperado que las finanzas podrían utilizarían cómo base teórica, por ejemplo, los conceptos desarrollados en física, biología o psicología, como una forma de mejorar los resultados de las herramientas creadas. Lo anterior surge bajo un nuevo concepto que pretende entender al mercado financiero como algo más que sólo montos de transacción, tendencias de precios o calidad de los activos, si no como el producto del ente que lo creó, es decir, un mercado con características del hombre.

Tomando ésta concepción como base, en la nueva etapa investigativa se buscan soluciones por medio de la comprensión de fenómenos físicos, biológicos e incluso psicológicos. En este contexto surge una técnica que pretende explicar el comportamiento de los precios accionarios a través del concepto de la lógica difusa y será la herramienta utilizada en los modelos predictivos utilizados. Y es aquí donde se incuba la motivación de nuestra tesis, debido a que surge la necesidad de estudiar la efectividad de estas nuevas técnicas, a través de la aplicación de un mismo modelo predictivo a mercados con distintas características de desarrollo. La materialización de cada mercado se captura con los ADR's procedentes de las regiones geográficas elegidas, Europa, Asia y Latinoamérica, enlistadas en el Directorio de ADR's de The Bank of New York.

Los fundamentos que sustentan la elección de los modelos basados en lógica difusa, como objeto de análisis, radica en que la lógica difusa o borrosa se conforma como una técnica muy atractiva, puesto que utiliza el concepto “cualitativo” en vez de “cuantitativo” que hasta ahora era el utilizado.

Los modelos anteriores, paramétricos o no paramétricos, lineales y no lineales, buscan reconocer patrones de comportamiento y establecer relaciones entre la variable que se desea proyectar y la(s) variable(s) explicativa(s). Estas relaciones se expresan en un lenguaje matemático, a través de la estimación de coeficientes y del análisis de su significancia estadística. Sin embargo, la mayoría de los agentes que participan en el mercado bursátil, utilizan un lenguaje que incorpora aspectos de carácter cualitativo para referirse, por ejemplo, al precio de un activo, la rentabilidad de la inversión, la volatilidad del mercado, etc. Igualmente, es común encontrar expresiones tales como, el precio esta “relativamente alto” o “relativamente bajo”, que la rentabilidad de tal o cual instrumento de inversión es “atractiva”, que la volatilidad del mercado bursátil es “relativamente alta” o se encuentra más bien “estable”, etc. En este contexto, los modelos cuantitativos tienen dificultades para absorber esta información de carácter cualitativo, lo que plantea la necesidad de desarrollar y analizar el uso de nuevas técnicas que permitan incorporar este tipo de referencias. La metodología de *lógica borrosa* (también conocida como *lógica difusa* o *fuzzy logic*) basada en la idea de que las variables son de carácter lingüístico y que, por lo tanto, deben ser manejadas no como un número sino más bien por las características que ellas presentan, viene a dar respuesta a esta inquietud. La importancia de lo anterior reside en que el uso de esta técnica avanzada permite construir un modelo de óptimos computarizados para proyectar el signo de la variación de un determinado índice bursátil, es decir, para realizar un pronóstico con respecto a si éste se moverá al alza o a la baja en el futuro inmediato.

Existe un gran número de trabajos y aplicaciones de *lógica difusa* en múltiples áreas – principalmente relacionadas a controladores automáticos –, pero ésta ha sido escasamente usada en el área económica. Dourra (2000) evaluó los movimientos de los precios de un conjunto de acciones, aplicando un proceso de *lógica borrosa* sobre



los resultados del análisis técnico, obteniendo una ventaja comparativa en términos de rentabilidad con respecto al mercado.

Con respecto a la elección de los ADR's como vehículo para el análisis, se fundamenta en que éstos reflejan una buena medida de homogenización de los mercados y como una forma de hacer más comparativa la información procedente de sus precios. Los ADR's permiten eliminar las características diferenciadoras de cada mercado que obstruyen la obtención de la información adecuada requerida para realizar un estudio comparativo.

El objetivo principal de la tesis es probar la capacidad predictiva del modelo en distintos escenarios del mercado financiero, utilizando como variable el nivel de desarrollo de cada mercado. Para esto consideramos el mercado Latinoamericano, Europeo y Asiático. Como objetivo secundario se encuentra el suministrar al lector, antecedentes de los objetos de estudio tales como los ADR's, los mercados y la técnica de lógica borrosa.

La hipótesis de esta investigación se conforma a través de lo siguiente "El modelo predictivo de precios accionarios, basado en la metodología de lógica borrosa, posee mayor potencial predictor en los mercados desarrollados". La hipótesis se sustenta en que los precios de acciones pertenecientes a mercados desarrollados, experimentan mayor estabilidad en sus movimientos, y mayor grado de explicación por parte de las variables fundamentales. Un ejemplo de esto es la correlación que existe entre el comportamiento del precio de una acción perteneciente a una empresa europea y el comportamiento de las variables fundamentales de la empresas tales como los hechos relevantes, resultados inesperadas, etc. Además, en la medida en que los mercados poseen mayor grado de desarrollo, mayor es la eficiencia en el proceso de incorporación y asimilación de la información relevante en los precios. Esta mayor eficiencia se refiere a la velocidad de incorporación y a la moderación en las reacciones del precio.

La metodología utilizada se basó en seleccionar ADR's pertenecientes a las tres regiones geográfica elegidas, América, Asia y Europa, para el estudio de la variación de sus precios. Posteriormente se aplicó la técnica predictiva común para cada mercado, basada en la metodología de lógica borrosa. Luego de esto, se recopilaron los resultados, referentes al potencial de capacidad de predictiva del modelo en cada mercado y subsiguientemente se desarrollaron las interpretaciones y las conclusiones, con respecto a la hipótesis planteada.

## **LOGICA BORROSA**

### **1.1 INTRODUCCIÓN A LA LÓGICA BORROSA**

La lógica borrosa es una rama de la inteligencia artificial que se funda en el concepto “Todo es cuestión de grado”, lo cual permite manejar información vaga o de difícil especificación, si quisiéramos cambiar esta información, el funcionamiento o el estado de un sistema específico. Es entonces posible, con la lógica borrosa, gobernar un sistema por medio de reglas de ‘sentido común’ las cuales se refieren a cantidades indefinidas.

Las reglas involucradas en un sistema borroso, pueden ser aprendidas con sistemas adaptativos, es decir, que aprenden al “observar” como operan las personas, los dispositivos reales; o estas reglas pueden también ser formuladas por un experto humano. En general la lógica borrosa se aplica tanto a sistemas de control como para modelar cualquier sistema continuo de ingeniería, física, biología o economía.

En los últimos años se han investigado y desarrollado diversas tecnologías relacionadas con funciones y características humanas de campos cercanos al psicológico (inteligencia artificial) y a los procesos biológicos (redes neuronales, algoritmos genéticos y programación evolutiva). Estas tecnologías, conocidas como “tecnologías inteligentes” representan el conocimiento de una forma entendible por los humanos y manejable por los sistemas informáticos.

La Lógica Borrosa, llamada también Difusa o Fuzzy logia, es el elemento de desarrollo de dichas tecnologías. Se podría considerar como un lenguaje que permite trasladar la sentencia sofisticada del lenguaje natural a un formalismo matemático.

La lógica borrosa es entonces definida como un sistema que modela funciones no lineales, que convierte unas entradas en salidas acordes con los planteamientos lógicos que usa el razonamiento aproximado. Se fundamenta en los denominados "Conjuntos Borrosos" un sistema de inferencia borrosa basado en reglas de la forma: "Si.....ENTONCES.....", donde los valores lingüísticos de la premisa y el consecuente están definidos por conjuntos borrosos, es así como las reglas siempre convierten un conjunto borroso en otro.

El conocimiento se adquiere y se trabaja con el a través de la inferencia y lógica, por medio de un razonamiento simbólico. Obteniéndose, para la resolución de un problema, un conjunto de hechos inciertos denominados conjuntos borrosos y sus reglas de lógica borrosa.

## **1.2 BREVE HISTORIA DE LA LÓGICA BORROSA**

Los conjuntos difusos fueron introducidos por primera vez en 1965; la creciente disciplina de la lógica difusa provee por sí misma un medio para acoplar estas tareas. En cierto nivel, la lógica difusa puede ser vista como un lenguaje que permite trasladar sentencias sofisticadas en lenguaje natural a un lenguaje matemático formal. Mientras la motivación original fue ayudar a manejar aspectos imprecisos del mundo real, la práctica temprana de la lógica difusa permitió el desarrollo de aplicaciones prácticas. Aparecieron numerosas publicaciones que presentaban los fundamentos básicos con aplicaciones potenciales. Esta frase marcó una fuerte necesidad de distinguir la lógica difusa de la teoría de probabilidad. Tal como la entendemos ahora, la teoría de conjuntos difusos y la teoría de probabilidad tienen diferentes tipos de incertidumbre.

En 1994, la teoría de la lógica difusa se encontraba en la cumbre, pero esta idea no es nueva, para muchos estuvo bajo el nombre de lógica difusa durante 25 años, pero sus orígenes se remontan hasta 2,500 años. Aún Aristóteles consideraba que existían ciertos grados de veracidad y falsedad. Platón había considerado ya grados de pertenencia.

En el siglo XVIII el filósofo y obispo anglicano Irlandés, George Berkeley y David Hume describieron que el núcleo de un concepto atrae conceptos similares. Hume en particular, creía en la lógica del sentido común, el razonamiento basado en el conocimiento que la gente adquiere en forma ordinaria mediante vivencias en el mundo. En Alemania, Immanuel Kant, consideraba que sólo los matemáticos podían proveer definiciones claras, y muchos principios contradictorios no tenían solución. Por ejemplo, la materia podía ser dividida infinitamente y al mismo tiempo no podía ser dividida infinitamente. Particularmente la escuela americana de la filosofía llamada pragmatismo, fundada a principios de siglo por Charles Sanders Peirce, cuyas ideas se fundamentaron en estos conceptos, fue el primero en considerar "vaguedades" más que falso o verdadero, como forma de acercamiento al mundo y a la forma en que la gente funciona.

La idea de que la lógica produce contradicciones fue popularizada por el filósofo y matemático británico Bertrand Russell, a principios del siglo XX. Estudió las vaguedades del lenguaje, concluyendo con precisión que la vaguedad es un grado. El filósofo austríaco Ludwig Wittgenstein estudió las formas en las que una palabra puede ser empleada para muchas cosas que tienen algo en común. La primera lógica de vaguedades fue desarrollada en 1920 por el filósofo Jan Lukasiewicz, visualizó los conjuntos con un posible grado de pertenencia con valores de 0 y 1, después los extendió a un número infinito de valores entre 0 y 1. En los años sesentas, Lofti Zadeh inventó la lógica difusa, que combina los conceptos de la lógica y de los conjuntos de Lukasiewicz mediante la definición de grados de pertenencia

### **1.3 CONCEPTOS BÁSICOS DE LA LÓGICA BORROSA CONJUNTOS DIFUSOS**

La mayoría de los fenómenos que encontramos cada día son imprecisos, es decir, tienen implícito un cierto grado de difusidad en la descripción de su naturaleza. Esta imprecisión puede estar asociada con su forma, posición, momento, color, textura, o incluso en la semántica que describe lo que son. En muchos casos el mismo concepto puede tener diferentes grados de imprecisión en diferentes contextos o tiempo. Un día cálido en invierno no es exactamente lo mismo que un día cálido en primavera. La definición exacta de cuando la temperatura va de templada a caliente es imprecisa -no podemos identificar un punto simple de templado, así que emigramos a un simple grado, la temperatura es ahora considerada caliente. Este tipo de imprecisión o difusidad asociado continuamente a los fenómenos es común en todos los campos de estudio: sociología, física, biología, finanzas, ingeniería, oceanografía, psicología, etc.

#### **CONCEPTOS IMPRECISOS**

Aceptamos la imprecisión como una consecuencia natural de "la forma de las cosas en el mundo". La dicotomía entre el rigor y la precisión del modelado matemático en todos los campos y la intrínseca incertidumbre de "el mundo real" no es generalmente aceptada por los científicos, filósofos y analistas de negocios. Nosotros simplemente aproximamos estos eventos a funciones numéricas y escogemos un resultado en lugar de hacer un análisis del conocimiento empírico. Sin embargo procesamos y entendemos de manera implícita la imprecisión de la información fácilmente. Estamos capacitados para formular planes, tomar decisiones y reconocer conceptos compatibles con altos niveles de vaguedad y ambigüedad. Considere las siguientes sentencias:

- La temperatura está caliente
- La inflación actual aumenta rápidamente

- Los grandes proyectos generalmente tardan mucho
- Nuestros precios están por abajo de los precios de la competencia
- IBM es una compañía grande y agresiva
- Alejandro es alto pero Ana no, es bajita

Estas proposiciones forman el núcleo de nuestras relaciones con "la forma de las cosas en el mundo". Sin embargo, son incompatibles con el modelado tradicional y el diseño de sistemas de información. Si podemos incorporar estos conceptos logramos que los sistemas sean potentes y se aproximen más a la realidad.

Pero, ¿es la imprecisión un concepto artificial utilizado para aumentar o disminuir en uno o más las propiedades de los fenómeno, o es una parte intrínseca del fenómeno en sí mismo? Esta es una pregunta importante ya que es la parte fundamental de las medidas de la teoría difusa. Como veremos la fusificación es independiente de cualquier capacidad para medir, ya que un conjunto difuso es un conjunto que no tiene límites bien definidos.

Un conjunto difuso tiene muchas propiedades intrínsecas que afectan la forma del conjunto, su uso y como participa en un modelo. Las propiedades más importantes de un conjunto difuso son las concernientes a las dimensiones verticales del conjunto difuso (altura y normalización) y las dimensiones horizontales (conjunto soporte y cortes "alpha").

La altura de un conjunto difuso es como máximo un grado de pertenencia y es una cuota cercana al concepto de normalización. La superficie de la región de un conjunto difuso es el universo de valores. Es decir, un conjunto difuso  $A$  se considera como un conjunto de pares ordenados, en los que el primer componente es un número en el rango  $[0,1]$ , que denota el grado de pertenencia de un elemento  $u$  de  $U$  en  $A$ , y el segundo componente especifica precisamente quién es ése elemento de  $u$ . En general los grados de pertenencia son subjetivos en el sentido de que su especificación es una cuestión objetiva. Se debe aclarar que aunque puede interpretarse como el grado de

verdad de que la expresión " $u \in A$ " sea cierta, es más natural considerarlo simplemente como un grado de pertenencia.

**Puede notarse además que:**

a) Mientras más próximo está ( $u$ ) a el valor 1, se dice que  $u$  pertenece más a  $A$  (de modo que 0 y 1 denotan la no pertenencia y la pertenencia completa, respectivamente).

b) Un conjunto en el sentido usual es también difuso pues su función característica  $\mu$  es también una función  $\mu: [0,1]$ ; o sea que los conjuntos difusos son una generalización de los conjuntos usuales.

Ejemplo: Sea  $U = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9\}$ , entonces los conjuntos definidos a continuación son difusos:

- POCOS =  $(.4/1, .8/2, 1/3, .4/4)$
- VARIOS =  $(.5/3, .8/4, 1/5, 1/6, .8/7, .5/8)$
- MUCHOS =  $(.4/6, .6/7, .8/8, .9/9, 1/10)$

Note que el elemento 4 pertenece en grado .4 al conjunto POCOS, en grado .8 al conjunto VARIOS y en grado .0 a MUCHOS. Zadeh ha hecho algunas extensiones a los conceptos de conjuntos difusos ordinarios que se han explicado; por ejemplo los conjuntos difusos de nivel- $m$  y los conjuntos difusos tipo- $n$ . Para un conjunto difuso de nivel- $m$  se considera como su universo de discusión al conjunto de conjuntos difusos de nivel- $(m-1)$ , sobreentendiendo que los conjuntos difusos de nivel-1 son conjuntos difusos ordinarios. Para los conjuntos difusos tipo- $n$ , los valores de las funciones de pertenencia son conjuntos difusos de tipo- $(n-1)$  del intervalo  $[0,1]$  (en lugar de ser puntos de  $[0,1]$ ). También los conjuntos difusos tipo-1 son equivalentes a los conjuntos difusos ordinarios.



## OPERACIONES

En la lógica Booleana tradicional, los conjuntos son considerados como sistemas bivalentes con sus estados alternando entre inclusión y exclusión. La característica de la función discriminante refleja este espacio  $\mathbb{V}$  valuado. Esto indica que la función de pertenencia para el conjunto  $A$  es cero si  $x$  no es un elemento en  $A$  y la función de pertenencia es si  $x$  es un elemento en  $A$ . Dado que existen solamente dos estados, la transición entre estos dos estados es siempre inmediata. La pertenencia de estos conjuntos está siempre totalmente categorizada y no existe ambigüedad o dicotomía acerca de la pertenencia. Existen 4 operaciones básicas de conjuntos en esta lógica: unión, intersección, complemento y unión exclusiva.

Al igual que en los conjuntos convencionales, existen definiciones específicas para combinar y especificar nuevos conjuntos difusos. Este conjunto de funciones teóricas provee las herramientas fundamentales de la lógica.

En el caso usual, con las operaciones comunes de intersección, unión y complemento, el conjunto de conjuntos de  $U$  forman un álgebra booleana, es decir, se cumplen las condiciones de asociatividad, conmutatividad, elementos neutros, ídem potencia, absorción, distributividad, complemento y las leyes de Morgan.

Las tres operaciones mencionadas se pueden extender de varias formas a conjuntos difusos, de modo que al restringirlas a los conjuntos usuales, coincidan con las comunes. Estas extensiones resultantes satisfacen en forma general sólo a algunas de las condiciones listadas anteriormente, y para mantener la vigencia de alguna, será obligatorio sacrificar a otras. En el sistema se optó por extender las operaciones en el sentido clásico, es decir, dados dos conjuntos difusos  $A$  y  $B$ , se definen las operaciones extendidas de la siguiente forma:

- Dado que los conjuntos difusos no se particionan en el mismo sentido que los conjuntos Booleanos, estas operaciones son aplicadas al nivel de pertenencia, como una consecuencia de los conjuntos difusos. Decidir si un valor es o no es

miembro de cualquier conjunto difuso en particular, requiere algunas nociones de cómo está construido el conjunto, del universo y de los límites de éste.

## **LAS ETIQUETAS LINGÜÍSTICAS Y OPERADORES**

El centro de las técnicas de modelado difuso es la idea de variable lingüística. Desde su raíz, una variable lingüística es el nombre de un conjunto difuso. Si tenemos un conjunto difuso llamado "largo" éste es una simple variable lingüística y puede ser empleada como una regla-base en un sistema basado en la longitud de un proyecto en particular.

Si duración-proyecto es largo entonces la-terminación-de-tareas es DECRECIENTE; Una variable lingüística encapsula las propiedades de aproximación o conceptos de imprecisión en un sistema y da una forma de computar adecuada. Esto reduce la aparente complejidad de describir un sistema que debe concordar con su semántica. Una variable lingüística siempre representa un espacio difuso.

Lo importante del concepto de variable lingüística es su estimación de variable de alto orden más que una variable difusa. En el sentido de que una variable lingüística toma variables difusas como sus valores.

En el campo de la semántica difusa cuantitativa al significado de un término "x" se le representa como un conjunto difuso  $M(x)$  del universo de discusión. Desde este punto de vista, uno de los problemas básicos en semántica es que se desea calcular el significado de un término compuesto  $x = x_1, x_2, \dots, x_n$  partiendo del conocimiento del significado de sus componentes atómicos  $x_i$ .

La idea básica sugerida por Zadeh es que una etiqueta lingüística tal como "muy", "más o menos", "ligeramente", etc... Puede considerarse como un operador que actúa sobre un conjunto difuso asociado al significado de su operando. Por ejemplo en el caso de un término compuesto "muy alto", el operador "muy" actúa en el conjunto

difuso asociado al significado del operando "alto". Una representación aproximada para una etiqueta lingüística se puede lograr en términos de combinaciones o composiciones de las operaciones básicas explicadas en la sección anterior. Es importante aclarar que se hará mayor énfasis en que estas representaciones se proponen principalmente para ilustrar el enfoque, más que para proporcionar una definición exacta de las etiquetas lingüísticas. Zadeh también considera que las etiquetas lingüísticas pueden clasificarse en dos categorías que informalmente se definen como sigue:

Tipo I: las que pueden representarse como operadores que actúan en un conjunto difuso: "muy", "Mas o Menos", "mucho", "ligeramente", "altamente", "bastante", etc.

Tipo II: las que requieren una descripción de cómo actúan en los componentes del conjunto

(Operando): "esencialmente", "técnicamente", "estrictamente", "prácticamente", "virtualmente".

En otras palabras, las etiquetas lingüísticas pueden ser caracterizadas como operadores más que construcciones complicadas sobre las operaciones primitivas de conjuntos difusos.

### **Ejemplos de etiquetas tipo I.**

De acuerdo a éste punto de vista y sabiendo que el lenguaje natural es muy rico y complejo, tomamos el operador "muy" que podemos caracterizar con un significado de que aún cuando no tenga validez universal sea sólo una aproximación. Asumimos que si el significado de un término  $x$  es un conjunto difuso  $A$ , entonces el significado de muy  $X$ .

### **Más y menos**

Se pueden definir etiquetas lingüísticas artificiales, por ejemplo: más, menos, que son instancias de lo que puede llamarse acentuador y desacentuador respectivamente, cuya función es proporcionar ligeras variantes de la concentración y la dilatación.

Los exponentes se eligen de modo que se de la igualdad aproximada: mas mas x = menos muy x, y que, además, se pueden utilizar para definir etiquetas lingüísticas cuyo significado difiere ligeramente de otras, ejemplo:

### **Más o menos**

Otra etiqueta lingüística interesante es "mas o menos" que en sus usos mas comunes como "mas o menos inteligente", "mas o menos rectangular"etc., juega el papel de difusificador. Ligeramente su efecto es dependiente de la definición de proximidad u ordenamientos en el dominio del operando. Existen casos, sin embargo, en los que su significado puede definirse en términos de etiquetas lingüísticas tipo I, bajo la suposición de que el dominio del operando es un conjunto ordenado linealmente.

### **Clase de**

Es una etiqueta lingüística que tiene el efecto de reducir el grado de pertenencia de los elementos que están en el "centro" (grados de pertenencia grandes) de una clase x e incrementa el de aquellos que están en su periferia (grados de pertenencia pequeños).

### **Regular**

Es una etiqueta que tiene el efecto de reducir el grado de pertenencia de aquellos elementos que tienen tanto un alto grado de pertenencia al conjunto como de aquellos que lo tienen pequeño, y sólo aumenta el grado de pertenencia de aquellos elementos que tienen un grado de pertenencia cercano al

### **Etiquetas tipo II.**

Su caracterización envuelve una descripción de forma que afectan a los componentes del operando, y por lo tanto es más compleja que las del tipo I. En general, la definición de una etiqueta de este tipo debe formularse como un algoritmo difuso que envuelve etiquetas tipo I. Su efecto puede describirse aproximadamente como una modificación de los coeficientes de ponderación de una combinación

convexa. Como la magnitud de las ponderaciones es una medida del atributo asociado, intuitivamente una etiqueta de este tipo tiene el efecto de aumentar las ponderaciones de los atributos importantes y disminuir los que relativamente no lo son.

Un tipo de lógica que reconoce más que simples valores verdaderos y falsos. Con lógica difusa, las proposiciones pueden ser representadas con grados de veracidad o falsedad. Por ejemplo, la sentencia "hoy es un día soleado", puede ser 100% verdad si no hay nubes, 80% verdad si hay.

#### 1.4 ¿QUÉ ES LA LÓGICA DIFUSA?

Un tipo de lógica que reconoce más que simples valores verdaderos y falsos. Con lógica difusa, las proposiciones pueden ser representadas con grados de veracidad o falsedad. Por ejemplo, la sentencia "hoy es un día soleado", puede ser 100% verdad si no hay nubes, 80% verdad si hay pocas nubes, 50% verdad si existe neblina y 0% si llueve todo el día.

La Lógica Difusa ha sido probada para ser particularmente útil en sistemas expertos y otras aplicaciones de inteligencia artificial. Es también utilizada en algunos correctores de voz para sugerir una lista de probables palabras a reemplazar en una mal dicha.

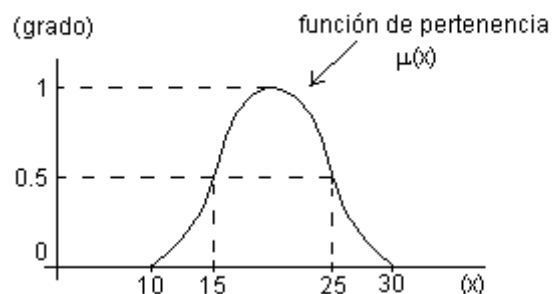


Figura 1: Representación 1 de la función de pertenencia

La Lógica Difusa, que hoy en día se encuentra en constante evolución, nació en los años 60 como la lógica del razonamiento aproximado, y en ese sentido podía considerarse una extensión de la Lógica Multivaluada. La lógica Difusa actualmente está relacionada y fundamentada en la teoría de los Conjuntos Difusos. Según esta teoría, el grado de pertenencia de un elemento a un conjunto va a venir determinado por una función de pertenencia, que puede tomar todos los valores reales comprendidos en el intervalo  $[0,1]$ .

### **Ejemplo de una función de pertenencia a un Conjunto Difuso.**

La Lógica Difusa (llamada también Lógica Borrosa por otros autores) o Fuzzy Logic es básicamente una lógica con múltiples valores, que permite definir valores en las áreas oscuras entre las evaluaciones convencionales de la lógica precisa: Si / No, Cierto / Falso, Blanco / Negro, etc. Se considera un súper conjunto de la Lógica Booleana. Con la Lógica Difusa, las proposiciones pueden ser representadas con grados de certeza o falsedad. La lógica tradicional de las computadoras opera con ecuaciones muy precisas y dos respuestas: Si o no, uno o cero. Ahora, para aplicaciones de computadores muy mal definido o sistemas vagos se emplea la Lógica Difusa.

Por medio de la Lógica Difusa pueden formularse matemáticamente noción como un poco caliente o muy fría, para que sean procesadas por computadoras y cuantificar expresiones humanas vagas, tales como "Muy alto" o "luz brillante". De esa forma, es un intento de aplicar la forma de pensar humana a la programación de los computadores. Permite también cuantificar aquellas descripciones imprecisas que se usan en el lenguaje y las transiciones graduales en electrodomésticos como ir de agua sucia a agua limpia en una lavadora, lo que permite ajustar los ciclos de lavado a través de sensores.

La habilidad de la Lógica Difusa para procesar valores parciales de verdad ha sido de gran ayuda para la ingeniería. En general, se ha aplicado a:

- Sistemas expertos

- Verificadores de ortografía, los cuales sugieren una lista de palabras probables para reemplazar una palabra mal escrita.
- Control de sistemas de trenes subterráneos.

Los operadores lógicos que se utilizarán en Lógica Difusa (AND, OR, etc.) se definen también usando tablas de verdad, pero mediante un "principio de extensión" por el cual gran parte del aparato matemático clásico existente puede ser adaptado a la manipulación de los Conjuntos Difusos y, por tanto, a la de las variables lingüísticas. La operación más importante para el desarrollo y creación de Reglas Lógicas es la implicación, simbolizada por " $\square$ " que representa el "Entonces" de las reglas heurísticas: Si (...) Entonces ( $\square$ ) (...).

Así, en la Lógica Difusa hay muchas maneras de definir la implicación. Se puede elegir una "función (matemática) de implicación" distinta en cada caso para representar a la implicación.

La última característica de los sistemas lógicos es el procedimiento de razonamiento, que permite inferir resultados lógicos a partir de una serie de antecedentes. Generalmente, el razonamiento lógico se basa en silogismos, en los que los antecedentes son por un lado las proposiciones condicionales (nuestras reglas), y las observaciones presentes por otro (serán las premisas de cada regla).

Los esquemas de razonamiento utilizados son "esquemas de razonamiento aproximado", que intentan reproducir los esquemas mentales del cerebro humano en el proceso de razonamiento. Estos esquemas consistirán en una generalización de los esquemas básicos de inferencia en Lógica Binaria (silogismo clásico).

Tan importante será la selección de un esquema de razonamiento como su representación material, ya que el objetivo final es poder desarrollar un procedimiento analítico concreto para el diseño de controladores difusos y la toma de decisiones en general.

Una vez que dispongamos de representaciones analíticas de cada uno de los elementos lógicos que acabamos de enumerar, estaremos en disposición de desarrollar formalmente un controlador "heurístico" que nos permita inferir el control adecuado de un determinado proceso en función de un conjunto de reglas "lingüísticas", definidas de antemano tras la observación de la salida y normas de funcionamiento de este.

## **1.5 CONJUNTOS DIFUSOS: LÓGICA DIFUSA**

### **PREDICADOS VAGOS Y CONJUNTOS BORROSOS**

Los conjuntos clásicos se definen mediante un predicado que da lugar a una clara división del Universo de Discurso  $X$  en los valores "Verdadero" y "Falso". Sin embargo, el razonamiento humano utiliza frecuentemente predicados que no se pueden reducir a este tipo de división: son los denominados predicados vagos.

Por ejemplo, tomando el Universo de Discurso formado por todas las posibles temperaturas ambientales en la ciudad de Huelva, se puede definir en dicho universo el conjunto  $A$  como aquél formado por las temperaturas "cálidas".

Por supuesto, es imposible dar a  $A$  una definición clásica, ya que su correspondiente predicado no divide el universo  $X$  en dos partes claramente diferenciadas. No podemos afirmar con rotundidad que una temperatura es "cálida" o no lo es. El problema podría resolverse en parte considerando que una temperatura es "cálida" cuando su valor supera cierto umbral fijado de antemano. Se dice que el problema tan sólo se resuelve en parte, y de manera no muy convincente, por dos motivos: de una parte el umbral mencionado se establece de una manera arbitraria, y por otro lado podría darse el caso de que dos temperaturas con valores muy diferentes



fuesen consideradas ambas como "cálidas". Evidentemente, el concepto "calor" así definido nos daría una información muy pobre sobre la temperatura ambiental.

La manera más apropiada de dar solución a este problema es considerar que la pertenencia o no pertenencia de un elemento  $x$  al conjunto  $A$  no es absoluta sino gradual. En definitiva, definiremos  $A$  como un Conjunto Difuso. Su función de pertenencia ya no adoptará valores en el conjunto discreto  $\{0,1\}$  (lógica booleana), sino en el intervalo cerrado  $[0,1]$ . En conclusión podemos observar que los Conjuntos Difusos son una generalización de los conjuntos clásicos.

Mediante notación matemática se define un Conjunto Difuso  $B$  como:

$$B = \{(x, \mu_B(x)) / x \in X\}$$

$$\mu_B: X \rightarrow [0,1]$$

La función de pertenencia se establece de una manera arbitraria, lo cual es uno de los aspectos más flexibles de los Conjuntos Difusos. Por ejemplo, se puede convenir que el grado de pertenencia de una temperatura de "45° C" al conjunto  $A$  es 1, el de "25° C" es 0.4, el de "6° C" es 0, etc.: cuanto mayor es el valor de una temperatura, mayor es su grado de pertenencia al conjunto  $B$ .

Para operar en la práctica con los Conjuntos Difusos se suelen emplear funciones de pertenencia del tipo representado en la figura 1:

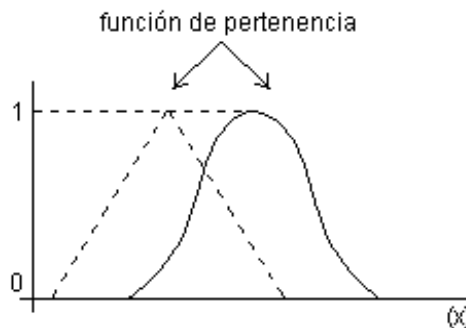


Figura 2: Representación 2 de la Función de Pertenencia

## TIPOS DE FUNCIONES DE PERTENENCIA

En la figura se pueden observar dos tipos de funciones de pertenencia de todos los posibles: el tipo triangular, que puede ser un caso concreto del trapezoidal en el que los dos valores centrales son iguales, y el de forma de campana gaussiana.

Tómese ahora el Universo de Discurso de la edad. El Conjunto Difuso "Joven" representa el grado de pertenencia respecto al parámetro juventud que tendrían los individuos de cada edad. Es decir, el conjunto expresa la posibilidad de que un individuo sea considerado joven. Un Conjunto Difuso podría ser considerado como una distribución de posibilidad, que es diferente a una distribución de probabilidad.

Se puede observar que los Conjuntos Difusos de la figura 2 se superponen, por lo que un individuo  $x_1$  podría tener distintos grados de pertenencia en dos conjuntos al mismo tiempo: "Joven" y "Maduro". Esto indica que posee cualidades asociadas con ambos conjuntos. El grado de pertenencia de  $x$  en  $A$ ,  $\mu_A(x)$  como ya se ha señalado anteriormente, se representa por  $\mu_A(x)$ . El Conjunto Difuso  $A$  es la unión de los grados de pertenencia para todos los puntos en el Universo de Discurso  $X$ , que también puede expresarse como:

$$A = \int_X \frac{\mu_A(x)}{x}$$

Bajo la notación de los Conjuntos Difusos,  $\mu_A(x)/x$  es un elemento del conjunto  $A$ . La operación  $\int_x$  representa la unión de los elementos difusos  $\mu_A(x)/x$ . Los Universos de Discurso con elementos discretos  $\Sigma$  para representar la operación unión. Utilizan los símbolos "+" y "

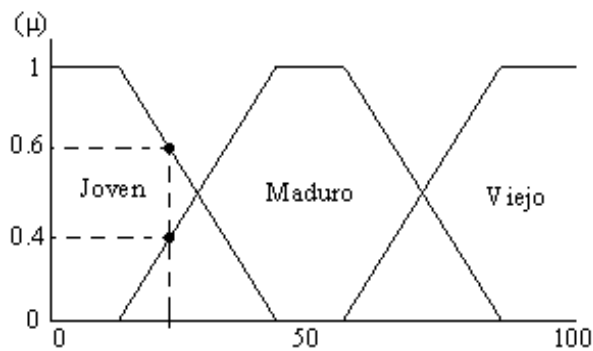


Figura 3: Representación de Conjuntos Difusos

**Veamos un Ejemplo de Conjuntos Difusos en el universo de la edad:**

Tómese un individuo  $x$  cuya edad sea de 20 años. Como se puede observar en la figura, pertenece al Conjunto Difuso "Joven" y al Conjunto Difuso "Maduro". Se puede observar que posee un grado de pertenencia  $\mu_A(x)$  de 0.6 para el Conjunto Difuso "Joven" y un grado de 0.4 para el Conjunto Difuso "Maduro"; también posee un grado de 0 para "Viejo". De este ejemplo se puede deducir que un elemento puede pertenecer a varios Conjuntos Difusos a la vez aunque con distinto grado. Así, nuestro individuo  $x$  tiene un grado de pertenencia mayor al conjunto "Joven" que al conjunto "Maduro" ( $0.6 > 0.4$ ), pero no se puede decir, tratándose de Conjuntos Difusos, que  $x$  es joven o que  $x$  es maduro de manera rotunda.

**1.6 OPERACIONES ENTRE CONJUNTOS DIFUSOS**

Los Conjuntos Difusos se pueden operar entre sí del mismo modo que los conjuntos clásicos. Puesto que los primeros son una generalización de los segundos, es posible definir las operaciones de intersección, unión y complemento haciendo uso de las mismas funciones de pertenencia:

$$\mu_{B \cap A}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

$$\neg \mu_A(x) = 1 - \mu_A(x)$$

En realidad, estas expresiones son bastante arbitrarias y podrían haberse definido de muchas otras maneras. Esto obliga a considerar otras definiciones más generales para las operaciones entre los Conjuntos Difusos. En la actualidad se considera correcto definir el operador intersección mediante cualquier aplicación t-norma y el operador unión mediante cualquier aplicación s-norma.

## VARIABLES LINGÜÍSTICAS

La Teoría de Conjuntos Difusos puede utilizarse para representar expresiones lingüísticas que se utilizan para describir conjuntos o algoritmos. Los Conjuntos Difusos son capaces de captar por sí mismos la vaguedad lingüística de palabras y frases comúnmente aceptadas, como "gato pardo" o "ligero cambio". La habilidad humana de comunicarse mediante definiciones vagas o inciertas es un atributo importante de la inteligencia.

Una Variable Lingüística es aquella variable cuyos valores son palabras o sentencias que van a enmarcarse en un lenguaje predeterminado. Para estas variables lingüísticas se utilizará un nombre y un valor lingüístico sobre un Universo de Discurso. Además, podrán dar lugar a sentencias generadas por reglas sintácticas, a las que se les podrá dar un significado mediante distintas reglas semánticas.

Los Conjuntos Difusos pueden utilizarse para representar expresiones tales como:

- X es PEQUEÑO.
- La velocidad es RÁPIDA.
- El ganso es CLARO.

Las expresiones anteriores pueden dar lugar a expresiones lingüísticas más complejas como:

- X no es PEQUEÑO.
- La velocidad es RÁPIDA pero no muy RÁPIDA.
- El ganso es CLARO y muy ALEGRE.

Así, se pueden ir complicando las expresiones. Por ejemplo, la expresión "x no es PEQUEÑO" puede calcularse a partir de la original calculando el complemento de la siguiente forma:

$$\mu_{\text{no\_PEQUEÑA}}(x) = 1 - \mu_{\text{PEQUEÑO}}(x)$$

Tratando de esta forma los distintos modificadores lingüísticos (muy, poco, rápido, lento...) pueden ir calculándose todas las expresiones anteriores.

## **AMERICAN DEPOSIT RECEIPT**

### **2.1. DEFINICIÓN DE ADR**

**ADR** (sigla en inglés de *American Depositary Receipt*) es un título físico que respalda el depósito en un banco estadounidense de acciones de compañías cuyas sociedades fueron constituidas fuera de aquel país, de manera de poder transar las acciones de la compañía como si fueran cualquiera otra de ese mercado. De esta forma, el mecanismo de ADR permite a una empresa nacional emitir acciones directamente en la bolsa extranjera. Las acciones subyacentes al ADR se llaman ADS, sigla en inglés de *American Depositary Share*.

Este instrumento nació a fines de la década del veinte como respuesta al creciente interés de los estadounidenses por participar en bolsas extranjeras, como el de compañías internacionales en listarse en el mercado de Estados Unidos. No obstante, fue a partir de los años ochenta cuando se observa un fuerte aumento en el número de colocaciones de este instrumento.

Las ventajas de usar ADR son principalmente:

- permite agrandar el mercado de acciones de una empresa ayudando a la estabilización de los precios.
- mejora la imagen de empresa, de sus productos e instrumentos financieros en Estados Unidos.
- estimula la inversión de americanos en la compañía filial
- permite la entada al mercado norteamericano a un bajo costo.

### **2.1.1. Forma de operar de los ADR**

La empresa que quiere colocar acciones en el mercado extranjero debe suscribir un contrato con un agente colocador (underwriting). Este garantiza la suscripción de casi la totalidad de la colocación. Luego un banco (banco depositario) emite los ADR. Los inversionistas adquieren estos ADR, y la empresa recibe a cambio los recursos por estos invertidos.

Este banco (banco depositario) es el titular de las acciones, a nombre de los inversionistas que adquirieron los ADR. También puede convertirse en el banco custodio si es que mantiene estos títulos físicos.

El inversionista puede negociar estos instrumentos en la bolsa extranjera o convertirlos en las acciones que representan y negociarlos en la bolsa nacional. Este mecanismo se denomina flowback. Si el inversionista extranjero adquiere las acciones en el mercado nacional y las transforma en ADRs para ser transadas en el exterior, se dice que está realizando un inflow.

### **2.1.2. Programas de Emisión de ADR**

Los ADR permiten que la empresa acceda a mercados de capital fuera de su país, para así ampliar su base de accionistas y aumentar su visibilidad. Existen dos tipos de programas de emisión de ADR: Patrocinado y No Patrocinado.

#### **Programa de emisión No Patrocinado**

Es propuesto por alguna persona física o jurídica que desee ser accionista de la empresa en cuestión; la compañía objetivo de la emisión de los ADR se ve involuntariamente dentro del proceso; y, a pesar de ser la emisora de las acciones, no controla el programa de emisión de los ADR. El accionista (que generalmente será norteamericano) que quiera adquirir ADR se dirigirá a su "broker" para que compre los títulos en el país de origen, y se pondrá en contacto con un banco norteamericano para

que actúe como depositario, emita los ADR y sea el creador de mercado (*market maker*) del valor. Los títulos subyacentes permanecerán en una cuenta del banco depositario en el banco custodio (situado en el país de origen).

Si los ADR que se desean adquirir cotizan en el mercado, el “broker” investigará en cuál se ofrecen a mejor precio, y los comprará directamente; pero si no existiera mercado, o el precio de las acciones (tomando en cuenta el tipo de cambio) en el país de origen fuera mejor, se comprarán las acciones en dicho país, serán depositadas en el banco custodio y el banco norteamericano depositario emitirá los ADR correspondientes. El inversionista deberá liquidar la deuda con su “broker” en dólares en los cinco días laborables siguientes a la compra.

### **Programa de emisión Patrocinado**

Los pasos para la creación de los ADR de un modo patrocinado son básicamente los mismos que en un programa no patrocinado; la diferencia principal consiste en que en este tipo de programa exige obligatoriamente un acuerdo entre el banco depositario y la empresa emisora de las acciones subyacentes de los ADR; la mayoría de los miembros del consejo de administración de la empresa deberán firmar el formulario F-61 requerido para este tipo de emisión. Este acuerdo deberá mostrar las responsabilidades y obligaciones de ambas partes; así como los derechos, reducciones en las comisiones o posibles beneficios que el poseedor de los ADR pueda obtener con su compra. Normalmente los programas no patrocinados se establecen en un periodo programado de 4 a 7 semanas, mientras que los patrocinados duran de 8 a 12 semanas.



## 2.2. TIPOS DE ADR

La norma 144A permite que las empresas extranjeras se asienten de manera privada en los mercados de Estados Unidos. Pueden ser compradas por compradores institucionales autorizados, inversores institucionales que llevan a cabo sus propias investigaciones sobre sus inversiones. Debido a que estos compradores se consideran informados, no se exige el registro en la Comisión Nacional del Mercado de Valores (*Securities and Exchange Commission, SEC*), y los requisitos de notificación son los menos estrictos.

Nivel 1: Los ADR de este nivel cotizan en mercados extra bursátiles (OTC) (en las hojas rosadas de la Oficina Nacional de Cotizaciones, en el Pizarrón de Anuncios de mercados OTC de la NASD, o en ambos sitios) y no cotizan en Bolsa o en el NASDAQ. Las empresas de nivel uno tienen que someterse a las normativas de la SEC, pero los requisitos de notificación son limitados.

Nivel 2: Estos valores cotizan en un mercado de valores nacional de Estados Unidos, la Bolsa de Nueva York (NYSE y AMEX), o el NASDAQ. Al cotizar en una bolsa importante de Estados Unidos, estas empresas aumentan su visibilidad y tienen un ritmo de operaciones más activo. Una empresa de nivel 2 cotiza en el mercado de valores de Estados Unidos, pero no amplía capital durante el proceso de admisión de sus valores en Bolsa.

Nivel 3: En una oferta de este nivel, la empresa ADR ofrece nuevas acciones a los inversores de Estados Unidos. Estos valores cotizan en uno de los principales mercados de valores de Estados Unidos (la Bolsa de Nueva York (NYSE y AMEX), o el NASDAQ) y tienen los mismos requisitos de notificación y registro que las empresas norteamericanas que cotizan en uno de estos mercados. Como en las empresas ADR de nivel 2, las del nivel 3 aumentan su nivel de visibilidad y su ritmo de operaciones en los mercados de capital de Estados Unidos, pero a diferencia de aquéllas también amplían capital al realizar una oferta pública.

## 2.3 LISTA DE ADR

Los ADR se pueden clasificar según su procedencia (ver lista completa de ADR en anexo A), estos son:

- Latinoamérica: Argentina, Is. Bermudas, Brasil, Is. Caimanes, Chile, Colombia, México y Venezuela.
- Europa: Alemania, Bélgica, Chipre, Dinamarca, España, Finlandia, Francia, Grecia, Holanda, Hungría, Irlanda, Italia, Luxemburgo, Noruega, Polonia, Portugal, Reino Unido, Suecia y Suiza.
- Asia y Oceanía: Australia, China, Corea, Filipinas, Hong Kong, India, Indonesia, Japón, Nueva Zelanda, Rusia, Singapur y Taiwán.
- África y Medio Oriente: Ghana, Israel, Republica Sudafricana.

## **MERCADOS REGIONALES**

El siguiente capítulo tiene por objetivo describir los mercados utilizados en la investigación. Los ADR's que componen la muestra de datos, pertenecen a los mercados geográficos de Europa Latinoamérica y Asia. El argumento que justifica aquella elección consiste en que estos mercados se caracterizan por representar distintos grados de desarrollo, lo que permite materializar el objetivo de la investigación; probar el poder predictivo del modelo de predicción de variaciones de precios accionarios, basado en la utilización de lógica borrosa.

El grado de desarrollo de un mercado se explica en primer lugar por su tamaño y su profundidad. El tamaño del mercado está representado por grado de actividad financiera que se presenta en un país o en una región, esto reflejado en el número de bolsas de comercio que existan junto con la magnitud de los volúmenes de transacción que en aquellas se realicen. La profundidad del mercado hace referencia al grado de sofisticación que existe en la oferta de instrumentos que ofrece el sistema financiero como objetos de transacción. Un ejemplo de la profundidad corresponde a lo siguiente, mientras más profundo sea el mercado bursátil, mayor será la oferta de productos "sofisticados" al momento de elegir activos como objeto de inversión, tales como algunos tipos de instrumentos derivados (swaps, warrants, opciones, etc.) Esta mayor profundidad estará asociada al grado de evolución que presenten las legislaciones correspondientes, que generalmente son las responsables del mayor incentivo u obstáculo en la búsqueda de nuevos instrumentos financieros.

Los mercados elegidos como objeto de estudio presentan distintos grados de desarrollo, en donde el mercado europeo se caracteriza por tener la mayor profundidad

y tamaño, mientras que el mercado latinoamericano se encuentra en el nivel más emergente, y el mercado asiático se ubica en un nivel intermedio entre los anteriores.

A continuación se exponen los mercados con las distintas bolsas de comercio pertenecientes a cada región.

<b>BOLSAS DE EUROPA</b>	
<b>País</b>	<b>Mercado</b>
Austria	Vienna Stock Exchange
Dinamarca	Copenhagen Stock Exchange
Francia	Paris Stock Exchange
Alemania	Berlin-Bremen Stock Exchange
Alemania	Dusseldorf Stock Exchange
Alemania	Frankfurt Stock Exchange
Alemania	Hamburg Stock Exchange
Alemania	Hanover Stock Exchange
Alemania	Munich Stock Exchange
Alemania	Stuttgart Stock Exchange
Alemania	XETRA Stock Exchange
Irlanda	Irish Stock Exchange
Italia	Milan Stock Exchange
Holanda	Amsterdam Stock Exchange
Noruega	Oslo Stock Exchange
Portugal	Lisbon Stock Exchange
España	Barcelona Stock Exchange
España	Bilbao Stock Exchange
España	Madrid Fixed Income Market
España	Madrid SE C.A.T.S.
España	Madrid Stock Exchange
Suecia	Stockholm Stock Exchange
Suiza	Swiss Exchange
Suiza	Virt-X
Reino Unido	London Stock Exchange

Tabla 1: Listado de Bolsas de Europa

Para el caso del mercado europeo el número de bolsas de comercio corresponde a 25 y en donde es posible observar que existen países con gran actividad bursátil como es el caso de Alemania, España y Suiza.

<b>BOLSAS DE ASIA</b>	
<b>País</b>	<b>Mercado</b>
China	Shanghai Stock Exchange
China	Shenzhen Stock Exchange
Hong Kong	Hong Kong Stock Exchange
India	Bombay Stock Exchange
India	National Stock Exchange of India
Indonesia	Jakarta Stock Exchange
Israel	Tel Aviv Stock Exchange
Corea del Sur	Korea Stock Exchange
Corea del Sur	KOSDAQ
Singapur	Singapore Stock Exchange
Taiwán	Taiwan OTC Exchange
Taiwán	Taiwan Stock Exchange
Tailandia	Stock Exchange of Thailand

Tabla 2: Listado de Bolsas de Asia

En la región asiática el número de bolsas de comercio se ve disminuido con respecto al mercado europeo, alcanzando el número de 13. Sin embargo, a pesar del menor número, los volúmenes de transacción de países como Japón y China, hacen que esta región cobre gran relevancia mundial.

<b>BOLSAS DE LATINOAMERICA</b>	
<b>País</b>	<b>Mercado</b>
Argentina	Buenos Aires Stock Exchange
Brasil	Sao Paulo Stock Exchange

Tabla 3: Listado de Bolsas de Latinoamérica

Como parte de éste capítulo, que tiene por objetivo describir y analizar los mercados utilizados, se extiende un análisis de los mercados. En este análisis se busca encontrar la relación que existe entre el mercado europeo, asiático y latinoamericano con respecto al mercado estadounidense, que se tomo referente del mercado con mayor grado de desarrollo a nivel mundial. Para lo anterior, se representó cada mercado a través de los índices bursátiles que lo componen y como referencia del mercado americano se utilizó el índice Standard & Poor's 500. Posteriormente se

obtuvo el promedio de las correlaciones de los retornos, con respecto al mercado América y también el promedio del *coeficiente Beta*, que indica la relación de variabilidad entre cada índice y el S&P500. Cabe mencionar que antes de realizar el análisis se esperaba obtener alguna relación entre el grado de desarrollo esperado de cada mercado y por ejemplo, la estabilidad de sus retornos o el grado de correlación con el mercado europeo.

A continuación se presentan las tablas resúmenes con la información mencionada.

INDICES EUROPA				
INDICES	PAIS	TICKER	CORRELACION	BETA
ATX	(Austria)	^ATX	0,5133	0,8543
BEL-20	(Bélgica)	^BFX	0,5550	0,5985
CAC 40	(Francia)	^FCHI	0,7250	0,8418
DAX	(Alemania)	^GDAXI	0,7308	1,0303
S&P Mib	(Italia)	^SPMIB	0,0843	0,7387
AEX	(Netherlands)	^AEX	0,7070	0,9045
Total Share	(Noruega)	^OSEAX	0,4087	0,7809
OMX Stockholm 30	(Sweden)	^OMXSPI	0,6350	0,8677
Swiss Market	(Suiza)	^SSMI	0,6240	0,6398
FTSE 100	(Reino Unido)	^FTSE	0,6801	0,6579
<b>PROMEDIO</b>			<b>0,5663</b>	<b>0,7914</b>

Tabla 4: Resultados de la Correlación y Beta de los Índices de Europa

Para Europa el número de índices utilizados fue de 10, debido a la disponibilidad de datos encontrados, correspondiente al período de análisis utilizado en la aplicación del modelo. En este cuadro se observa que el promedio del coeficiente de correlación alcanza un valor de 0.5663 y el promedio de betas de 0.79. Mirando éste último valor, es posible afirmar que en general, el mercado europeo tiene una variabilidad en su rentabilidad menor al mercado estadounidense, debido a que el promedio del beta menor a 1.

INDICES ASIA				
INDICES	PAIS	TICKER	CORRELACION	BETA
Hang Seng	(Hong Kong)	^HSI	0,4240	0,6110
BSE 30	(India)	^BSESN	0,4061	0,8151
Jakarta Composite	(Indonesia)	^JKSE	0,3551	0,7090
Nikkei 225	(Japón)	^N225	0,4607	0,7398
KLSE Composite	(Malasia)	^KLSE	0,1919	0,1906
Strait Times	(Singapur)	^STI	0,4257	0,4794
Seoul Composite	(Corea del Sur)	^KS11	0,5318	1,0523
Taiwan Weighted	(Taiwán)	^TWII	0,4417	0,7944
<b>PROMEDIO</b>			<b>0,4046</b>	<b>0,6739</b>

Tabla 5: Resultados de la Correlación y Beta de los Índices de Asia

Para el mercado asiático, el número de índices considerados corresponde a 8, debido a la disponibilidad de datos encontrados, correspondientes al período de análisis utilizado en la aplicación del modelo. En este cuadro se observa que el promedio del coeficiente de correlación alcanza un valor de 0.4046 y el promedio de betas de 0.6739. Mirando éste último valor, es posible afirmar que en general, los índices asiáticos en promedio, tienen una variabilidad de su rentabilidad, menor al mercado estadounidense.

INDICES LATINOAMERICA				
INDICES	PAIS	TICKER	CORRELACION	BETA
MerVal	(Argentina)	^MERV	0,3388	0,9256
Bovespa	(Brasil)	^BVSP	0,6367	1,5393
Ipsa	(Chile)	^IPSA	0,1612	1,7094
<b>PROMEDIO</b>			<b>0,3789</b>	<b>1,3915</b>

Tabla 6: Resultados de la Correlación y Beta de los Índices de Latinoamérica

Para el mercado latinoamericano, el número de índices considerados corresponde a 3, debido a la disponibilidad de datos encontrados, correspondientes al período de análisis utilizado en la aplicación del modelo. En este cuadro se observa

que el promedio del coeficiente de correlación alcanza un valor de 0.3789 y el promedio de betas de 1.3915. En este caso el valor del coeficiente beta indica que la variabilidad de la rentabilidad de los índices latinoamericanos es mayor a la experimentada por el mercado de Estados Unidos, debido a que el promedio de los betas es mayor a 1.

Al analizar los resultados obtenidos de forma comparativa entre las distintas regiones geográficas, se puede concluir que por un lado, tal como se esperaba, el grado de correlación entre los retornos de los índices (cada región geográfica con respecto a estados unidos representado por el S&P500) indica que mientras mayor es el grado de desarrollo del mercado financiero de la región, mayor es la correlación que existe entre sus retornos. Lo anterior puede estar explicado por lo siguiente, dado que en este caso el mercado americano es referenciado como el mercado con mayor nivel de desarrollo, es esperable que, mientras mayor sea el grado de desarrollo del mercado objeto de análisis, mayor será la correlación con el mercado estadounidense. Mientras que al analizar el valor del coeficiente beta, que representa la relación de variabilidad de la rentabilidad del índice con respecto al S&P500, es posible observar que el valor de éste coeficiente aumenta a medida que disminuye el nivel de desarrollo de la región. Este efecto también concuerda con los resultados esperados, dado que se esperaba que mientras menor sea el grado de desarrollote un mercado, la presencia de volatilidad será mayor debido a que el comportamiento de los precios de las acciones que componen el índice, será de mayor variabilidad.

<b>REGION</b>	<b>PROMEDIO CORRELACION</b>	<b>PROMEDIO BETA</b>
EUROPA	0,5663	0,7914
ASIA	0,4046	0,6739
LATINOAMERICA	0,3789	1,3915

Figura 7: Resumen de resultados por Región



## CAPITULO IV. LOGICA BORROSA APLICADA EN ADR DE EUROPA, LATINOAMERICA Y ASIA

### **APLICACIÓN DE LOGIGA BORROSA**

#### **4.1 INTRODUCCION**

Predecir los movimientos de los precios de futuros a partir del análisis de series históricas ha llevado a que los analistas se centren en la psicología del inversor y en la respuesta de éste, a los movimientos de los precios del mercado accionario. La idea detrás de esto es que el precio al cual un inversionista está dispuesto a comprar o vender depende de sus expectativas: si él espera un alza futura en el precio entonces comprara, si él espera una caída en la cotización del precio venderá. Esta conducta que pareciera ser trivial, resulta de gran complejidad ya que responde a las expectativas y actitudes del ser humano. Este estudio busca ver como actúan los ADR que pertenecen a mercados de distinto nivel de desarrollo pero que se transan en el mercado accionario de EE.UU., esto se llevo a cabo a través de una serie histórica, mapeando sus variaciones históricas a través de un sistema lógico de procesamiento de datos.

En las últimas décadas, en los procesos de predicción se han incorporando nuevas técnicas en base a modelos no paramétricos y no lineales tales como las redes neuronales. A modo de ejemplo, Parisi, Parisi & Guerrero (2003) utilizaron redes neuronales en el proceso de construcción de modelos predictivos de las variaciones semanales de diferentes índices bursátiles internacionales. Lo anterior se suma a los resultados de Tsibouris & Zeidenberg (1995) y White (1993), quienes trabajaron en la predicción de índices bursátiles y de activos individuales, y confirmaron un mejor rendimiento de la redes neuronales. También Parisi, Parisi & Cornejo (2004) utilizaron

algoritmos genéticos para rutear el proceso de búsqueda del mejor modelo lineal multivariado dinámico y recursivo, en términos de su capacidad para predecir el signo de la variación experimentada por los índices Dow Jones Industry, Nasdaq, IPC y TSE, los mismos que se abordan en esta investigación.

Los modelos anteriores, paramétricos o no paramétricos, lineales y no lineales, buscan reconocer patrones de comportamiento y establecer relaciones entre la variable que se desea proyectar y la(s) variable(s) explicativa(s). Estas relaciones se expresan en un lenguaje matemático, a través de la estimación de coeficientes y del análisis de su significancia estadística. Sin embargo, la mayoría de los agentes que participan en el mercado utiliza un lenguaje que incorpora aspectos de carácter cualitativo para referirse, por ejemplo, al precio de un activo, a la rentabilidad de la inversión, a la volatilidad del mercado, etc. Así, es común encontrar expresiones tales como que el precio esta “relativamente alto” o “relativamente bajo”, que la rentabilidad de la inversión es “atractiva”, que la volatilidad del mercado es “relativamente alta” o que éste se encuentra más bien “estable”, etc. En este contexto, los modelos cuantitativos tienen dificultades para absorber esta información de carácter cualitativo, lo que plantea la necesidad de desarrollar y analizar el uso de nuevas técnicas que permitan incorporar este tipo de referencias. La metodología de *lógica borrosa* (también conocida como *lógica difusa* o *fuzzy logic*), basada en la idea de que las variables son de carácter lingüístico y que, por lo tanto, deben ser manejadas no como un número sino más bien por las características que ellas presentan, viene a dar respuesta a esta inquietud.

*Conceptos Claves:* Lógica Borrosa, Funciones de Pertenencia, Conjuntos de Pertenencia, Reglas de *Trading*, Desfuzificación, Porcentaje de Predicción de Signo, Test de Acierto Direccional.

## 4.2 TEORIA DE LOGICA BORROSA

La teoría de *lógica borrosa* fue introducida por Loffi A. Zadeh, a mediados de los años 60 (“Fuzzy Sets”), y desde esa fecha se ha desarrollado como una herramienta elemental para el control de subsistemas y procesos industriales complejos, ya que los sistemas borrosos permiten modelar sistemas no lineales, y aprender de los datos haciendo uso de determinados algoritmos de aprendizaje. La *lógica borrosa* surge como un perfeccionamiento de la *lógica booleana* tradicional, en la cual los conjuntos son considerados como sistemas bivalentes, con sus estados alternando entre “pertenencia” o “no pertenencia” (inclusión o exclusión), donde tradicionalmente se define la función característica,  $f_A$  – que describe la pertenencia de un elemento  $x$  al conjunto  $A$  –, como:

$$f_A = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \notin A \end{cases}$$

(1)

De esta forma, la pertenencia de un elemento al conjunto  $A$  queda fraccionada y las relaciones entre conjuntos quedan categorizadas, siendo la transición entre dos conjuntos (o estados)  $A$  y  $B$  radical e inmediata.

La *lógica borrosa*, por su parte, considera la idea de variable lingüística, que capta las propiedades de aproximación o los conceptos de imprecisión en un sistema, permitiendo que un elemento tenga valores intermedios en el grado de pertenencia a un conjunto determinado. Cada elemento del universo tiene asociado una función de pertenencia continua  $f_A$  – que toma valores entre 0 y 1 – que indica el “grado de pertenencia” del elemento  $x$  al conjunto  $A$ . Así, un conjunto en el universo de discurso  $U$  es definido por una función de pertenencia  $f_A: U \rightarrow [0, 1]$ , donde  $f_A(x) \in [0, 1]$  indica el grado de pertenencia de  $x$  al conjunto  $A$ .

Bajo este concepto de *lógica borrosa* reside la idea que los elementos claves del pensamiento no son numéricos, sino que son ideas con cierto grado de vaguedad,

donde los elementos pasan de un conjunto a otro de manera suave y flexible, convirtiéndose de esta forma en una herramienta atractiva para manejar la incertidumbre.

La *lógica borrosa* incorpora tres pasos fundamentales: (1) la elección de los *inputs* del proceso *fuzzy*, (2) la designación de *funciones* y *conjuntos de pertenencia* y, (3) la determinación de las *reglas difusas* y de la variable de salida (*defuzificación*).

Los *input* del proceso *fuzzy* se refieren a las variables que se presumen importantes de considerar, ya que el comportamiento de éstas y sus combinaciones influyen sobre la variable que se desea proyectar. Estas variables son agrupadas en los *conjuntos de pertenencia* (también llamados *conjuntos difusos*) a los cuales pertenecerán en algún grado.

Los *conjuntos de pertenencia* son determinados por sus *funciones de pertenencia*. Comúnmente, el número de conjuntos difusos es definido de manera tal que contenga todo el rango de posibles valores que podría adoptar la variable. Este rango de variación es conocido como *universo de discurso*. Las *funciones de pertenencia* generalmente son funciones continuas cuyo dominio es el *conjunto de discurso* y su *imagen* un valor real entre 0 y 1, el cual representará el grado de pertenencia de la variable al conjunto en cuestión. Estos conjuntos de pertenencia, junto a las *reglas difusas*, determinarán el comportamiento que tendrá la variable de salida.

Se requiere el establecimiento de reglas para combinar los *conjuntos de pertenencia* a través de operaciones de unión, intersección y complemento. Las operaciones entre conjuntos se asociarán a las conexiones lingüísticas “o”/“y”. Así, la intersección se asocia a “y”, mientras que la unión a “o”. De esta manera se pueden conectar y manipular los *conjuntos de pertenencia* que contienen los *inputs* para, a su vez, obtener nuevos *conjuntos difusos* en los cuales se agrupen los *outputs*. En principio, no existen reglas generales o un método de construcción de *reglas fuzzy* o de funciones de pertenencia, por lo que éstas son determinadas por cada diseñador. No

obstante, éstas deben cumplir con las propiedades de  $t$ -normas para la intersección y  $t$ -conormas para la unión.

El proceso de proyección es realizado por medio de la elaboración de *reglas difusas*, las cuales relacionan la correspondencia entre los *input* y el *output* a través de las operaciones de conjuntos. La forma usual de las *reglas difusas* es del tipo: *si  $i_1$  es  $f_1$  y/o  $i_2$  es  $f_2$  y/o...  $i_n$  es  $f_n$ , entonces  $o_t$  es  $o_k$* . Donde  $i_1, i_2, \dots, i_n$  son los *inputs* atribuibles a las funciones de pertenencias  $f_1, f_2, \dots, f_n$ , respectivamente;  $o_t$  es el *output*, y  $o_k$  es la clasificación atribuible a  $o_t$ . Finalmente, el *output fuzzy* debe ser transformado en una variable posible de interpretar, proceso denominado *desfuzificación*.

### 4.3 DATOS Y METODOLOGIA

En este estudio se utilizaron series históricas de cotizaciones de cierre semanales de ADR de Europa, Latinoamérica y Asia. Los datos corresponden al período comprendido entre el 31 de octubre de 2003 y el 22 de septiembre de 2006.

El número de ADR evaluados para cada región, Europa (172), Asia (99) y Latinoamérica (77), fue distinto. Esto se debió principalmente por que solo se estudiaron los ADR que tuviesen completa la información histórica del período seleccionado, dejando fuera del estudio a aquellos ADR que no tenían una antigüedad de 3 años como mínimo, con el objetivo de tener mejores resultados.

Se construyó un modelo de *Lógica Borrosa*, para efectos de evaluar su poder predictivo en distintos escenarios. De esta forma se busca ver como se comporta el modelo en su función predictiva en mercados con distinto nivel de desarrollo accionario y económico. El modelo de lógica difusa radica en que éste ha sido construido asignando a los *inputs* funciones de pertenencia, buscando mostrar la

eficiencia de la técnica en función de dos aspectos: por una parte, en la elaboración de un modelo que maximice el porcentaje de predicción de signo (PPS)

Como anteriormente se nombre, se bajaron los datos semanales al día viernes de los distintos ADR que están presentes en los tres mercados de estudio desde el 31.10.03 al 22.09.06. Sobre ellos se trabajó, obteniendo la rentabilidad del 1° rezago.

Posteriormente, se sacó el sigma y promedio de la serie rezagada. Una vez obtenido lo anterior, se calculó desviación estándar del rezago y finalmente, el valor máximo, mínimo y el promedio triangular.

Los valores mínimos, máximos y el promedio muestral, sirvieron para determinar las aristas de los triángulos del 1° rezago, en el siguiente orden: a, c y b, respectivamente.

El sigma de cada desviación sirvió para determinar las cotas de las etiquetas lingüísticas (altísima, muy alta, alta, mas o menos alta, mas o menos baja, baja, muy baja, bajísima), las cuales contienen los valores por etiqueta según la concentración por sigma que establece una distribución normal.

Se desarrolló el "Term Set Genérico", para el primer rezago de los ADR para las tres regiones estudiadas. A continuación se muestra una representación grafica de un "TERM SET".

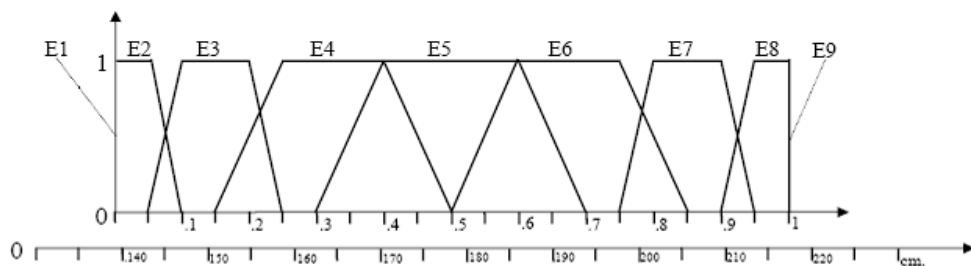


Figura 4: Representación grafica de un "TERM SET".

Las funciones de pertenencia se crearon en base a las típicamente conocidas como "Funciones Triangulares"; las que operan de la siguiente forma:  $0, x \leq a; (x-a)/(b-a), a \leq x \leq b; (c-x)/(c-b), b \leq x \leq c$  y  $0, c \leq x$ . Sumado a lo anterior, se le otorgó un peso a cada una bajo el siguiente esquema: "El peso de cada rezago disminuye exponencialmente en la medida que toma distancia del 1° (el cuál vale 1). El 2° es de  $1 / \exp(0.25)$ , el 3° de  $1 / \exp(0.50)$  y el 4° de  $1 / \exp(0.75)$ ". Lo anterior, tiene como propósito incorporar el efecto decreciente que tienen los resultados en la medida que ellos se alejan del presente (punto evaluado).

El impacto que tienen las funciones de pertenencia según se ha propuesto, es que arrojan un sólo valor dentro de una cota específica por cada día de cada uno de los rezagos evaluados. La combinación de los conjuntos borrosos se realiza por suma simple de los valores que resultan de las etiquetas lingüísticas de los rezagos, arrojando varios números de salida.

Finalmente, del modelo construido en base a un rezago de la misma variable y el rezago de cada uno de los ADR's restantes, por separado, se evaluó el PPS extramuestral, de cada una de las tres regiones estudiadas.

#### **4.4 ELABORACION DE LAS REGLAS**

Las reglas son construidas a partir de combinaciones aleatorias de los conjuntos de pertenencia, de donde es elegida la combinación que maximice el PPS intramuestral.

La elaboración de las reglas, es en si, la parte mas delicada en el proceso de lógica borrosa, puesto que con estas reglas y sus combinaciones determinaran en definitiva el output del proceso. Sin embargo, en nuestra aplicación, no existió un proceso optimizador de las reglas a utilizar, pues el objetivo principal de la investigación es probar la técnica a nivel de distintos mercados.

Con respecto a las reglas en sí, la forma de funcionar es la siguiente: Las Cotas mínimas, máximas definen el estado de la naturaleza de la variable, desde la BAJISIMA a la ALTISIMA en la variable y en su 1° rezago, las que se evalúan separadamente. La defuzicación será el promedio ponderado de cada resultado.

La terminología usada para las operaciones de los conjuntos está determinada por las definiciones de Zadeh. En el caso particular de este trabajo la *t-norma* y *t-conorma* están definidas como:

$$\text{Intersección} : f_{A \cap B}(x) = \min\{f_A(x), f_B(x)\} \quad (1)$$

$$\text{Unión} : f_{A \cup B}(x) = \max\{f_A(x), f_B(x)\} \quad (2)$$

$$\text{Complemento} : f_{\bar{A}}(x) = 1 - f_A(x) \quad (3)$$

Estas reglas generan un *output* que señala si la variación esperada para el momento  $t+1$  es *negativa*, *neutra* o *positiva*. Para el caso particular de los *outputs* también se consideraron *funciones de pertenencia* que están determinadas por la siguiente expresión (4):

$$f(x; a, b, c) = \left\{ \begin{array}{l} 0, x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, b \leq x \leq c \\ 0, c \leq x \end{array} \right\} \quad (4)$$

Donde  $a, b, c$ , son las cotas de la función Term Set Genérico, y que delimita la función de pertenencia, calculado de las series históricas de los ADR's



Las reglas utilizadas corresponden a las siguientes:

**De compra en  $t+1$ :**

- Que la variación del mismo ADR en  $t$  haya sido alguna de las siguientes: Altísima, Muy Alta o Alta.
- Que la variación del ADR explicativo externo en  $t$  haya sido más o Menos Alta y que la variación del mismo ADR en  $t$  haya sido más o menos Alta.

Para obtener el valor de Comprar, se toma el máximo del output de estas 2 reglas.

**De venta en  $t+1$ :**

- Si la variación del ADR explicativo externo en  $t$  fue Baja, Muy Baja o Bajísima.
- Si ocurrió al mismo tiempo que: en  $t-1$  y en  $t$ , la variación del ADR explicativo externo haya sido Más o Menos Baja.
- Si la variación del mismo ADR en  $t$  fue una de las siguientes: Mas o Menos Baja, Muy Baja o Baja.
- Si la variación del mismo ADR en  $t-1$  y en  $t$  fue Mas o Menos Baja.

Para obtener el valor de Vender, se promedian todos los outputs.

Luego, para tomar la decisión de Vender o Comprar, se comparan ambos valores y se opta por aquella acción que tiene el mayor valor.

#### **4.5 DESFUZIFICACIÓN**

El último paso en el proceso *fuzzy* consiste en la *defuzificación*. Tras la aplicación de las reglas *si  $i_1$  es  $f_1$  y/o  $i_2$  es  $f_2$  y/o...  $i_n$  es  $f_n$ , entonces  $o_t$  es  $o_k$* , lo que se obtiene es la imagen de la *función de pertenencia*, es decir, el grado de pertenencia del *output* a un determinado conjunto  $k$ , cuya inversa proporciona el valor del *output* ( $O_t$ ) correspondiente a ese nivel de pertenencia. Sin embargo, la función exponencial es una función epiyectiva y, por lo tanto, su inversa deberá estar restringida a un sub-

intervalo de la pre-imagen. Los intervalos considerados para la *función de pertenencia a la baja* son los valores que están sobre la media del conjunto.

De esta manera, el valor obtenido tras la *desfuzificación* es un valor en torno a la media de las variaciones de precio de las series históricas de los ADR's Europeos, Asiáticos y Latinoamericanos, que indicaría cuál es la tendencia que sigue el movimiento de estos precios.

#### 4.6 EVALUACIÓN DE LA CAPACIDAD PREDICTIVA

A continuación, se evaluó la calidad del modelo en función del *porcentaje de predicción de signo* alcanzado (PPS) del modelo de *lógica borrosa* PPS intramuestral, a fin de evaluarlos sobre un conjunto extramuestral de 71 datos semanales. Para ello se dividió la muestra total en dos: una de tamaño “*n*” (llamado conjunto intramuestral y compuesto por 75 observaciones) para estimar los parámetros que maximicen el PPS, del modelo de *lógica borrosa*; y otra de tamaño “*m*” (denominado conjunto extramuestral y compuesto por 71 observaciones para evaluar la capacidad predictiva del modelo. Para realizar esto último, se comparó el signo de la proyección con el signo de la variación observada, en cada *t*-ésimo período, donde  $t=1, 2, \dots, m$ . Si los signos entre la variación proyectada y la variación observada coinciden, entonces se anota un acierto (*hit*). En caso contrario, se anota un error de predicción, lo cual disminuye la capacidad predictiva del modelo. El PPS del modelo se calculó de la siguiente forma:

$$PPS = \frac{\sum_{t=1}^m P_t}{m}$$

$$p_t = \begin{cases} 1, & \text{si } \Delta ADR_t * \hat{\Delta} ADR > 0 \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases} \quad t = 1, 2, 3, \dots, m$$

Donde  $\Delta$  representa la variación observada del tipo de cambio y  $\hat{\Delta}$  la variación real. Además, en esta etapa se aplicó el *test de acierto direccional* de Pesaran & Timmermann (1992), con el objeto de medir la significancia estadística de la capacidad predictiva del modelo de Lógica Borrosa.

El *test de acierto direccional* se usa con el objetivo de medir la significancia estadística de la capacidad predictiva de los modelos analizados. El test de acierto direccional prueba la hipótesis nula de que las variaciones observadas están independientemente distribuidas de las variaciones proyectadas. Por ello, si se rechaza la hipótesis nula, se dice que existe evidencia estadística de que el modelo tiene capacidad para predecir la evolución futura de la variable observada.

Este *test* compara el signo de la proyección  $\hat{\Delta P}_{i,t+1}^j$ , con el del valor observado  $\Delta P_{i,t+1}$  para cada  $i$ -ésima observación del conjunto extramuestral ( $i=1,2,\dots,n$ ); donde el signo indica la dirección en que se moverá el mercado accionario: al alza, si es positivo, o a la baja, si es negativo. Si los signos coinciden, aumentan la efectividad de la predicción, y en caso de no existir coincidencia, aumenta el error de predicción del modelo (igual que la metodología usada para calcular PPS).

Luego, se calcula un ratio de éxito ( $SR$ ) que se define como:

$$SR = n^{-1} \sum_{i=1}^m I_i \left[ \Delta P_{i,t+1}, \hat{\Delta P}_{i,t+1}^j > 0 \right]$$

Donde  $I_i[\cdot]$  es una función indicador que toma el valor de 1 cuando su argumento es cierto y 0 en otro caso. Además:

$$P = n^{-1} \sum_{i=1}^m I_i \left[ \Delta P_{i,t+1} > 0 \right]$$

$$\hat{P} = n^{-1} \sum_{i=1}^m I_i \left[ \Delta P_{i,t+1}^j > 0 \right]$$

El ratio de éxito en el caso de independencia de  $\hat{\Delta P}_{i,t+1}^j$  y  $\Delta P_{i,t+1}$ , *SRI*, está dada por:

$$SRI = P \cdot \hat{P} + (1 - P)(1 - \hat{P})$$

Donde *P* corresponde al porcentaje de positividad de las observaciones y  $\hat{P}$  corresponde al porcentaje de positividad de las proyecciones. La varianza del ratio *SRI* se define Como:

$$VAR \left[ \overline{SRI} \right] = n^{-2} \left[ (2 \cdot \hat{P} - 1)^2 P(1 - P) + n(2 \cdot P - 1)^2 \hat{P}(1 - \hat{P}) + 4 \cdot P \cdot \hat{P}(1 - P)(1 - \hat{P}) \right]$$

Por su parte, la varianza del ratio de éxito (*SR*) se define como:

$$VAR \left[ \overline{SR} \right] = n^{-1} \cdot SRI(1 - SRI)$$

Finalmente, el test  $DA^1$  de Pesaran & Timmermann (1992) está dado por:

$$DA = (VAR \left[ \overline{SR} \right] - VAR \left[ \overline{SRI} \right])^{-1/2} (SR - SRI)$$

Como dicho *test* sigue una distribución normal estándar, los valores de rechazo de la hipótesis nula serán el -1,96 y el 1,96. Es decir; si el valor *DA* está entre los valores de rechazo, no se rechaza la hipótesis nula de que las variaciones observadas están independientemente distribuidas de las variaciones proyectadas.

De esto último se entiende que se busca rechazar la hipótesis nula; es decir, que el valor *DA* no se encuentre entre los valores críticos mencionados y que por ende si exista capacidad predictiva.

---

<sup>1</sup> DA por Directional Accuracy

Luego, a fin de analizar si la capacidad predictiva del modelo se traduce o no en beneficios económicos, se calculó la rentabilidad acumulada que se hubiese logrado de haber seguido las recomendaciones de *trading* del modelo: comprar si la proyección es a la baja y vender si la proyección es al alza. Para ello se asumió una inversión inicial de US\$ 10,000. Al momento de calcular la rentabilidad de la estrategia de *trading* no se realizaron ventas cortas y no se asumió un costo fijo por transacción.

## **RESULTADOS**

Los resultados obtenidos, luego de realizar los cálculos, arrojan información que puede ser interpretada de diferentes formas, puesto que las variables involucradas, tales como, promedio de Porcentajes de predicción de signo Intra y Extra muestral, porcentajes de significancia de los Test estadísticos, Promedios de Diferencias de rentabilidad de la técnica versus Buy & Hold y sus respectivas varianzas, entregan información relevante y no excluyente entre si.

Comenzaremos haciendo el análisis comparativo intermercado, con los promedios de los Porcentajes de Predicción de Signo. Para el mercado europeo los porcentajes Intra y Extra Muestral son 59,23% y 58,84%, para el asiático son 62,08% y para el latinoamericano son 57,48% y 58,62%. Según el nivel de desarrollo de cada mercado, se esperaba que el mercado europeo obtuviera los mayores valores en porcentajes de PPS Intra y Extra Muestral, de acuerdo a la hipótesis planteada en la investigación, referente a que la técnica de lógica borrosa en la creación de modelos predictivos funciona mejor en los mercados desarrollados. Sin embargo, los resultados obtenidos arrojan que los mayores valores para estos porcentajes fueron obtenidos por Asia, quedando Europa en el segundo lugar y Latinoamérica en el tercero. Además, al analizar la varianza de los estadísticos anteriores, es posible observar que la magnitud de ésta se relaciona directamente con el valor de dichos estadísticos, haciendo inferir que a medida que aumenta el valor del PPS, también aumenta la dispersión de sus valores y por ende, disminuye la estabilidad del promedio.

		EUROPA	ASIA	LATINOAMERICA
PPS Intra	Promedio	56,63%	62,08%	57,48%
	Desviación Est.	3,85%	5,08%	3,67%
	% Desv. Est.	6,80%	8,18%	6,38%
PPS Extra	Promedio	61,40%	57,84%	58,62%
	Desviación Est.	4,77%	4,30%	3,92%
	% Desv. Est.	7,76%	7,43%	6,69%

Tabla 8: Resumen de resultados de PPS

Otro indicador utilizado en el análisis fue el porcentaje de test los cuales resultaron ser significativos. Lo anterior indica que, del total de ADR's analizados para cada región, no todos obtuvieron un modelo predictivo que permitiera realizar estimaciones significativas, por lo que este indicador muestra el porcentaje de estimaciones de los que sí resultaron ser significativas para cada región. Adicionalmente se debe considerar que el número de ADR's utilizados en cada región es distinta, debido a la disponibilidad de los datos, por lo que cualquier medida de comparación debe ser en porcentajes o en promedios y además, no se debe descartar que los resultados obtenidos tengan alguna influencia por éste efecto.

Otro aspecto a considerar es que la significancia estadística de los test fue probada al 95% y 90%, debido a que en algunos casos el valor de los test estadísticos era muy bajo. Los valores correspondientes al Porcentaje de significancia de los Test corresponden a los siguientes: Europa 80,12%, Asia 90,91% y Latinoamérica 55,84%. Lo anterior implica que las estimaciones fueron estables en mayor proporción para el continente asiático y en segundo lugar para Europa, finalizando con Latinoamérica. Analógicamente al resultado anterior, se hubiera esperado que la estabilidad de las estimaciones fuera mayor en el mercado con mayor grado de desarrollo. Sin embargo, Asia posee el mayor porcentaje.

		EUROPA	ASIA	LATINOAMERICA
% Test Significativos	SIGNIF/TOT.	80,12%	90,91%	55,84%

Tabla 9: Porcentaje de Test significativos por Región

Otro indicador utilizado para evaluar la capacidad de la técnica, fue el exceso de rentabilidad obtenida al utilizar el modelo con respecto a una administración pasiva o Buy & Hold. Se debe tener en cuenta que el promedio de la rentabilidad obtenida por este indicador, puede estar influenciado por dos factores. El primero se refiere a que la magnitud de la rentabilidad puede explicarse por la efectividad de la técnica, pero también por la rentabilidad en sí, correspondiente a cada mercado, por lo que la interpretación del valor final obtenido debe tratarse con especial rigurosidad. Los promedios de rentabilidad corresponden a: 777,98% para Europa, 1430,00% para Asia y 1982,92% para Latinoamérica, por lo que es posible ver que la rentabilidad promedio aumenta conforme disminuye el grado de desarrollo del mercado. Mientras que el exceso de Rentabilidad para cada mercad es: Europa 691,05%, Asia 1365,10% y Latinoamérica 1843,23%. (Resultados expuestos en la Tabla N° 10) Dada las implicancias de este indicador, optaremos por hacer la siguiente interpretación, los valores obtenidos indican que el exceso de rentabilidad aumenta, conforme disminuye el nivel de desarrollo de cada mercado.

Paralelamente, no se encuentra ninguna relación entre la efectividad de la técnica, medida por el exceso de rentabilidad asociada a ella y el grado de desarrollo de los mercados analizados.

Se puede concluir, que los resultados asociados a este último indicador, se asocian sólo a la rentabilidad intrínseca de cada mercado, que mientras menor sea el nivel de desarrollo del mercado, mayor será la volatilidad asociada y por ende mayor la rentabilidad esperada.



		EUROPA	ASIA	LATINOAMERICA
<b>Rentabilidad</b>				
	Promedio	777,98%	1430,00%	1982,92%
	Desviación Est.	1025,23%	2120,80%	4243,57%
	% Desv. Est.	131,78%	148,31%	214,01%
<b>Buy &amp; Hold</b>				
	Promedio	86,93%	64,90%	139,69%
	Desviación Est.	112,34%	108,32%	160,46%
	% Desv. Est.	129,23%	166,91%	114,86%
<b>Exceso Rentabilidad ( Rentab - B&amp;H)</b>				
	Promedio	691,05%	1365,10%	1843,23%
	%	88,83%	95,46%	92,96%

Tabla 10: Promedios y desviación estandar de la rentabilidad por Región

Adicionalmente, se graficó la evolución de la Rentabilidad de la técnica Versus el Buy & Hold a través del tiempo, lo que permite observar, el comportamiento de la rentabilidad de la técnica y la representatividad que puede asignarse a los promedios utilizados, a la hora de resumir los datos. Para esto se escogieron 3 ADR's por región, en base a los criterios de: Mejor PPS Intra muestral, Mejor PPS Extra muestral y Mayor valor del Test de Pesaram y Timmerman. Ver anexo C.

## **CONCLUSIONES**

Nuestra hipótesis, la cual es: “El modelo predictivo de precios accionarios, basado en la metodología de lógica borrosa, posee mayor potencial predictor en los mercados desarrollados”, se rechaza pese a que los resultados no son concluyentes en su totalidad. Esto se puede deber a que como se explicó anteriormente, los ADR se transan en EE. Nuestra hipótesis, la cual es: “El modelo predictivo de precios accionarios, basado en la metodología de lógica borrosa, posee mayor potencial predictor en los mercados desarrollados”, se rechaza pese a que los resultados no son concluyentes en su totalidad. Esto se puede deber a que como se explicó anteriormente, los ADR se transan en EE.UU. por lo que la estabilidad de éstos, es mayor a que si se transaran las acciones en cada uno de los países de origen de los respectivos ADR.

Los resultados nos mostraron que los PPS, intramuestral y extramuestral, de los ADR de los tres continentes estudiados, Asia, Latinoamérica y Europa, son similares siendo los de Asia los más altos, seguido por los de Europa y finalmente Latinoamérica.

Al comparar los resultados obtenidos con el capítulo de Mercados Regionales, donde se compararon los índices de los continentes de Asia, Europa y Latinoamérica, con respecto al S&P 500, esperando que mientras mayor sea el grado de desarrollo del mercado objeto de análisis, mayor será la correlación con el mercado estadounidense y al analizar el valor del coeficiente beta, esperando que el valor de éste coeficiente aumente a medida que disminuye el nivel de desarrollo de la región. Los resultados mostraron que Europa y Asia son continentes con un nivel de desarrollo similar, siendo que en este último se obtuvo un promedio de correlación y un promedio de beta menor

al de Europa (Asia 0,4 y 0,7, Europa 0,5 y 0,8, respectivamente), y por ultimo, Latinoamérica resulto ser el más volátil y con una correlación sobre 1.

Agrupando los dos párrafos anteriores, se puede apreciar que Asia, pese a tener indicadores de desarrollo marginalmente menor al de Europa, obtuvo el mayor PPS Intramuestral (62%, el de Europa fue 59%) por lo que estos resultados nos hacen rechazar la hipótesis.

Con respecto a Latinoamérica, el PSS Intramuestral resulto ser el menor de todos (57%) y con índices de desarrollo menores a los de Europa y Asia, por lo tanto, tomando estos resultados para el caso de Latinoamérica, la hipótesis no se rechaza.

En resumen, se puede concluir que la hipótesis se rechaza pero no en su totalidad, debido a que los resultados obtenidos entre Asia y Europa no son concluyentes ni categóricos. Dejando entrever que la metodología de Lógica Borrosa sí puede ser aplicable para el caso de estudio de ADR's debido a que éstos se transan en EE.UU., por lo tanto, éstos pueden verse afectados por lo ocurrido en sus continentes y países de origen, pero el efecto de esto no tiene gran magnitud en la predicción al utilizar esta metodología.

Los resultados nos mostraron que los PPS, intramuestral y extramuestral, de los ADR de los tres continentes estudiados, Asia, Latinoamérica y Europa, son similares siendo los de Asia los más altos, seguido por los de Europa y finalmente Latinoamérica.

Al comparar los resultados obtenidos con el capítulo de Mercados Regionales, donde se compararon los índices de los continentes de Asia, Europa y Latinoamérica, con respecto al S&P 500, esperando que mientras mayor sea el grado de desarrollo del mercado objeto de análisis, mayor será la correlación con el mercado estadounidense y al analizar el valor del coeficiente beta, esperando que el valor de éste coeficiente aumente a medida que disminuye el nivel de desarrollo de la región. Los resultados mostraron que Europa y Asia son continentes con un nivel de desarrollo similar, siendo

que en este último se obtuvo un promedio de correlación y un promedio de beta menor al de Europa (Asia 0,4 y 0,7, Europa 0,5 y 0,8, respectivamente), y por último, Latinoamérica resulto ser el más volátil y con una correlación sobre 1.

Agrupando los dos párrafos anteriores, se puede apreciar que Asia, pese a tener indicadores de desarrollo marginalmente menor al de Europa, obtuvo el mayor PPS Intramuestral (62%, el de Europa fue 59%) por lo que estos resultados nos hacen rechazar la hipótesis.

Con respecto a Latinoamérica, el PSS Intramuestral resulto ser el menor de todos (57%) y con índices de desarrollo menores a los de Europa y Asia, por lo tanto, tomando estos resultados para el caso de Latinoamérica, la hipótesis no se rechaza.

En resumen, se puede concluir que la hipótesis se rechaza pero no en su totalidad, debido a que los resultados obtenidos entre Asia y Europa no son concluyentes ni categóricos. Dejando entrever que la metodología de Lógica Borrosa sí puede ser aplicable para el caso de estudio de ADR's debido a que éstos se transan en EE.UU., por lo tanto, éstos pueden verse afectados por lo ocurrido en sus continentes y países de origen, pero el efecto de esto no tiene gran magnitud en la predicción al utilizar esta metodología.

**BIBLIOGRAFIA**

- Chopra, N., Lakonishok J. & Ritter J. R. (1992).** Measuring abnormal returns: Do stocks overreact? *Journal of Financial Economics* 31, 235-268.
- DeBondt, W. F. M. & Thaler R. (1985).** Does the stock market overreact? *Journal of Finance* 40, 793-805.
- Dourra, H. & Siy P. (2001).** Stock evaluation using fuzzy logic. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, Vol. 4, No. 4, 585-602.
- Fama, E. & French K. R. (1988).** Permanent and temporary components of stock prices. *Journal of Political Economy* 98, 247-273.
- Leung Mark T., Daouk Hazem, Chen An-Sing (2000).** "Forecasting stock indices: a comparison of classification and level estimation models". *International Journal of Forecasting* (16)2, pp.173-190.
- Lo, A. & MacKinley A. C. (1988).** Stock market price do not follow random walk: Evidence from a simple specification test. *Review of Financial Studies*1, 41-66.
- Parisi, A., F. Parisi & J. L. Guerrero (2003).** Modelos predictivos de redes neuronales en índices bursátiles internacionales. *El Trimestre Económico*, N°280, vol. LLX (4), p.p. 721-744. México.
- Parisi, A., F. Parisi & E. Cornejo (2004).** Algoritmos genéticos y modelos multivariados recursivos en la predicción de índices bursátiles de América del Norte: IPC, TSE, Nasdaq y DJI. *El Trimestre Económico*, N°284, vol. LXXI (4), p.p. 789-809. México.
- Pesaran, M.H. & Timmermann A. (1992).** A simple nonparametric test of predictive performance. *Journal of Business and Economic Statistics* 10, pp. 461-465.
- Poterba, J. M. & Summers L. H. (1988).** Mean reversion in stock prices: Evidence and implications. *Journal of Financial Economics* 22, 27-59.

- Tsibouris, G. & Zeidenberg, M. (1995).** Testing the efficient markets hypothesis with gradient descent algorithms. In A.P. Refenes (ed.). *Neural networks in the capital markets*. Chichester, UK, Wiley, pp. 127-136.
- White, H. (1993).** Economic prediction using neural networks: the case of IBM daily stock returns. In R.R. Trippi & E. Turban (eds.). *Neural networks in finance and investing*. New York, Irwin, pp. 315-328.
- White, H. (2000).** "A reality check for data snooping". *Econometrica*, Vol. 68, No. 5, 1097-1112

## ANEXO A: LISTA DE ADR UTILIZADOS POR CONTINENTE

ADR DE EUROPA				
	ACCION	EMISOR	PAIS	BOLSA
1	ABB	ABB LTD	Switzerland	NYSE
2	ABN	ABN AMRO HOLDING N.V.	The Netherlands	NYSE
3	ACAM	ACAMBIS	United Kingdom	NASDAQ
4	ACGY	ACERGY S.A.	Norway	NASDAQ
5	ADO	ADECCO SA	Switzerland	NYSE
6	AEG	AEGON N.V.	The Netherlands	NYSE
7	AKZOY	AKZO NOBEL N.V.	The Netherlands	NASDAQ
8	ALA	ALCATEL	France	NYSE
9	AZ	ALLIANZ	Germany	NYSE
10	AIB	ALLIED IRISH BANKS, P.L.C.	Ireland	NYSE
11	AAA	ALTANA AG	Germany	NYSE
12	AMRN	AMARIN CORPORATION PLC	United Kingdom	NASDAQ
13	AVZ	AMVESCOAP PLC	United Kingdom	NYSE
14	AAUK	ANGLO AMERICAN PLC	United Kingdom	NASDAQ
15	ARCAF	ARCADIS	The Netherlands	NASDAQ
16	ARMHY	ARM HOLDINGS PLC	United Kingdom	NASDAQ
17	ASMI	ASM INTERNATIONAL NV	The Netherlands	NASDAQ
18	ASML	ASML HOLDING NV	The Netherlands	NASDAQ
19	AZN	ASTRAZENECA PLC	United Kingdom	NYSE
20	AXA	AXA	France	NYSE
21	BBV	BANCO BILBAO VIZCAYA ARGENTARIA	Spain	NYSE
22	IRE	BANK OF IRELAND	Ireland	NYSE
23	BCS	BARCLAYS PLC	United Kingdom	NYSE
24	BF	BASF AKTIENGESELLSCHAFT	Germany	NYSE
25	BAY	BAYER AG	Germany	NYSE
26	BESI	BE SEMICONDUCTOR INDUSTRIES	The Netherlands	NASDAQ
27	BNG	BENETTON GROUP S.P.A.	Italy	NYSE
28	BRG	BG GROUP PLC	United Kingdom	NYSE
29	BBL	BHP BILLITON PLC	United Kingdom	NYSE
30	BP	BP	United Kingdom	NYSE
31	BAB	BRITISH AIRWAYS PLC	United Kingdom	NYSE
32	BTI	BRITISH AMERICAN TOBACCO P.L.C.	United Kingdom	AMEX
33	BSY	BRITISH SKY BROADCASTING GROUP	United Kingdom	NYSE
34	BT	BT GROUP PLC	United Kingdom	NYSE
35	BUH	BUHRMANN NV	The Netherlands	NYSE
36	BNL	BUNZL PLC	United Kingdom	NYSE

37	<b>BOBJ</b>	BUSINESS OBJECTS S.A.	France	NASDAQ
38	<b>CSG</b>	CADBURY SCHWEPPE P.L.C.	United Kingdom	NYSE
39	<b>CUK</b>	CARNIVAL PLC	United Kingdom	NYSE
40	<b>CSB</b>	CIBA SPECIALTY CHEMICALS HOLDING INC.	Switzerland	NYSE
41	<b>CNH</b>	CNH GLOBAL N.V.	The Netherlands	NYSE
42	<b>GGY</b>	COMPAGNIE GENERALE DE GEOPHYSIQUE	France	NYSE
43	<b>CHR</b>	CONVERIUM HOLDING AG	Switzerland	NYSE
44	<b>CGA</b>	CORUS GROUP PLC	United Kingdom	NYSE
45	<b>CSR</b>	CREDIT SUISSE GROUP	Switzerland	NYSE
46	<b>CRH</b>	CRH PLC	Ireland	NYSE
47	<b>CRXL</b>	CRUCCELL N.V.	The Netherlands	NASDAQ
48	<b>DCX</b>	DAIMLER CHRYSLER AG	Germany	NYSE
49	<b>TRMD</b>	DAMPSKIBSSELSKABET TORM	Denmark	NASDAQ
50	<b>DANKY</b>	DANKA BUSINESS SYSTEMS PLC	United Kingdom	NASDAQ
51	<b>DASTY</b>	DASSAULT SYSTEMES S.A.	France	NASDAQ
52	<b>DEG</b>	DELHAIZE GROUP	Belgium	NYSE
53	<b>DB</b>	DEUTSCHE BANK AG,	Germany	NYSE
54	<b>DT</b>	DEUTSCHE TELEKOM AG	Germany	NYSE
55	<b>DEO</b>	DIAGEO PLC	United Kingdom	NYSE
56	<b>DLGS</b>	DIALOG SEMICONDUCTOR PLC	Germany	NASDAQ
57	<b>DMH</b>	DUCATI MOTOR HOLDING S.P.A.	Italy	NYSE
58	<b>EON</b>	E.ON AG	Germany	NYSE
59	<b>EDAP</b>	EDAP TMS	France	NASDAQ
60	<b>ELN</b>	ELAN CORPORATION	Ireland	NYSE
61	<b>ELE</b>	ENDESA S.A.	Spain	NYSE
62	<b>EN</b>	ENEL SPA	Italy	NYSE
63	<b>EDP</b>	ENERGIAS DE PORTUGAL SA	Portugal	NYSE
64	<b>E</b>	ENI SPA	Italy	NYSE
65	<b>EPC</b>	EPCOS AG	Germany	NYSE
66	<b>ERIC</b>	ERICSSON	Sweden	NASDAQ
67	<b>EURO</b>	EUROTRUST A/S	Denmark	NASDAQ
68	<b>FIA</b>	FIAT S.P.A. (ORDINARY)	Italy	NYSE
69	<b>FLML</b>	FLAMEL TECHNOLOGIES S.A.	France	NASDAQ
70	<b>FTE</b>	FRANCE TELECOM	France	NYSE
71	<b>FMS</b>	FRESENIUS MEDICAL CARE	Germany	NYSE
72	<b>FMDAY</b>	FUTUREMEDIA PLC	United Kingdom	NASDAQ
73	<b>GLH</b>	GALLAHER GROUP PLC	United Kingdom	NYSE
74	<b>GNSY</b>	GENESYS	France	NASDAQ
75	<b>GSK</b>	GLAXOSMITHKLINE PLC	United Kingdom	NYSE
76	<b>DA</b>	GROUPE DANONE	France	NYSE
77	<b>HAN</b>	HANSON PLC	United Kingdom	NYSE
78	<b>HED</b>	HEAD N.V.	The Netherlands	NYSE
79	<b>OTE</b>	HELLENIC TELECOM	Greece	NYSE
80	<b>HBC</b>	HSBC	United Kingdom	NYSE
81	<b>ICLR</b>	ICON PLC	Ireland	NASDAQ
82	<b>ILOG</b>	ILOG SA	France	NASDAQ
83	<b>ICI</b>	IMPERIAL CHEMICAL INDUSTRIES, PLC	United Kingdom	NYSE



84	ITY	IMPERIAL TOBACCO GROUP PLC	United Kingdom	NYSE
85	IFX	INFINEON TECHNOLOGIES AG	Germany	NYSE
86	ING	ING GROEP NV	The Netherlands	NYSE
87	IPR	INTERNATIONAL POWER PLC	United Kingdom	NYSE
88	IONA	IONA TECHNOLOGIES	Ireland	NASDAQ
89	AHO	KONINKLIJKE AHOLD N.V.	The Netherlands	NYSE
90	KPN	KONINKLIJKE KPN N.V.	The Netherlands	NYSE
91	PHG	KONINKLIJKE PHILIPS ELECTRONICS N.V.	The Netherlands	NYSE
92	LR	LAFARGE	France	NYSE
93	LYG	LLOYDS TSB GROUP PLC	United Kingdom	NYSE
94	LOGI	LOGITECH INTERNATIONAL SA	Switzerland	NASDAQ
95	LUX	LUXOTTICA GROUP S.P.A.	Italy	NYSE
96	MTA	MAGYAR TELEKOM PLC	Hungary	NYSE
97	MX	METSO CORPORATION	Finland	NYSE
98	MT	MITTAL STEEL COMPANY N.V.	The Netherlands	NYSE
99	MBT	MOBILE TELESYSTEMS OJSC	Russia	NYSE
100	NBG	NATIONAL BANK OF GREECE S.A.	Greece	NYSE
101	NTZ	NATUZZI S.P.A.	Italy	NYSE
102	NNDS	NDS GROUP PLC	United Kingdom	NASDAQ
103	NOK	NOKIA	Finland	NYSE
104	NHY	NORSK HYDRO ASA	Norway	NYSE
105	NVS	NOVARTIS AG	Switzerland	NYSE
106	NVO	NOVO NORDISK A/S	Denmark	NYSE
107	OCENY	OCE NV	The Netherlands	NASDAQ
108	ROS	OJSC ROSTELECOM	Russia	NYSE
109	PSO	PEARSON PLC	United Kingdom	NYSE
110	PV	PFEIFFER VACUUM TECHNOLOGY	Germany	NYSE
111	PT	PORTUGAL TELECOM, SGPS, S.A.	Portugal	NYSE
112	PUK	PRUDENTIAL PLC	United Kingdom	NYSE
113	PUB	PUBLICIS GROUPE S.A.	France	NYSE
114	GOLD	RANDGOLD RESOURCES LIMITED	Jersey	NASDAQ
115	ENL	REED ELSEVIER NV	The Netherlands	NYSE
116	RUK	REED ELSEVIER PLC	United Kingdom	NYSE
117	REP	REPSOL YPF, S.A.	Spain	NYSE
118	RTRSY	REUTERS GROUP PLC	United Kingdom	NASDAQ
119	REXMY	REXAM PLC	United Kingdom	NASDAQ
120	RHA	RHODIA S.A.	France	NYSE
121	RTP	RIO TINTO PLC	United Kingdom	NYSE
122	RSA	ROYAL & SUN ALLIANCE INSURANCE GROUP PLC	United Kingdom	NYSE
123	RYAAY	RYANAIR HOLDINGS PLC	Ireland	NASDAQ
124	IMI	SAN PAOLO - IMI S.P.A.	Italy	NYSE
125	SNY	SANOFI-AVENTIS	France	NYSE
126	STD	SANTANDER CENTRAL HISPANO SA	Spain	NYSE
127	SAP	SAP	Germany	NYSE
128	SCO	SCOR	France	NYSE
129	SPI	SCOTTISH POWER PLC	United Kingdom	NYSE
130	SRA	SERONO SA	Switzerland	NYSE

131	<b>SGG</b>	SGL CARBON	Germany	NYSE
132	<b>SHPGY</b>	SHIRE PLC	United Kingdom	NASDAQ
133	<b>SI</b>	SIEMENS AG	Germany	NYSE
134	<b>SIG</b>	SIGNET GROUP PLC	United Kingdom	NYSE
135	<b>SKIL</b>	SKILLSOFT PLC	Ireland	NASDAQ
136	<b>SKYE</b>	SKYEPHARMA PLC	United Kingdom	NASDAQ
137	<b>SNN</b>	SMITH & NEPHEW PLC	United Kingdom	NYSE
138	<b>SDX</b>	SODEXHO ALLIANCE S.A.	France	NYSE
139	<b>SPM</b>	SPIRENT COMMUNICATIONS PLC	United Kingdom	NYSE
140	<b>STO</b>	STATOIL ASA	Norway	NYSE
141	<b>STM</b>	STMICROELECTRONICS N.V.	Italy	NYSE
142	<b>SNSA</b>	STOLT-NIELSEN S.A.	Norway	NASDAQ
143	<b>SEO</b>	STORA ENSO OYJ	Finland	NYSE
144	<b>SZE</b>	SUEZ	France	NYSE
145	<b>SCM</b>	SWISSCOM AG	Switzerland	NYSE
146	<b>SYT</b>	SYNGENTA AG	Switzerland	NYSE
147	<b>TKP</b>	TECHNIP	France	NYSE
148	<b>TI</b>	TELECOM ITALIA S.P.A.	Italy	NYSE
149	<b>TEF</b>	TELEFONICA SA	Spain	NYSE
150	<b>TKA</b>	TELEKOM AUSTRIA	Austria	NYSE
151	<b>TELN</b>	TELENOR ASA	Norway	NASDAQ
152	<b>TMS</b>	THOMSON S.A.	France	NYSE
153	<b>TP</b>	TNT N.V.	The Netherlands	NYSE
154	<b>TKS</b>	TOMKINS PLC	United Kingdom	NYSE
155	<b>TOT</b>	TOTAL S.A.	France	NYSE
156	<b>TRIB</b>	TRINITY BIOTECH PLC ADR	Ireland	NASDAQ
157	<b>TTPA</b>	TRINTECH	Ireland	NASDAQ
158	<b>UBS</b>	UBS AG	Switzerland	NYSE
159	<b>UN</b>	UNILEVER N.V.	The Netherlands	NYSE
160	<b>UL</b>	UNILEVER PLC	United Kingdom	NYSE
161	<b>UU</b>	UNITED UTILITIES PLC	United Kingdom	NYSE
162	<b>UPM</b>	UPM-KYMMENE CORP	Finland	NYSE
163	<b>VE</b>	VEOLIA ENVIRONNEMENT	France	NYSE
164	<b>VNLS</b>	VERNALIS PLC	United Kingdom	NASDAQ
165	<b>VIP</b>	VIMPEL COMMUNICATIONS	Russia	NYSE
166	<b>VOD</b>	VODAFONE GROUP PLC	United Kingdom	NYSE
167	<b>VOLV</b>	VOLVO AB	Sweden	NASDAQ
168	<b>WVCM</b>	WAVECOM SA	France	NASDAQ
169	<b>WBD</b>	WIMM-BILL-DANN FOODS OJSC	Russia	NYSE
170	<b>WOS</b>	WOLSELEY PLC	United Kingdom	NYSE
171	<b>WPPGY</b>	WPP GROUP PLC	United Kingdom	NASDAQ

ADR DE ASIA				
	ACCION	EMISOR	PAIS	BOLSA
1	ASX	ADVANCED SEMICONDUCTOR ENGINEERING INC.	Taiwan	NYSE
2	ATE	ADVANTEST CORPORATION	Japan	NYSE
3	AWC	ALUMINA LIMITED	Australia	NYSE
4	ACH	ALUMINUM CORPORATION OF CHINA LIMITED	China	NYSE
5	AMCR	AMCOR LTD.	Australia	NASDAQ
6	ATS	APT SATELLITE HOLDINGS LIMITED	Hong Kong	NYSE
7	ASTT	ASAT HOLDINGS LIMITED	Hong Kong	NASDAQ
8	SAT	ASIA SATELLITE TELECOMMUNICATIONS HOLDINGS LIMITED	Hong Kong	NYSE
9	APCFY	ATLAS SOUTH SEA PEARL LIMITED	Australia	NASDAQ
10	AUO	AU OPTRONICS	Taiwan	NYSE
11	ANZ	AUSTRALIA AND NEW ZEALAND BANKING GROUP LTD.	Australia	NYSE
12	BHP	BHP BILLITON LIMITED	Australia	NYSE
13	CBA	BRILLIANCE CHINA AUTOMOTIVE HOLDINGS LIMITED	China	NYSE
14	CAJ	CANON INC	Japan	NYSE
15	CHRT	CHARTERED SEMICONDUCTOR MANUFACTURING LTD.	Singapore	NASDAQ
16	CEA	CHINA EASTERN AIRLINES CORPORATION LIMITED	China	NYSE
17	CHL	CHINA MOBILE LIMITED	China	NYSE
18	SNP	CHINA PETROLEUM & CHEMICAL CORPORATION	China	NYSE
19	ZNH	CHINA SOUTHERN AIRLINES CO., LTD.	China	NYSE
20	CHA	CHINA TELECOM CORPORATION LIMITED	China	NYSE
21	CHU	CHINA UNICOM LIMITED	China	NYSE
22	CHT	CHUNGHWA TELECOM CO., LTD.	Taiwan	NYSE
23	CTEL	CITY TELECOM (H.K.) LIMITED	Hong Kong	NASDAQ
24	CEO	CNOOC - CHINA NATIONAL OFFSHORE OIL CORP	China	NYSE
25	RDY	DR. REDDY'S LABORATORIES LTD.	India	NYSE
26	FUJIY	FUJI PHOTO FILM CO., LTD.	Japan	NASDAQ
27	GRIN	GRAND TOYS INTERNATIONAL LIMITED	Hong Kong	NASDAQ
28	GSH	GUANGSHEN RAILWAY COMPANY LIMITED	China	NYSE
29	HDB	HDFC BANK LTD.	India	NYSE
30	HIT	HITACHI LIMITED	Japan	NYSE
31	HMC	HONDA MOTOR CO., LTD.	Japan	NYSE
32	HNP	HUANENG POWER INTERNATIONAL, INC.	China	NYSE
33	ICAB	I-CABLE COMMUNICATIONS	Hong Kong	NASDAQ
34	IBN	ICICI BANK LTD.	India	NYSE
35	INFY	INFOSYS TECHNOLOGIES LIMITED	India	NASDAQ
36	IJJI	INTERNET INITIATIVE JAPAN	Japan	NASDAQ
37	JHX	JAMES HARDIE INDUSTRIES N.V.	Australia	NYSE
38	KNM	KONAMI CORPORATION	Japan	NYSE
39	KB	KOOKMIN BANK	Korea	NYSE
40	KEP	KOREA ELECTRIC POWER CORP.	Korea	NYSE
41	KTC	KT CORPORATION	Korea	NYSE
42	KUB	KUBOTA LIMITED	Japan	NYSE
43	KYO	KYOCERA CORPORATION	Japan	NYSE
44	LIHRY	LIHIR GOLD LIMITED	Australia	NASDAQ
45	MXICY	MACRONIX INTERNATIONAL COMPANY LIMITED	Taiwan	NASDAQ

46	<b>MTE</b>	MAHANAGAR TELEPHONE NIGAM LIMITED	India	NYSE
47	<b>MKTAY</b>	MAKITA CORPORATION	Japan	NASDAQ
48	<b>MC</b>	MATSUSHITA ELECTRIC INDUSTRIAL CO., LTD.	Japan	NYSE
49	<b>MTSX</b>	METAL STORM LIMITED	Australia	NASDAQ
50	<b>MLEA</b>	MILLEA HOLDINGS, INC.	Japan	NASDAQ
51	<b>MRAE</b>	MIRAE CORPORATION	Korea	NASDAQ
52	<b>MTU</b>	MITSUBISHI UFJ FINANCIAL GROUP, INC.	Japan	NYSE
53	<b>MITSY</b>	mitsui & COMPANY LIMITED	Japan	NASDAQ
54	<b>NAB</b>	NATIONAL AUSTRALIA BANK LIMITED	Australia	NYSE
55	<b>NIPNY</b>	NEC CORP.	Japan	NASDAQ
56	<b>NTES</b>	NETEASE.COM, INC.	China	NASDAQ
57	<b>NJ</b>	NIDEC	Japan	NYSE
58	<b>NTT</b>	NIPPON TELEGRAPH AND TELEPHONE CORP.	Japan	NYSE
59	<b>NSANY</b>	NISSAN MOTOR CO., LTD.	Japan	NASDAQ
60	<b>NIS</b>	NISSIN CO., LTD.	Japan	NYSE
61	<b>NMR</b>	NOMURA HOLDINGS, INC.	Japan	NYSE
62	<b>NVGN</b>	NOVOGEN LIMITED	Australia	NASDAQ
63	<b>DCM</b>	NTT DOCOMO, INC.	Japan	NYSE
64	<b>OIIM</b>	O2MICRO INTERNATIONAL LTD	Hong Kong	NASDAQ
65	<b>IX</b>	ORIX CORPORATION	Japan	NYSE
66	<b>PCW</b>	PCCW LTD	Hong Kong	NYSE
67	<b>PTR</b>	PETROCHINA COMPANY LIMITED	China	NYSE
68	<b>PHI</b>	PHILIPPINE LONG DISTANCE TELEPHONE	Philippines	NYSE
69	<b>PKX</b>	POSCO	Korea	NYSE
70	<b>PRAN</b>	PRANA BIOTECHNOLOGY LIMITED	Australia	NASDAQ
71	<b>PSIT</b>	PSI TECHNOLOGIES HOLDINGS, INC.	Philippines	NASDAQ
72	<b>IIT</b>	PT INDOSAT TBK	Indonesia	NYSE
73	<b>TLK</b>	PT TELEKOMUNIKASI INDONESIA TBK	Indonesia	NYSE
74	<b>REDF</b>	REDIFF.COM INDIA LTD	India	NASDAQ
75	<b>RIN</b>	RINKER GROUP LTD	Australia	NYSE
76	<b>STOSY</b>	SANTOS LTD.	Australia	NASDAQ
77	<b>SANYY</b>	SANYO ELECTRIC CO., LTD.	Japan	NASDAQ
78	<b>SAY</b>	SATYAM COMPUTER SERVICES LIMITED	India	NYSE
79	<b>SHG</b>	SHINHAN FINANCIAL GROUP CO. LTD.	Korea	NYSE
80	<b>SIFY</b>	SIFY LTD.	India	NASDAQ
81	<b>SPIL</b>	SILICONWARE PRECISION INDUSTRIES	Taiwan	NASDAQ
82	<b>SHI</b>	SINOPEC SHANGHAI PETROCHEMICAL COMPANY LIMITED	China	NYSE
83	<b>SKM</b>	SK TELECOM	Korea	NYSE
84	<b>SNE</b>	SONY CORPORATION	Japan	NYSE
85	<b>STTS</b>	STATS CHIPPAK LTD.	Singapore	NASDAQ
86	<b>SDAY</b>	SUNDAY COMMUNICATIONS LIMITED	Hong Kong	NASDAQ
87	<b>TSM</b>	TAIWAN SEMICONDUCTOR MANUFACTURING CO.	Taiwan	NYSE
88	<b>TDK</b>	TDK CORPORATION	Japan	NYSE
89	<b>NZT</b>	TELECOM CORPORATION OF NEW ZEALAND LTD.	New Zealand	NYSE
90	<b>TLS</b>	TELSTRA CORPORATION LIMITED	Australia	NYSE
91	<b>TM</b>	TOYOTA MOTOR CORPORATION	Japan	NYSE
92	<b>TMIC</b>	TREND MICRO INC.	Japan	NASDAQ

93	<b>UMC</b>	UNITED MICROELECTRONICS CORPORATION	Taiwan	NYSE
94	<b>VSL</b>	VIDESH SANCHAR NIGAM LIMITED	India	NYSE
95	<b>WACLY</b>	WACOAL HOLDINGS CORPORATION	Japan	NASDAQ
96	<b>WBK</b>	WESTPAC BANKING CORPORATION	Australia	NYSE
97	<b>WIT</b>	WIPRO LTD.	India	NYSE
98	<b>WF</b>	WOORI FINANCE HOLDINGS CO., LTD.	Korea	NYSE
99	<b>YZC</b>	YANZHOU COAL MINING COMPANY LIMITED	China	NYSE

<b>ADR DE LATINOAMERICA</b>				
	<b>ACCION</b>	<b>EMISOR</b>	<b>PAIS</b>	<b>BOLSA</b>
1	<b>PVD</b>	AFP PROVIDA S.A.	Chile	NYSE
2	<b>ABV</b>	AMBEV - PREFERRED	Brazil	NYSE
3	<b>AMOV</b>	AMERICA MOVIL - SERIES A	México	NASDAQ
4	<b>AMX</b>	AMERICA MOVIL - SERIES L	México	NYSE
5	<b>ARA</b>	ARACRUZ CELULOSE	Brazil	NYSE
6	<b>BBD</b>	BANCO BRADESCO SA	Brazil	NYSE
7	<b>BCH</b>	BANCO DE CHILE	Chile	NYSE
8	<b>ITU</b>	BANCO ITAU HOLDING FINANCEIRA S.A.	Brazil	NYSE
9	<b>SAN</b>	BANCO SANTANDER CHILE	Chile	NYSE
10	<b>CIB</b>	BANCOLOMBIA PREFERRED SHARES	Colombia	NYSE
11	<b>BFR</b>	BBVA BANCO FRANCES S.A.	Argentina	NYSE
12	<b>BRP</b>	BRASIL TELECOM PARTICIPACOES SA	Brazil	NYSE
13	<b>BTM</b>	BRASIL TELECOM S.A.	Brazil	NYSE
14	<b>BAK</b>	BRASKEM S.A.	Brazil	NYSE
15	<b>VNT</b>	C.A. NACIONAL TELEFONOS DE VENEZUELA - CANTV	Venezuela	NYSE
16	<b>CBD</b>	CBD-COMPANHIA BRASILEIRA DE DISTRIBUICAO	Brazil	NYSE
17	<b>CX</b>	CEMEX S.A. DE CV	México	NYSE
18	<b>KOF</b>	COCA-COLA FEMSA 'L' SHARES	México	NYSE
19	<b>ELP</b>	COMP. PARANAENSE DE ENERGIA-COPEL PREF	Brazil	NYSE
20	<b>CIG</b>	COMPANHIA ENERGETICA DE MINAS GERAIS - CEMIG	Brazil	NYSE
21	<b>SID</b>	COMPANHIA SIDERURGICA NACIONAL - CSN	Brazil	NYSE
22	<b>RIO</b>	COMPANHIA VALE DO RIO DOCE - COMMON	Brazil	NYSE
23	<b>RIO-P</b>	COMPANHIA VALE DO RIO DOCE - PREFERRED	Brazil	NYSE
24	<b>CU</b>	COMPANIA CERVECERIAS UNIDAS S.A.	Chile	NYSE
25	<b>BVN</b>	COMPANIA DE MINAS BUENAVENTURA	Perú	NYSE
26	<b>CTC</b>	COMPANIA DE TELECOMUNICACIONES DE CHILE	Chile	NYSE
27	<b>MCM</b>	CONTROLADORA COMERCIAL MEXICANA S.A.	México	NYSE
28	<b>CRESY</b>	CRESUD S.A.C.I.F. Y A.	Argentina	NASDAQ
29	<b>DYS</b>	DISTRIBUCION Y SERVICIO D & S S.A.	Chile	NYSE
30	<b>AKOA</b>	EMBOTELLADORA ANDINA S.A. - 'A' SHARES	Chile	NYSE
31	<b>AKOB</b>	EMBOTELLADORA ANDINA S.A. - 'B' SHARES	Chile	NYSE
32	<b>ERJ</b>	EMBRAER	Brazil	NYSE
33	<b>EMT</b>	EMBRATEL PARTICIPACOES S.A.	Brazil	NYSE
34	<b>ICA</b>	EMPRESAS ICA, S.A. DE C.V.	México	NYSE

35	<b>EOC</b>	ENDESA-EMPRESA NACIONAL DE ELECTRICIDAD	Chile	NYSE
36	<b>ENI</b>	ENERSIS S.A.	Chile	NYSE
37	<b>FMX</b>	FOMENTO ECONOMICO MEXICANO, S.A. DE C.V.	México	NYSE
38	<b>GGB</b>	GERDAU S.A.	Brazil	NYSE
39	<b>GMK</b>	GRUMA, S.A. DE C.V. - 'B' SHARES	México	NYSE
40	<b>ASR</b>	GRUPO AEROPORTUARIO DEL SURESTE	México	NYSE
41	<b>SAB</b>	GRUPO CASA SABA	México	NYSE
42	<b>GGAL</b>	GRUPO FINANCIERO GALICIA S.A.	Argentina	NASDAQ
43	<b>RC</b>	GRUPO RADIO CENTRO, S.A. DE C.V.	México	NYSE
44	<b>SIM</b>	GRUPO SIMEC 'B' SHARES	México	AMEX
45	<b>TV</b>	GRUPO TELEVISA, S.A.	México	NYSE
46	<b>TMM</b>	GRUPO TMM	México	NYSE
47	<b>IBA</b>	INDUSTRIAS BACHOCO	México	NYSE
48	<b>IRS</b>	IRSA INVERSIONES Y REPRESENTACIONES S.A.	Argentina	NYSE
49	<b>LFL</b>	LAN AIRLINES S.A.	Chile	NYSE
50	<b>MAD</b>	MADECO S.A.	Chile	NYSE
51	<b>MYS</b>	MASISA S.A.	Chile	NYSE
52	<b>MGS</b>	METROGAS S.A.	Argentina	NYSE
53	<b>NTL</b>	NORTEL INVESORA S.A. - SERIES 'B' SHARES	Argentina	NYSE
54	<b>PDA</b>	PERDIGAO S.A.	Brazil	NYSE
55	<b>PZE</b>	PETROBRAS ENERGIA PARTICIPACOES S.A.	Argentina	NYSE
56	<b>PBR/A</b>	PETROLEO BRASILEIRO S.A. - PREFERRED	Brazil	NYSE
57	<b>PBR</b>	PETROLEO BRASILEIRO S.A.- COMMON	Brazil	NYSE
58	<b>LQU</b>	QUILMES INDUSTRIAL S.A.	Argentina	NYSE
59	<b>LQ</b>	QUINENCO S.A.	Chile	NYSE
60	<b>SBS</b>	SABESP	Brazil	NYSE
61	<b>SDA</b>	SADIA S.A.	Brazil	NYSE
62	<b>SQM</b>	SOC. QUIMICA Y MINERA DE CHILE, S.A. - 'B' SHARES	Chile	NYSE
63	<b>TCN</b>	TELE NORTE CELULAR PARTICIPACOES S.A.	Brazil	NYSE
64	<b>TNE</b>	TELE NORTE LESTE PARTICIPACOES S.A.	Brazil	NYSE
65	<b>TEO</b>	TELECOM ARGENTINA S.A.	Argentina	NYSE
66	<b>TMX</b>	TELEFONOS DE MEXICO S.A. DE C.V.-SERIES 'L'	México	NYSE
67	<b>TFONY</b>	TELEFONOS DE MEXICO SA DE CV - SERIES A	México	NASDAQ
68	<b>TMB</b>	TELEMIG CELULAR PARTICIPACOES S.A.	Brazil	NYSE
69	<b>TS</b>	TENARIS S.A.	Argentina	NYSE
70	<b>TSU</b>	TIM PARTICIPACOES SA	Brazil	NYSE
71	<b>TGS</b>	TRANSPORTADORA DE GAS DEL SUR S.A.	Argentina	NYSE
72	<b>UGP</b>	ULTRAPAR PARTICIPACOES S/A.	Brazil	NYSE
73	<b>UBB</b>	UNIBANCO - UNIAO DE BANCOS BRASILEIROS S/A	Brazil	NYSE
74	<b>VCO</b>	VINA CONCHA Y TORO S.A.	Chile	NYSE
75	<b>VTO</b>	VITRO, S.A. DE C.V.	México	NYSE
76	<b>VIV</b>	VIVO PARTICIPACOES S.A.	Brazil	NYSE
77	<b>VCP</b>	VOTORANTIM CELULOSE E PAPEL S.A	Brazil	NYSE

## ANEXO B: TABLA RESUMEN CON RESULTADOS

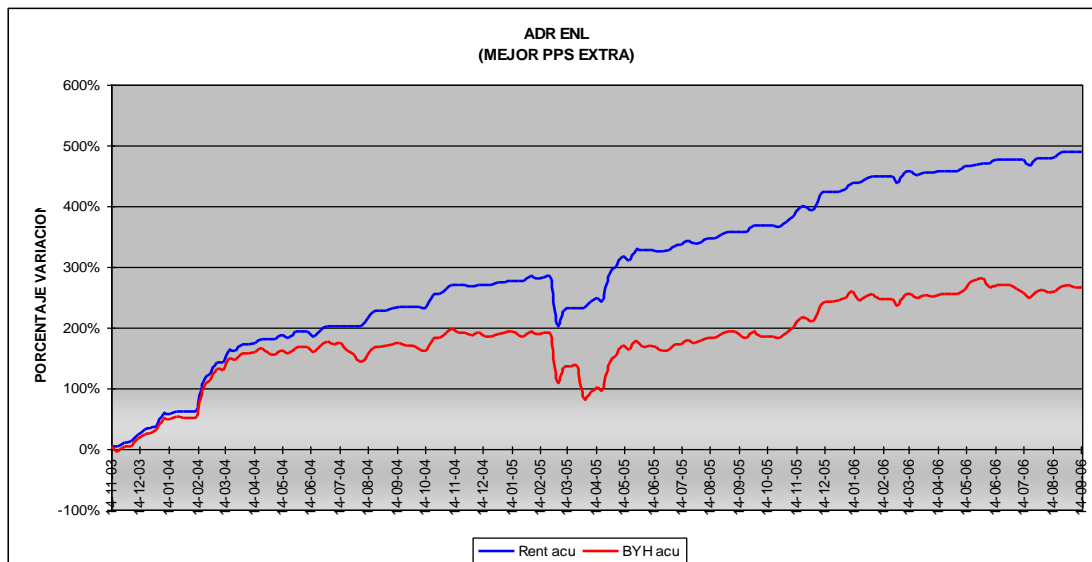
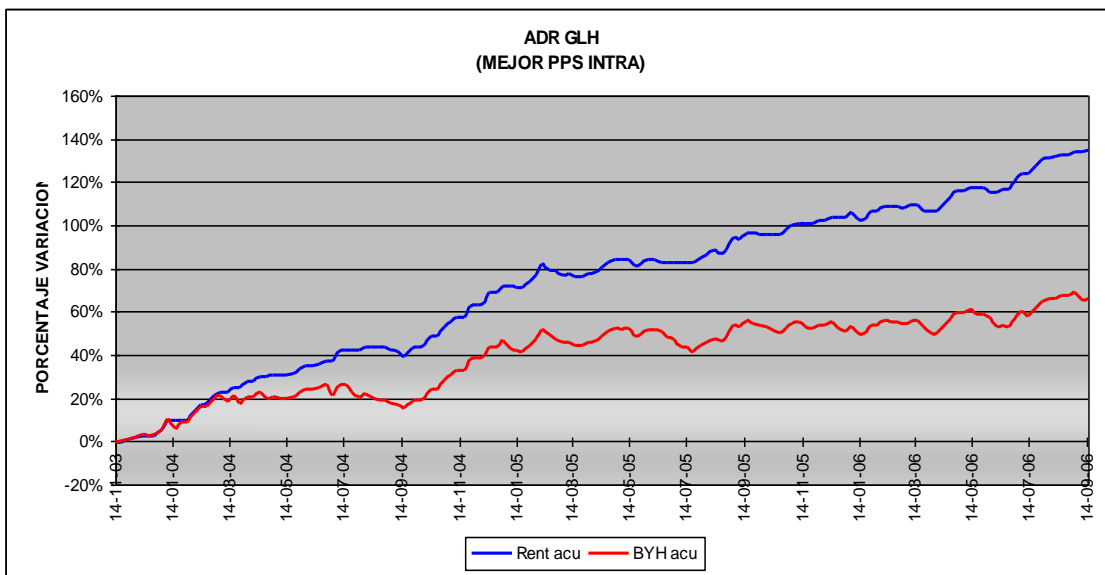
		EUROPA	ASIA	LATINOAMERICA
<b>PPS Intra</b>				
	Promedio	56,63%	62,08%	57,48%
	Desviación Est.	3,85%	5,08%	3,67%
	% Desv. Est.	6,80%	8,18%	6,38%
<b>PPS Extra</b>				
	Promedio	61,40%	57,84%	58,62%
	Desviación Est.	4,77%	4,30%	3,92%
	% Desv. Est.	7,76%	7,43%	6,69%
<b>Rentabilidad</b>				
	Promedio	777,98%	1430,00%	1982,92%
	Desviación Est.	1025,23%	2120,80%	4243,57%
	% Desv. Est.	131,78%	148,31%	214,01%
<b>Buy &amp; Hold</b>				
	Promedio	86,93%	64,90%	139,69%
	Desviación Est.	112,34%	108,32%	160,46%
	% Desv. Est.	129,23%	166,91%	114,86%
<b>Exceso Rentabilidad ( Rentab - B&amp;H)</b>				
	Promedio	691,05%	1365,10%	1843,23%
	%	88,83%	95,46%	92,96%
<b>% Test Significativos</b>				
	SIGNIF/TOT.	84,80%	90,91%	66,23%

## ANEXO C: TABLAS Y GRÁFICOS DE RENTABILIDAD V/S BUY & HOLD.

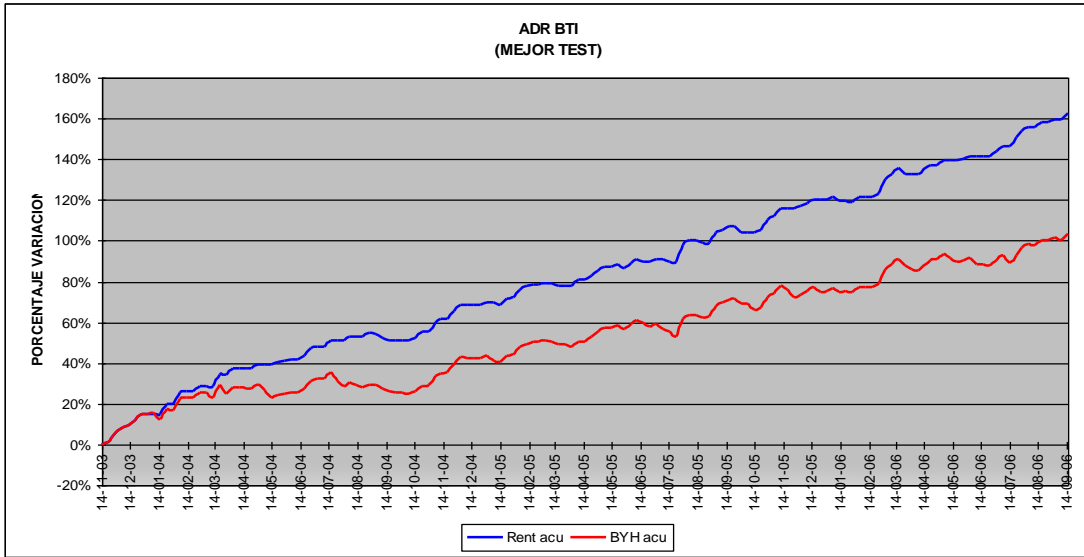
### A) EUROPA

Acciones con mejor resultado por criterio

	ACCION	VALOR
PPS INTRA	GLH	67,11%
PPS EXTRA	ELN	66,67%
TEST	BTI	2,68



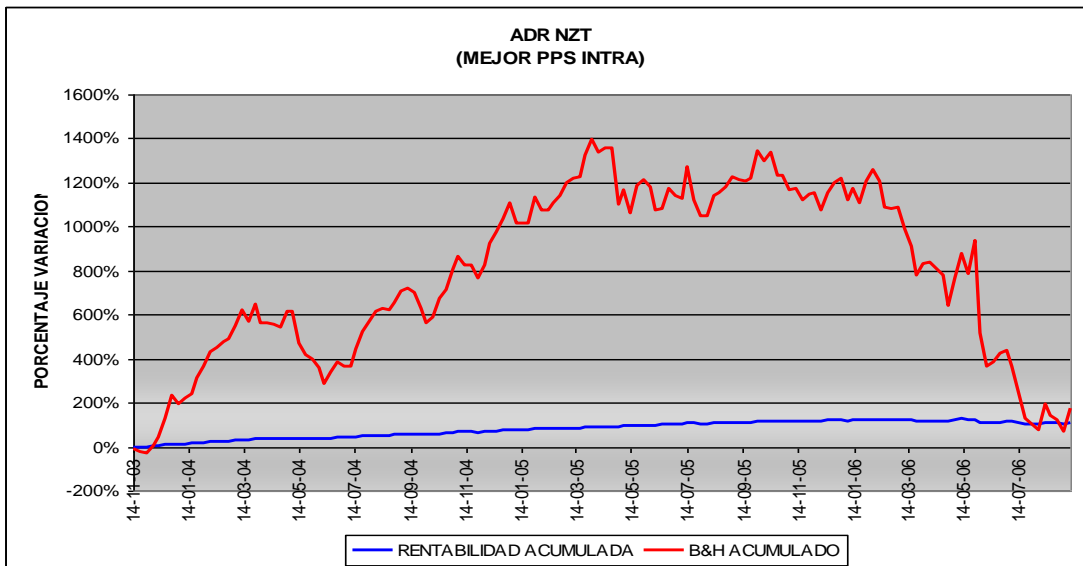


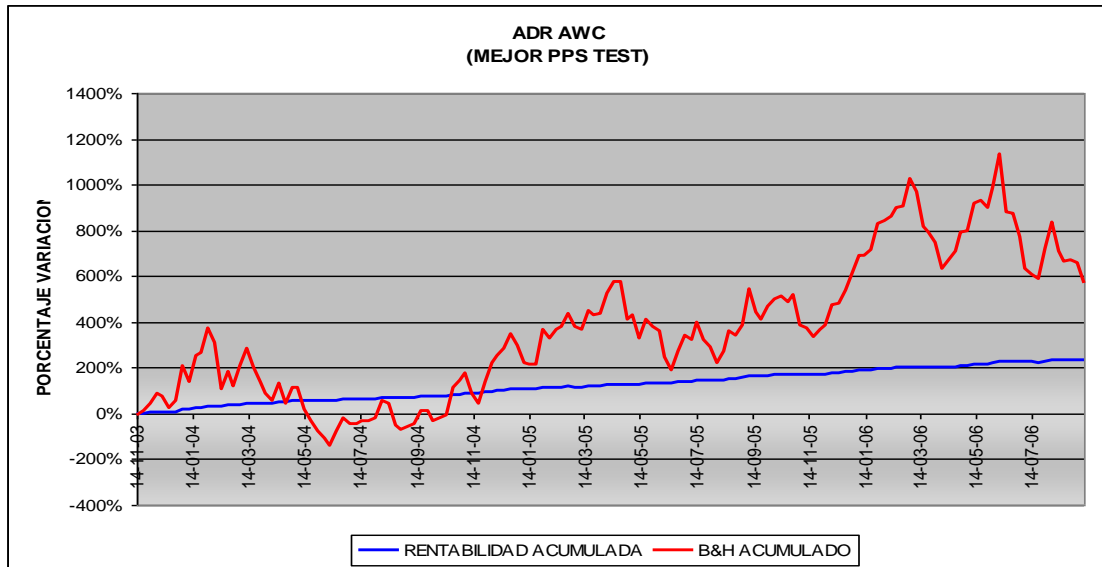
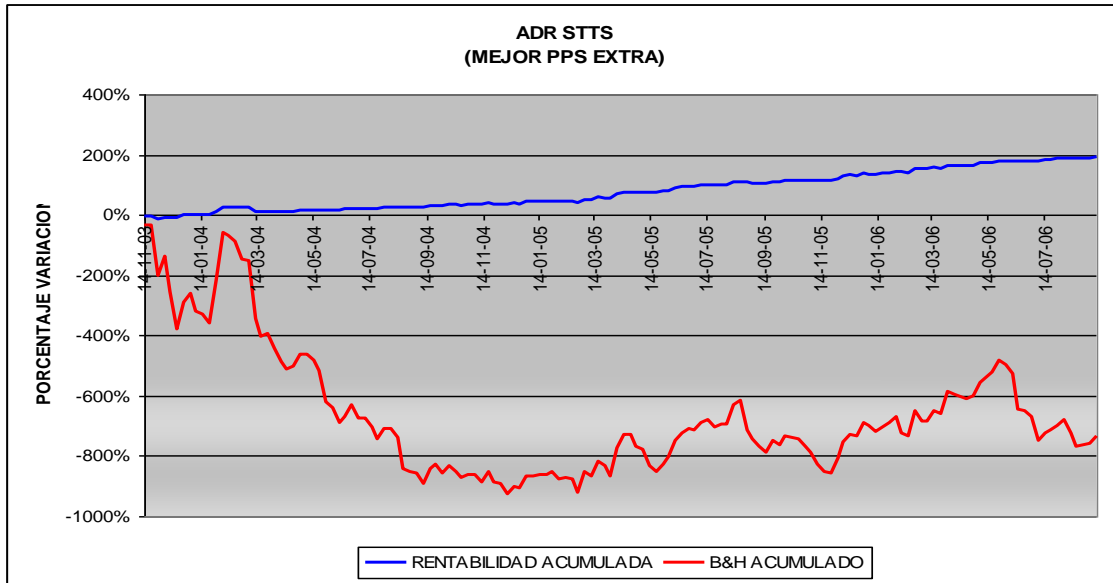


## B) ASIA

Acciones con mejor resultado por criterio

	ACCION	VALOR
PPS INTRA	NZT	67,11%
PPS EXTRA	STTS	65,28%
TEST	AWC	2,79

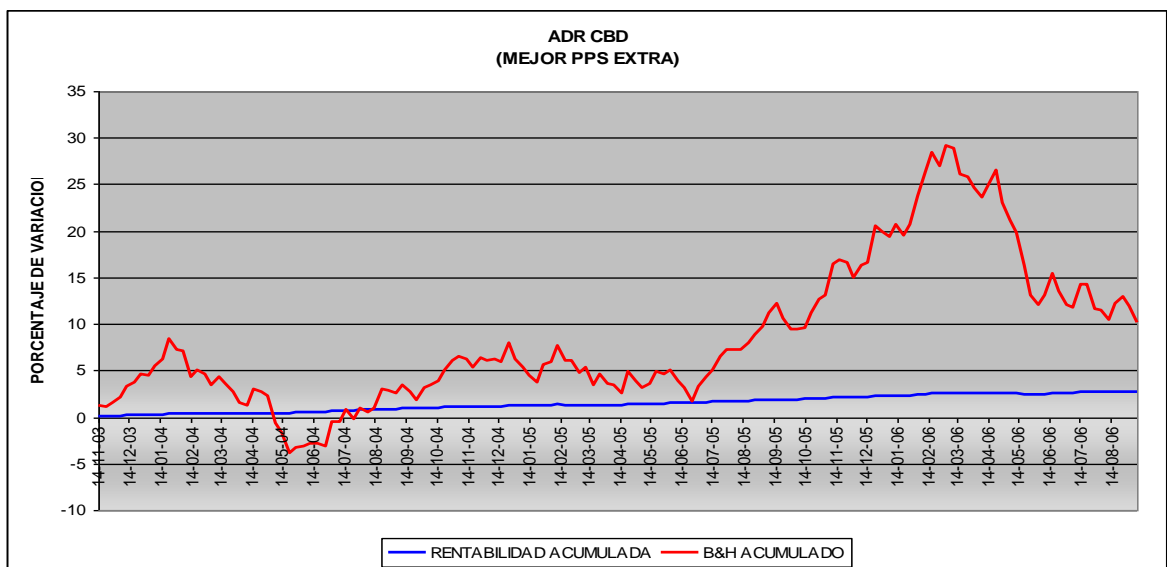
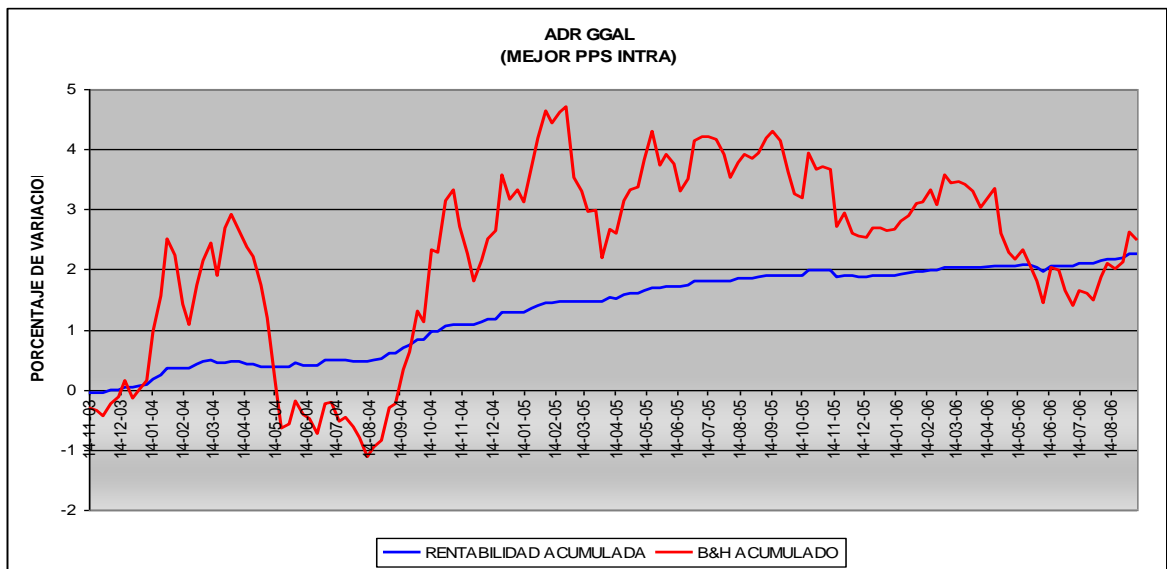


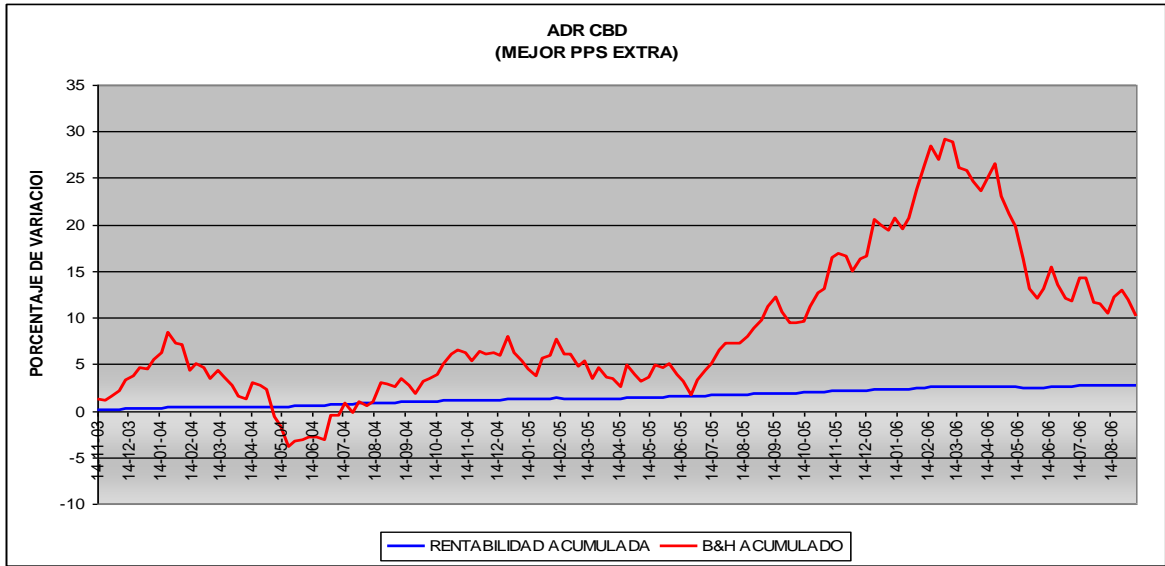


### C) LATINOAMERICA

Acciones con mejor resultado por criterio

	ACCION	VALOR
PPS INTRA	GGAL	64,47%
PPS EXTRA	CBD	62,50%
TEST	LQU	3,28





# ANEXO D: TABLAS CON RESULTADOS

## A) EUROPA

### EUROPA

ACCION	Nº ACCION	VARIABLE EXPLICATIVA	PPS INTRA	PPS EXTRA	TEST	SIGNIF	BUY & HOLD	RENTABILIDAD	DIFERENCIAL RENTABILIDAD	PPS INTRA AJUSTADO	PPS EXTRA AJUSTADO	
1	ABB	26	BESI	45,83%	-2,19	SIGNIF	1	188,74%	980,75%	792,00%	62%	54%
2	ABN	30	BP	41,67%	-1,52			59,32%	296,63%	237,32%	58%	Inverso
3	ACAM	128	SCO	34,21%	-2,96	SIGNIF	1	-53,41%	222,01%	275,43%	68%	Inverso
4	ACGY	97	MX	41,67%	-2,00	SIGNIF	1	787,23%	7753,87%	6866,64%	57%	Inverso
5	ADO	26	BESI	41,67%	-2,03	SIGNIF	1	2,40%	296,88%	296,88%	58%	Inverso
6	AEG	39	CIJK	43,42%	-1,64			55,31%	508,48%	453,15%	57%	Inverso
7	AKZDY	28	BRG	45,83%	-1,34			108,68%	340,95%	232,29%	57%	Inverso
8	ALA	26	BESI	38,16%	-2,19	SIGNIF	1	188,74%	980,75%	792,00%	62%	Inverso
9	AZ	31	BAB	44,74%	-1,92	SIGNIF	1	66,83%	649,39%	582,53%	56%	Inverso
10	AIB	99	MET	50,00%	-2,00	SIGNIF	1	97,88%	332,42%	234,58%	50%	Inverso
11	AAA	118	RTRSY	61,11%	1,22			-1,05%	241,58%	245,61%	50%	61%
12	AMRN	155	TOT	43,42%	-2,17	SIGNIF	1	-2,58%	6504,38%	6607,17%	57%	Inverso
13	AVZ	95	LUX	53,95%	1,79	SIGNIF	1	40,43%	1013,91%	973,48%	54%	56%
14	AAUK	106	NVO	42,11%	-1,55	SIGNIF	-	115,22%	944,89%	829,67%	58%	Inverso
15	ARCAF	160	UL	33,33%	-2,98	SIGNIF	1	419,95%	1428,82%	1008,86%	54%	67%
16	ARMHY	31	BAB	43,42%	-1,96	SIGNIF	1	17,14%	761,57%	744,43%	57%	61%
17	ASMI	116	RUK	56,58%	2,09	SIGNIF	1	0,86%	581,80%	590,94%	57%	63%
18	ASML	102	NNDS	37,50%	-2,10	SIGNIF	1	23,23%	848,91%	819,68%	54%	63%
19	AZN	84	ITY	57,88%	2,07	SIGNIF	1	40,21%	371,23%	331,08%	58%	60%
20	AXA	168	WVCM	53,65%	0,13			108,38%	564,53%	455,17%	54%	50%
21	BBV	199	UN	44,74%	-2,28	SIGNIF	1	119,88%	472,65%	352,77%	56%	64%
22	IRE	169	WBD	46,05%	-2,02	SIGNIF	1	68,81%	329,47%	280,60%	54%	63%
23	BCS	99	MET	46,05%	-1,85	SIGNIF	1	69,32%	365,46%	316,15%	54%	65%
24	BF	46	CSR	48,68%	-1,34			88,15%	419,78%	330,61%	51%	60%
25	BAY	99	MT	36,11%	-2,76	SIGNIF	1	122,88%	675,85%	552,97%	57%	64%
26	BESI	157	TTPA	35,53%	-3,05	SIGNIF	1	56,45%	314,81%	258,38%	64%	63%
27	BNG	157	TTPA	35,53%	-3,05	SIGNIF	1	56,45%	314,81%	258,38%	64%	63%
28	BRG	79	OTIE	40,28%	-2,32	SIGNIF	1	166,34%	663,00%	496,66%	55%	60%
29	BBL	11	AAA	39,47%	-2,87	SIGNIF	1	135,33%	1146,88%	1010,65%	61%	56%
30	BP	110	PV	48,68%	-2,36	SIGNIF	1	68,86%	372,92%	304,06%	51%	65%
31	BAB	23	BCS	43,42%	-2,73	SIGNIF	1	127,26%	1105,70%	978,44%	57%	67%
32	BTI	69	FLM	65,28%	2,68	SIGNIF	1	167,89%	365,53%	197,64%	61%	65%
33	BSY	199	UN	44,74%	-2,28	SIGNIF	1	-0,63%	472,65%	473,28%	56%	64%
34	BT	87	IPR	42,11%	-2,38	SIGNIF	1	75,56%	382,87%	307,31%	58%	61%
35	BUH	30	BP	38,16%	-2,21	SIGNIF	1	62,99%	948,89%	885,87%	62%	61%
36	BNL	28	BRG	39,47%	-2,85	SIGNIF	1	75,03%	295,62%	220,59%	61%	63%
37	BOBJ	47	CRXL	33,33%	-2,85	SIGNIF	1	-7,18%	886,38%	883,38%	56%	67%
38	CSG	100	NBG	58,33%	1,79	SIGNIF	1	74,80%	262,20%	187,40%	54%	58%
39	CUK	110	PV	47,37%	-1,67	SIGNIF	1	35,63%	360,65%	315,02%	53%	60%
40	CSB	199	UN	44,74%	-2,28	SIGNIF	1	-3,00%	472,65%	475,65%	56%	64%
41	CNH	56	DLGS	48,68%	-2,30	SIGNIF	1	63,91%	700,77%	630,89%	51%	65%
42	GGY	46	CRH	43,42%	-2,60	SIGNIF	1	486,21%	3837,38%	3341,15%	57%	61%
43	CHR	30	BP	42,11%	-2,18	SIGNIF	1	-74,47%	130,49%	204,95%	58%	53%
44	CGA	73	GLH	39,47%	-2,72	SIGNIF	1	250,25%	2140,10%	1889,84%	61%	63%
45	CSR	51	DASTY	44,74%	-1,40			74,58%	579,57%	504,99%	56%	57%
46	CRH	142	SNSA	42,11%	-2,75	SIGNIF	1	99,94%	528,02%	428,08%	58%	64%
47	CRXL	164	VNLS	60,53%	2,11	SIGNIF	1	422,59%	2734,84%	2312,26%	61%	57%
48	DCX	129	SPI	47,37%	-1,98	SIGNIF	1	45,56%	307,00%	261,44%	53%	65%
49	TRMD	43	CHR	46,05%	-1,59			410,10%	1655,75%	1175,65%	54%	56%
50	DANKY	167	VLV	48,68%	-2,35	SIGNIF	1	-48,51%	1268,98%	1318,46%	51%	68%

51	DASTY	16	ARMHY	44,74%	30,55%	-2,52	SIGNIF	1	34,54%	569,87%	535,33%	55%	69%	Inverso
52	DEG	102	NMDS	48,68%	34,72%	-2,38	SIGNIF	1	74,79%	365,60%	230,81%	51%	65%	Inverso
53	DB	81	ICLR	42,11%	41,67%	-1,71	SIGNIF	1	82,03%	442,37%	360,34%	58%	58%	Inverso
54	DT	29	BBL	39,47%	41,67%	-2,11	SIGNIF	1	4,77%	249,48%	244,69%	61%	58%	Inverso
55	DEO	125	SNY	44,74%	40,28%	-1,68	SIGNIF	1	63,80%	194,31%	130,51%	55%	60%	Inverso
56	DLGS	106	NVO	40,79%	33,33%	-3,03	SIGNIF	1	-60,00%	641,42%	581,42%	67%	67%	Inverso
57	DMH	11	AAA	34,21%	37,50%	-2,75	SIGNIF	1	-48,83%	203,76%	203,94%	69%	63%	Inverso
58	EON	122	RSA	43,42%	34,72%	-2,66	SIGNIF	1	188,80%	560,77%	401,98%	57%	65%	Inverso
59	EDAP	138	SDX	48,68%	36,11%	-2,37	SIGNIF	1	320,59%	406,34%	85,75%	51%	64%	Inverso
60	ELN	43	CHR	59,21%	66,67%	1,74	SIGNIF	1	203,19%	1239,87%	1031,69%	59%	67%	Inverso
61	ELE	138	SDX	48,68%	36,11%	-2,37	SIGNIF	1	175,68%	406,34%	230,66%	51%	64%	Inverso
62	EN	97	MX	47,37%	33,33%	-2,50	SIGNIF	1	74,38%	316,46%	242,08%	53%	67%	Inverso
63	EDP	157	TTPA	57,89%	56,94%	2,09	SIGNIF	1	95,47%	354,12%	288,65%	58%	57%	Inverso
64	E	46	CRH	36,84%	43,06%	-2,79	SIGNIF	1	112,37%	406,34%	233,97%	57%	57%	Inverso
65	EPC	131	SGG	46,05%	38,88%	-1,20	SIGNIF	-	-32,14%	576,28%	608,41%	54%	61%	Inverso
66	ERIC	43	CHR	40,79%	38,88%	-2,47	SIGNIF	1	106,45%	888,20%	781,79%	59%	61%	Inverso
67	EURO	16	ARMHY	50,00%	65,28%	1,79	SIGNIF	1	389,41%	4970,89%	4581,49%	50%	65%	Inverso
68	FIA	113	PUB	40,79%	41,67%	-2,37	SIGNIF	1	93,18%	948,53%	882,36%	59%	58%	Inverso
69	FLML	107	OCENY	43,42%	38,88%	-1,76	SIGNIF	1	-28,59%	644,62%	673,21%	57%	61%	Inverso
70	FTE	31	BAB	46,05%	37,50%	-2,04	SIGNIF	1	1,94%	275,13%	273,19%	54%	63%	Inverso
71	FMS	132	SHPGY	60,53%	55,94%	2,12	SIGNIF	1	139,40%	412,24%	272,84%	61%	57%	Inverso
72	FRIDAY	5	ADO	44,74%	38,88%	-1,74	SIGNIF	1	-48,15%	2679,25%	2727,40%	55%	61%	Inverso
73	GLJ	43	CHR	67,11%	52,76%	2,16	SIGNIF	1	88,53%	196,34%	106,81%	53%	53%	Inverso
74	GNSY	154	TKS	38,16%	37,50%	-2,29	SIGNIF	1	-79,28%	516,74%	566,00%	62%	63%	Inverso
75	GSK	129	SPI	59,21%	58,33%	2,59	SIGNIF	1	40,30%	235,83%	195,52%	59%	58%	Inverso
76	DA	124	IMI	39,47%	41,67%	-1,72	SIGNIF	1	103,79%	429,62%	325,63%	61%	58%	Inverso
77	HAN	138	SDX	40,79%	44,44%	-1,35	SIGNIF	-	104,67%	437,78%	333,12%	59%	56%	Inverso
78	HED	69	FLML	46,05%	40,28%	-1,60	SIGNIF	-	51,43%	654,91%	603,49%	54%	60%	Inverso
79	OTE	117	REP	48,68%	26,39%	-3,21	SIGNIF	1	116,76%	702,69%	595,89%	51%	74%	Inverso
80	HBC	6	AEG	43,42%	41,67%	-1,44	SIGNIF	-	36,04%	166,22%	130,18%	57%	58%	Inverso
81	ICLR	57	DVH	47,37%	34,72%	-2,43	SIGNIF	1	58,60%	561,17%	502,57%	53%	65%	Inverso
82	ILOG	35	BLJ	55,26%	65,28%	2,39	SIGNIF	1	-21,51%	492,94%	514,45%	55%	65%	Inverso
83	ICI	59	EDAP	51,32%	61,11%	1,80	SIGNIF	1	138,97%	820,38%	681,39%	51%	61%	Inverso
84	ITY	17	ASM	50,00%	33,33%	-2,08	SIGNIF	1	138,97%	318,44%	179,47%	50%	67%	Inverso
85	IFX	6	AEG	43,42%	41,67%	-1,44	SIGNIF	-	-16,53%	166,22%	182,75%	57%	58%	Inverso
86	ING	84	ITY	61,84%	55,56%	2,09	SIGNIF	1	140,29%	489,59%	349,20%	62%	56%	Inverso
87	IPR	116	RIJK	43,42%	41,67%	-2,02	SIGNIF	1	202,04%	820,82%	618,78%	57%	58%	Inverso
88	IONA	102	NMDS	39,47%	31,94%	-3,21	SIGNIF	1	0,95%	1388,34%	1387,35%	61%	68%	Inverso
89	AHO	132	SHPGY	60,53%	56,94%	2,03	SIGNIF	1	18,18%	416,89%	398,71%	61%	57%	Inverso
90	KPN	164	VNLS	39,47%	40,28%	-2,04	SIGNIF	1	97,81%	361,02%	283,21%	61%	60%	Inverso
91	PHG	99	MBT	44,74%	40,28%	-1,38	SIGNIF	-	35,62%	476,12%	440,50%	55%	60%	Inverso
92	LR	84	ITY	60,53%	54,17%	1,98	SIGNIF	1	95,97%	417,06%	321,09%	61%	54%	Inverso
93	LYG	100	NBG	44,74%	34,72%	-2,16	SIGNIF	1	70,77%	295,92%	236,92%	55%	65%	Inverso
94	LOGI	59	EDAP	44,74%	34,72%	-2,34	SIGNIF	1	112,44%	718,38%	605,92%	55%	65%	Inverso
95	LUX	148	TI	60,53%	54,17%	1,75	SIGNIF	1	88,03%	370,90%	282,87%	61%	54%	Inverso
96	MTA	72	FRIDAY	56,58%	61,11%	1,85	SIGNIF	1	35,65%	510,31%	474,66%	57%	61%	Inverso
97	MX	104	NHY	57,89%	58,33%	1,58	SIGNIF	-	246,84%	879,06%	879,06%	58%	58%	Inverso
98	MT	127	SAP	42,11%	43,06%	-2,09	SIGNIF	1	507,75%	6133,33%	5625,58%	58%	57%	Inverso
99	MBT	145	SCM	42,11%	36,11%	-2,72	SIGNIF	1	112,60%	1443,57%	1300,97%	58%	64%	Inverso
100	NBG	108	ROS	47,37%	34,72%	-2,04	SIGNIF	1	174,84%	1075,42%	900,58%	53%	65%	Inverso

101	NITZ	115	ENL	34,21%	37,50%	-3,77	SIGNIF	1	-32,98%	197,08%	230,01%	68%	63%	Inverso
102	NNDS	68	FIA	47,37%	27,78%	-2,86	SIGNIF	1	148,14%	136,19%	1247,05%	53%	72%	Inverso
103	NOK	59	EDAP	46,05%	34,72%	-2,30	SIGNIF	1	20,49%	362,98%	342,47%	54%	66%	Inverso
104	NHY	168	WVCM	43,42%	44,44%	-2,65	SIGNIF	1	125,58%	508,88%	383,30%	57%	58%	Inverso
105	NVS	8	ALA	53,95%	54,17%	1,33	-	-	53,95%	197,16%	143,24%	54%	54%	Inverso
106	NVO	121	RTP	43,42%	36,11%	-2,08	SIGNIF	1	117,08%	625,28%	508,20%	57%	64%	Inverso
107	OCENY	18	ASML	47,37%	29,17%	-3,43	SIGNIF	1	43,58%	618,83%	575,23%	53%	71%	Inverso
108	ROS	168	WVCM	38,16%	47,22%	-2,00	SIGNIF	1	168,55%	1336,40%	1167,85%	62%	53%	Inverso
109	PSO	6	AEG	43,42%	41,67%	-1,44	-	-	49,68%	166,22%	116,54%	57%	58%	Inverso
110	PV	142	SNSA	43,42%	34,72%	-3,04	SIGNIF	1	115,88%	525,59%	408,70%	57%	65%	Inverso
111	PT	142	SNSA	38,16%	36,11%	-3,02	SIGNIF	1	62,91%	331,40%	283,49%	62%	64%	Inverso
112	PUK	31	BAB	44,74%	34,72%	-1,97	SIGNIF	1	68,35%	524,88%	456,53%	55%	65%	Inverso
113	PUB	110	PV	50,00%	36,11%	-1,40	-	-	30,51%	365,59%	335,08%	50%	64%	Inverso
114	GOLD	14	AAUK	55,26%	62,50%	1,62	-	-	86,30%	2463,05%	2376,75%	55%	63%	Inverso
115	ENL	51	DASTY	40,79%	40,28%	-1,71	SIGNIF	1	59,98%	252,78%	192,77%	58%	60%	Inverso
116	RUJ	140	STO	51,32%	66,67%	2,68	SIGNIF	1	48,64%	255,58%	205,94%	51%	67%	Inverso
117	REP	169	WBD	43,42%	40,28%	-2,19	SIGNIF	1	69,00%	494,15%	365,14%	57%	60%	Inverso
118	RTRSY	102	NNDS	50,00%	34,72%	-1,31	-	-	91,28%	662,48%	561,19%	50%	65%	Inverso
119	REXMY	164	VNLS	52,63%	65,28%	2,10	SIGNIF	1	68,14%	292,28%	224,11%	53%	65%	Inverso
120	RHA	39	CUK	40,79%	31,94%	-3,13	SIGNIF	1	-57,61%	1489,52%	1547,13%	58%	68%	Inverso
121	RTP	106	NVO	38,16%	43,08%	-2,43	SIGNIF	1	102,17%	802,41%	700,24%	62%	57%	Inverso
122	RSA	160	UL	36,84%	36,11%	-3,26	SIGNIF	1	101,22%	627,92%	526,70%	63%	64%	Inverso
123	RYAAY	11	AAA	43,42%	40,28%	-2,02	SIGNIF	1	13,80%	643,53%	629,73%	57%	60%	Inverso
124	IM	140	STO	53,95%	62,50%	1,18	-	-	110,07%	382,35%	272,28%	54%	63%	Inverso
125	SNY	13	AVZ	40,79%	43,08%	-1,97	SIGNIF	1	47,28%	257,16%	209,90%	57%	57%	Inverso
126	STD	99	MBT	47,37%	36,11%	-1,79	SIGNIF	1	79,91%	412,20%	332,29%	53%	64%	Inverso
127	SAP	99	MBT	42,11%	27,78%	-3,18	SIGNIF	1	36,21%	447,28%	411,07%	58%	72%	Inverso
128	SCO	142	SNSA	42,11%	31,94%	-3,00	SIGNIF	1	-39,30%	355,82%	365,72%	58%	68%	Inverso
129	SFI	74	GNSY	44,74%	43,08%	-2,38	SIGNIF	1	125,23%	171,99%	171,99%	56%	57%	Inverso
130	SRA	134	SIG	40,79%	41,67%	-1,48	-	-	5,26%	291,21%	285,95%	58%	58%	Inverso
131	SGG	114	GOLD	42,11%	40,28%	-2,46	SIGNIF	1	26,61%	1231,75%	1205,14%	58%	60%	Inverso
132	SHPGY	80	HBC	52,63%	62,50%	2,46	SIGNIF	1	112,19%	433,85%	321,68%	53%	63%	Inverso
133	SI	113	PUB	42,11%	31,94%	-2,55	SIGNIF	1	32,68%	546,35%	513,67%	58%	68%	Inverso
134	SIG	102	NNDS	46,05%	29,17%	-2,63	SIGNIF	1	26,08%	311,20%	285,14%	54%	71%	Inverso
135	SKIL	115	ENL	56,58%	61,11%	2,09	SIGNIF	1	-16,67%	585,61%	602,28%	57%	61%	Inverso
136	SKYE	97	IMX	39,47%	45,83%	-1,87	SIGNIF	1	-51,76%	194,10%	245,87%	61%	54%	Inverso
137	SNN	43	CHR	50,00%	38,89%	-2,12	SIGNIF	1	11,95%	227,64%	215,69%	50%	61%	Inverso
138	SDX	46	CSR	44,74%	38,89%	-1,71	SIGNIF	1	120,01%	593,19%	478,18%	55%	61%	Inverso
139	SPM	74	GNSY	47,37%	36,11%	-1,85	SIGNIF	1	-18,43%	868,49%	886,92%	53%	64%	Inverso
140	STO	89	AHO	42,11%	41,67%	-2,90	SIGNIF	1	189,21%	734,30%	605,03%	58%	58%	Inverso
141	STM	107	OCENY	35,53%	44,44%	-1,64	SIGNIF	1	-35,93%	233,22%	288,15%	64%	56%	Inverso
142	SNSA	57	DMH	60,53%	63,89%	2,46	SIGNIF	1	208,86%	1744,45%	1534,55%	61%	64%	Inverso
143	SEO	33	BSY	44,74%	34,72%	-2,32	SIGNIF	1	30,95%	359,05%	328,10%	55%	65%	Inverso
144	SZE	3	ACAM	64,47%	52,78%	2,37	SIGNIF	1	204,94%	654,33%	449,39%	64%	53%	Inverso
145	SCM	21	BBV	57,89%	59,72%	1,90	SIGNIF	1	25,88%	187,35%	161,48%	58%	60%	Inverso
146	SYT	23	BGS	44,74%	37,50%	-2,04	SIGNIF	1	185,12%	643,02%	457,90%	55%	63%	Inverso
147	TKP	30	BP	44,74%	47,22%	1,92	SIGNIF	1	135,52%	1064,38%	928,86%	53%	53%	Inverso
148	TI	75	GSK	46,05%	37,50%	-2,21	SIGNIF	1	27,25%	249,32%	222,07%	54%	63%	Inverso
149	TEF	160	UL	50,00%	34,72%	-2,03	SIGNIF	1	46,88%	359,45%	312,59%	50%	65%	Inverso
150	TKA	102	NNDS	47,37%	34,72%	-2,56	SIGNIF	1	143,90%	655,05%	512,15%	53%	65%	Inverso

151	TELN	18	ASML	44,74%	43,06%	-2,03	SIGNIF	1	153,98%	888,97%	744,99%	56%	57%	Inverso
152	TMS	81	ICLR	60,53%	56,94%	2,48	SIGNIF	-	-21,62%	205,08%	226,70%	61%	57%	Inverso
153	TP	32	BTI	44,74%	41,67%	-1,46	SIGNIF	1	86,68%	420,84%	336,17%	56%	58%	Inverso
154	TKS	55	DEO	43,42%	31,94%	-2,68	SIGNIF	1	9,23%	331,41%	322,18%	57%	68%	Inverso
155	TOT	110	PV	48,68%	37,50%	-2,55	SIGNIF	1	83,31%	383,79%	310,48%	51%	63%	Inverso
156	TRIB	154	TKS	53,95%	58,33%	2,06	SIGNIF	1	-46,50%	514,09%	560,59%	54%	58%	Inverso
157	TIPA	128	SCO	32,89%	41,67%	-2,50	SIGNIF	1	-14,21%	590,96%	566,17%	67%	58%	Inverso
158	UBS	110	PV	43,42%	37,50%	-2,33	SIGNIF	1	87,16%	374,87%	287,71%	57%	63%	Inverso
159	UN	110	PV	44,74%	37,50%	-2,40	SIGNIF	1	36,64%	225,78%	188,14%	56%	63%	Inverso
160	UL	33	BSY	48,68%	29,17%	-2,54	SIGNIF	1	42,83%	251,74%	208,91%	51%	71%	Inverso
161	UU	87	IPR	44,74%	37,50%	-2,41	SIGNIF	1	98,56%	349,87%	251,30%	56%	63%	Inverso
162	UPM	102	NINDS	39,47%	40,28%	-2,31	SIGNIF	1	46,90%	377,94%	332,04%	61%	60%	Inverso
163	VE	32	BTI	44,74%	47,22%	-1,80	SIGNIF	1	164,40%	486,14%	321,74%	56%	53%	Inverso
164	VNLS	134	SIG	43,42%	25,00%	-3,68	SIGNIF	1	-5,08%	1784,98%	1790,06%	57%	75%	Inverso
165	VIP	99	MBT	42,11%	37,50%	-2,71	SIGNIF	1	188,57%	2368,96%	2180,37%	58%	63%	Inverso
166	VOD	121	RTP	46,05%	37,50%	-2,19	SIGNIF	1	9,88%	299,91%	250,05%	54%	63%	Inverso
167	VOLV	55	DEO	46,05%	47,22%	-1,29	SIGNIF	-	154,57%	613,74%	469,16%	54%	53%	Inverso
168	WVGM	3	ACAM	38,16%	47,22%	-1,65	SIGNIF	1	-28,85%	1437,09%	1466,93%	62%	53%	Inverso
169	WBD	86	ING	60,53%	58,33%	2,32	SIGNIF	1	145,34%	1199,37%	1054,08%	61%	58%	Inverso
170	WOS	28	BRG	47,37%	37,50%	-1,35	SIGNIF	-	92,81%	595,62%	503,01%	53%	63%	Inverso
171	WPPGY	107	OCENY	47,37%	30,56%	-2,64	SIGNIF	1	29,92%	308,63%	278,91%	53%	69%	Inverso



## B) ASIA

### ASIA

ACCION	Nº ACCION	VARIABLE EXPLICATIVA	PPS INTRA	PPS EXTRA	TEST	BUY & HOLD	RENTABILIDAD	DIFERENCIAL AJUSTADO	PPS INTRA AJUSTADO	PPS EXTRA AJUSTADO	
1	ASX	47	MKTAY	37,50%	-3,46	1	44,61%	234,20%	229,59%	63%	Inverso
2	ATE	93	UMC	41,67%	-1,97	1	40,37%	830,41%	730,04%	57%	Inverso
3	AWC	96	WBK	63,16%	2,79	1	40,63%	733,68%	693,08%	63%	
4	ACH	60	NIS	57,89%	2,24	1	85,45%	1785,28%	1698,81%	58%	
5	AMCR	11	ANZ	43,06%	-1,88	1	-12,28%	208,50%	221,78%	57%	Inverso
6	ATS	39	KB	31,58%	-3,34	1	-32,00%	423,22%	455,22%	68%	Inverso
7	ASTT	6	ATS	34,72%	-2,29	1	-75,36%	3828,47%	3903,85%	66%	Inverso
8	SAT	95	WACL	45,83%	-2,45	1	22,51%	193,08%	170,57%	62%	Inverso
9	APOFY	40	KEP	36,84%	-3,09	1	57,19%	1288,92%	1211,73%	63%	Inverso
10	AUO	37	JHK	39,47%	-2,91	1	30,78%	1640,73%	1609,96%	61%	Inverso
11	ANZ	66	POW	40,79%	-2,57	1	99,13%	331,77%	232,64%	59%	Inverso
12	BHP	66	POW	40,79%	-2,57	1	99,13%	331,77%	232,64%	59%	Inverso
13	CBA	58	NIT	60,53%	1,29	-	202,35%	1518,92%	1316,57%	61%	Inverso
14	CAJ	48	MC	43,42%	-1,20	-	-55,28%	1098,84%	1152,12%	57%	Inverso
15	CHRT	16	CEA	47,22%	-1,85	1	51,21%	423,06%	377,89%	59%	Inverso
16	CEA	27	GRIN	30,26%	-2,12	1	-14,74%	846,60%	861,34%	70%	Inverso
17	CHL	98	WF	38,89%	-2,78	1	-3,85%	538,42%	543,27%	62%	Inverso
18	SNP	2	ATE	43,42%	-2,02	1	152,09%	888,19%	746,09%	57%	Inverso
19	ZNH	48	MC	47,37%	-1,91	1	126,81%	1420,21%	1293,40%	53%	Inverso
20	CHA	97	WIT	39,47%	-2,62	1	-36,76%	525,59%	562,38%	61%	Inverso
21	CHU	16	CEA	34,21%	-3,24	1	39,64%	690,27%	650,62%	66%	Inverso
22	CHT	30	HIT	42,11%	-1,47	-	10,59%	573,81%	553,23%	58%	Inverso
23	CTEL	8	SAT	35,53%	-2,69	1	41,65%	228,80%	187,16%	64%	Inverso
24	CEO	43	KYO	40,28%	-2,40	1	-76,67%	604,16%	527,49%	60%	Inverso
25	RDY	73	TLK	39,47%	-3,42	1	162,24%	1041,20%	878,96%	61%	Inverso
26	FUJY	26	KEP	51,32%	1,56	-	33,08%	690,82%	657,73%	51%	Inverso
27	GRIN	88	NZT	35,53%	-2,36	1	22,64%	230,49%	207,81%	64%	Inverso
28	GSH	66	POW	26,32%	-3,18	1	-55,71%	879,16%	934,87%	74%	Inverso
29	HDB	3	AMC	40,79%	-2,45	1	68,39%	914,43%	846,04%	59%	Inverso
30	HIT	50	MLEA	31,59%	-4,07	1	151,12%	1804,73%	1653,62%	68%	Inverso
31	HMC	20	CHA	38,16%	-2,24	1	12,23%	469,90%	457,67%	62%	Inverso
32	HNP	8	SAT	40,79%	-1,92	1	68,67%	367,47%	298,63%	59%	Inverso
33	ICAB	8	SAT	34,21%	-3,74	1	8,42%	462,92%	454,50%	66%	Inverso
34	IBN	59	NSANY	31,59%	-4,51	1	-12,63%	478,58%	491,21%	68%	Inverso
35	INFY	63	DOM	50,00%	-2,85	1	153,10%	1474,45%	1321,35%	50%	Inverso
36	ILJ	84	SNE	41,67%	-3,24	1	146,59%	1318,75%	1172,16%	66%	Inverso
37	JHK	74	REDF	42,11%	-1,56	-	3,33%	15994,40%	15991,07%	59%	Inverso
38	KNM	7	ASTT	43,42%	-1,62	-	8,38%	362,44%	344,08%	57%	Inverso
39	KB	87	TSM	36,84%	-2,97	1	-14,47%	260,98%	275,42%	63%	Inverso
40	KEP	23	CTEL	34,21%	-3,20	1	142,42%	1458,22%	1316,90%	66%	Inverso
41	KTC	16	CEA	39,47%	-1,82	1	86,37%	678,40%	592,02%	61%	Inverso
42	KUB	86	SDAY	35,53%	-2,65	1	16,63%	260,19%	243,52%	64%	Inverso
43	KYO	63	DOM	43,42%	-2,30	1	139,93%	1123,37%	983,39%	57%	Inverso
44	LHRY	93	UMC	39,47%	-2,05	1	41,10%	698,19%	657,09%	54%	Inverso
45	MICY	4	ACH	42,11%	-1,79	1	5,57%	2371,01%	2371,01%	59%	Inverso
46	MTE	11	ANZ	36,84%	-2,52	1	1104,02%	11038,45%	11038,45%	63%	Inverso
47	MKTAY	39	KB	35,53%	-2,17	1	31,74%	1081,89%	1050,16%	64%	Inverso
48	MC	78	SAY	31,59%	-3,61	1	238,08%	1307,47%	1069,39%	68%	Inverso
49	MTSX	86	SDAY	32,89%	-3,13	1	65,78%	483,97%	418,18%	67%	Inverso
50	MLEA	28	SNP	31,59%	-3,72	1	-70,34%	1161,91%	1232,25%	68%	Inverso
		19	HDB	40,28%	-3,99	1	94,40%	821,12%	766,72%	60%	Inverso

51	MRAE	75	RIN	19,74%	27,78%	-6,98	SIGNIF	1	-43,13%	5447,62%	5460,75%	80%	72%	Inverso
52	MTU	35	INFY	32,89%	48,61%	-2,32	SIGNIF	1	90,20%	90,60%	900,40%	67%	51%	Inverso
53	MTSY	35	INFY	34,21%	43,08%	-3,21	SIGNIF	1	93,21%	870,48%	777,25%	68%	57%	Inverso
54	NAB	10	AUO	59,21%	56,94%	1,52		-	51,35%	256,90%	204,55%	59%	57%	Inverso
55	NIPNY	37	JHX	35,53%	45,63%	-2,15	SIGNIF	1	-24,28%	326,44%	350,72%	64%	54%	Inverso
56	NITES	17	CHL	59,21%	52,78%	1,34		-	12,35%	900,51%	948,17%	59%	53%	Inverso
57	NU	28	GSH	39,47%	41,67%	-2,39	SIGNIF	1	75,57%	778,78%	703,19%	61%	58%	Inverso
58	NTT	83	SKM	42,11%	41,67%	-2,07	SIGNIF	1	10,18%	294,36%	294,36%	58%	53%	Inverso
59	NSANTY	49	MTSX	36,84%	37,50%	-3,13	SIGNIF	1	3,59%	288,17%	285,58%	63%	63%	Inverso
60	NS	1	ASX	39,47%	41,67%	-2,52	SIGNIF	1	726,74%	5747,90%	5021,15%	61%	59%	Inverso
61	NMR	25	RDY	40,79%	48,61%	-1,54		-	16,15%	642,48%	626,33%	59%	51%	Inverso
62	NVGN	66	PCW	35,53%	44,44%	-2,25	SIGNIF	1	-43,60%	597,40%	641,00%	64%	56%	Inverso
63	DCM	45	IMACY	39,47%	40,28%	-2,29	SIGNIF	1	-38,38%	264,62%	302,99%	61%	60%	Inverso
64	OIM	27	GRIN	31,58%	47,22%	-2,36	SIGNIF	1	-59,72%	1336,80%	1336,52%	68%	53%	Inverso
65	IX	36	IUI	36,84%	40,28%	-2,91	SIGNIF	1	226,56%	1539,47%	1312,90%	63%	60%	Inverso
66	PCW	29	HDB	38,16%	41,67%	-2,25	SIGNIF	1	-5,93%	327,21%	333,14%	62%	59%	Inverso
67	PTR	63	DCM	47,37%	38,89%	-2,05	SIGNIF	1	266,43%	1111,65%	845,22%	53%	61%	Inverso
68	PHI	32	HNP	42,11%	45,83%	-2,04	SIGNIF	1	219,33%	1378,44%	1159,11%	58%	54%	Inverso
69	PKX	37	JHX	34,21%	47,22%	-2,70	SIGNIF	1	111,53%	1242,84%	1131,31%	66%	53%	Inverso
70	PRAN	68	PHI	61,84%	52,78%	2,20	SIGNIF	1	-51,31%	2465,61%	2546,92%	62%	53%	Inverso
71	PSIT	78	SAY	34,21%	40,28%	-3,06	SIGNIF	1	-58,82%	6107,08%	6165,90%	66%	60%	Inverso
72	IIT	98	WF	38,16%	40,28%	-2,57	SIGNIF	1	138,98%	1672,90%	1533,91%	62%	60%	Inverso
73	TLK	86	SDAY	36,84%	36,11%	-3,30	SIGNIF	1	150,91%	1302,38%	1151,47%	63%	64%	Inverso
74	REDF	89	NZT	38,16%	44,44%	-2,19	SIGNIF	1	155,00%	4333,58%	4177,58%	62%	56%	Inverso
75	RIN	72	IIT	38,16%	41,67%	-2,53	SIGNIF	1	155,77%	783,23%	627,52%	62%	59%	Inverso
76	STOSY	75	RIN	38,16%	45,83%	-2,47	SIGNIF	1	148,14%	701,28%	552,14%	62%	54%	Inverso
77	SANY	95	WAQLY	39,47%	41,67%	-1,71	SIGNIF	1	-52,70%	324,54%	377,24%	61%	59%	Inverso
78	SAY	29	HDB	40,79%	40,28%	-2,72	SIGNIF	1	176,92%	1552,60%	1375,67%	59%	60%	Inverso
79	SHG	52	MTU	31,58%	40,28%	-3,38	SIGNIF	1	249,24%	2022,69%	1773,45%	68%	60%	Inverso
80	SIFY	34	IBN	59,21%	54,17%	2,03	SIGNIF	1	32,87%	4126,95%	4094,08%	58%	54%	Inverso
81	SPIL	2	ATE	39,47%	47,22%	-1,98	SIGNIF	1	101,02%	2830,59%	2729,58%	61%	53%	Inverso
82	SH	60	NIS	51,32%	61,11%	1,68	SIGNIF	1	155,90%	1243,98%	1088,08%	51%	61%	Inverso
83	SKM	21	CHU	40,79%	44,44%	-2,38	SIGNIF	1	34,98%	588,08%	523,10%	59%	56%	Inverso
84	SNE	66	IX	42,11%	41,67%	-2,06	SIGNIF	1	27,62%	656,08%	628,40%	58%	58%	Inverso
85	STTS	12	BHP	44,74%	65,28%	1,76	SIGNIF	1	-56,01%	401,97%	457,95%	55%	66%	Inverso
86	SDAY	8	SAT	36,84%	34,72%	-3,11	SIGNIF	1	48,72%	1428,39%	1428,39%	63%	66%	Inverso
87	TSM	7	ASTT	25,00%	55,56%	-2,24	SIGNIF	1	6,88%	522,93%	516,06%	75%	56%	Inverso
88	TDK	86	SDAY	36,84%	51,39%	-2,04	SIGNIF	1	26,27%	688,45%	662,18%	63%	51%	Inverso
89	NZT	63	DCM	67,11%	52,78%	1,76	SIGNIF	1	3,78%	213,29%	209,51%	67%	53%	Inverso
90	TLS	56	NITES	43,42%	43,06%	-2,07	SIGNIF	1	-4,34%	134,87%	130,21%	57%	57%	Inverso
91	TM	37	JHX	36,84%	45,83%	-2,28	SIGNIF	1	84,25%	256,83%	211,57%	63%	54%	Inverso
92	TMC	1	ASX	56,58%	61,11%	2,17	SIGNIF	1	30,62%	1032,32%	1001,71%	57%	61%	Inverso
93	UMC	79	SHG	31,58%	37,50%	-3,98	SIGNIF	1	-29,14%	728,95%	758,09%	68%	63%	Inverso
94	VSL	37	JHX	42,11%	47,22%	-1,66	SIGNIF	1	233,40%	2545,56%	2312,16%	58%	53%	Inverso
95	WAQLY	2	ATE	31,58%	47,22%	-2,85	SIGNIF	1	61,68%	465,70%	435,04%	68%	53%	Inverso
96	WBK	26	FUJY	34,21%	44,44%	-2,72	SIGNIF	1	80,05%	370,79%	290,75%	66%	56%	Inverso
97	WIT	17	CHL	30,28%	37,50%	-4,54	SIGNIF	1	151,56%	1708,16%	1556,60%	70%	63%	Inverso
98	WF	50	MLEA	40,79%	47,22%	-2,05	SIGNIF	1	296,69%	1804,16%	1507,47%	59%	53%	Inverso
99	YZC	8	SAT	39,47%	45,83%	-2,27	SIGNIF	1	89,91%	1749,27%	1659,36%	61%	54%	Inverso

### C) LATINOAMERICA

#### LATINOAMERICA

	ACCION	Nº ACCION	VARIABLE EXPLICATIVA	FPS INTRA	FPS EXTRA	TEST	BUY & HOLD	RENTABILIDAD	DIFERENCIAL RENTABILIDAD D	FPS INTRA AJUSTADO	FPS EXTRA AJUSTADO
1	PVD	70	TSU	44,74%	45,53%	-1,27	-	201,68%	173,06%	58%	54%
2	ABV	33	EMIT	46,05%	40,28%	-1,91	1	133,44%	106,10%	54%	60%
3	AMOV	49	LFL	44,44%	44,44%	-1,10	-	437,69%	2030,03%	57%	56%
4	AMX	29	DYS	55,26%	55,56%	0,75	-	424,23%	1999,77%	58%	56%
5	ARA	73	UBB	40,79%	43,05%	-2,26	1	97,81%	1103,46%	59%	57%
6	BBD	63	TON	46,05%	34,72%	-1,92	1	427,10%	3847,27%	54%	65%
7	BCH	29	DYS	47,37%	40,28%	-1,98	1	82,53%	305,10%	53%	60%
8	ITU	25	BVN	50,00%	37,50%	-2,05	1	302,14%	2413,66%	50%	63%
9	SAN	30	AKOA	38,16%	44,44%	-2,73	1	119,98%	663,43%	62%	56%
10	CIB	53	NIL	56,58%	56,94%	1,20	-	553,96%	1838,66%	57%	57%
11	BFR	44	SIM	55,26%	54,17%	0,91	-	1077,82%	1057,10%	59%	54%
12	BRP	63	TON	36,84%	34,72%	-2,99	1	1492,48%	1506,79%	63%	66%
13	BTM	9	SAN	34,21%	37,50%	-3,33	1	2,95%	963,43%	66%	63%
14	BAK	66	TEO	55,26%	54,17%	1,26	-	93,10%	4013,94%	59%	54%
15	VNT	76	VIV	63,16%	58,33%	2,19	1	115,91%	546,25%	63%	58%
16	CBD	68	TMB	55,26%	62,50%	2,02	1	1437,76%	1386,88%	59%	63%
17	CX	24	CU	48,68%	38,89%	-1,96	1	179,29%	1044,36%	51%	61%
18	KOF	24	CU	44,74%	36,11%	-2,20	1	50,99%	446,23%	59%	64%
19	ELP	38	GGB	42,11%	41,67%	-2,50	1	243,60%	4000,77%	58%	59%
20	CIG	37	FMK	46,05%	43,06%	-1,57	-	249,82%	3701,36%	54%	57%
21	SID	68	TMB	56,58%	55,56%	1,02	-	280,09%	6743,00%	57%	56%
22	RIO	67	TFONY	40,79%	40,28%	-2,55	1	202,81%	2584,04%	59%	60%
23	RIOP	66	TEO	55,26%	56,94%	1,05	-	-4,75%	893,41%	58%	57%
24	CU	59	LQ	40,79%	43,06%	-2,10	1	42,94%	446,38%	59%	57%
25	BVN	71	TGS	57,89%	61,11%	1,84	1	34,13%	640,39%	58%	61%
26	CTC	70	TSU	43,42%	44,44%	-0,99	-	-45,24%	240,34%	57%	56%
27	MCIM	2	ABV	38,16%	41,67%	-2,91	1	171,45%	836,13%	62%	59%
28	CRESY	47	IBA	42,11%	36,11%	-2,91	1	31,40%	1644,59%	58%	64%
29	DYS	30	AKOA	56,58%	56,94%	1,34	-	-7,74%	437,83%	57%	57%
30	AKOA	19	ELP	52,63%	58,33%	1,24	-	31,85%	400,73%	53%	59%
31	AKOB	63	NIL	39,47%	45,53%	-1,88	1	44,62%	309,07%	61%	54%
32	BRJ	43	RC	55,26%	53,33%	1,33	-	71,11%	799,73%	59%	58%
33	EMIT	24	CU	44,74%	40,28%	-2,37	1	2,72%	1760,20%	59%	60%
34	ICA	7	BCH	44,74%	36,11%	-2,81	1	225,91%	1123,34%	58%	64%
35	EOC	37	FMK	40,79%	43,06%	-2,64	1	168,86%	896,60%	59%	57%
36	ENI	13	BTM	42,11%	45,53%	-1,79	1	37,97%	212,80%	58%	54%
37	FMK	25	BVN	39,47%	48,61%	-2,10	1	180,01%	832,46%	61%	51%
38	GGB	63	TON	43,42%	40,28%	-2,42	1	357,77%	6595,18%	57%	60%
39	GWK	29	DYS	32,89%	44,44%	-3,06	1	155,27%	808,00%	67%	56%
40	ASR	53	NIL	39,47%	45,53%	-2,33	1	144,02%	799,58%	61%	54%
41	SAB	26	CTC	39,47%	44,44%	-2,14	1	104,75%	264,63%	61%	56%
42	GGAL	6	BBD	64,47%	54,17%	-2,45	1	14,74%	746,69%	64%	54%
43	RC	72	UGP	43,42%	38,89%	-1,98	1	19,93%	236,42%	57%	61%
44	SIM	38	GGB	35,53%	45,53%	-2,59	1	844,00%	3650,70%	64%	54%
45	TV	40	ASR	47,37%	47,22%	-0,93	-	158,01%	909,22%	53%	53%
46	TMM	55	PZE	46,05%	41,67%	-1,46	-	-15,70%	1222,13%	54%	59%
47	IBA	31	AKOB	61,84%	61,11%	2,30	1	136,48%	645,16%	62%	61%
48	IRS	38	GGB	64,47%	54,17%	-2,41	1	23,99%	568,05%	64%	54%
49	LFL	51	MYS	46,05%	40,28%	-2,24	1	191,81%	946,95%	54%	60%
50	MAD	75	VTO	53,95%	55,56%	1,96	1	21,63%	631,37%	54%	56%



**ANEXO E: GRÁFICOS DE FRECUENCIAS DE ADR'S ELEGIDOS COMO VARIABLES EXPLICATIVAS**

