



UNIVERSIDAD DE CHILE

Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas
Escuela de Economía y Negocios
Ingeniería Comercial

**AUTÓMATAS CELULARES EN LA PREDICCIÓN
DE ADR'S LATINOAMERICANOS**

**SEMINARIO PARA OPTAR AL TÍTULO
DE INGENIERO COMERCIAL
MENCIÓN ADMINISTRACIÓN**

Juan Eduardo Fantini Pérez-Villamil
Profesor Guía: Antonino Parisi Fernández, Ph.D.

SANTIAGO, VERANO 2006

TABLA DE CONTENIDOS

	Página
RESUMEN EJECUTIVO.....	3
INTRODUCCIÓN.....	4
CAPITULO I: MARCO TEÓRICO.....	7
CAPITULO II: ¿QUÉ ES UN AUTÓMATA CELULAR?.....	15
CAPITULO III: DATOS Y METODOLOGÍA.....	22
CAPITULO IV: ANÁLISIS CRÍTICO DE LOS RESULTADOS.....	32
CONCLUSIONES.....	39
BIBLIOGRAFÍA.....	42
PÁGINAS WEB CONSULTADAS.....	44
ANEXOS.....	45

RESUMEN EJECUTIVO

Esta investigación analiza las bondades de la teoría de Autómatas Celulares como modelamiento del comportamiento de Diferentes ADR's latinoamericanos, incluyendo casi la totalidad de los ADR's chilenos. Los Autómatas Celulares son una herramienta de inteligencia artificial que puede ser usada para modelar cualquier sistema complejo y por ende pueden considerarse como una buena alternativa a las ecuaciones diferenciales, pudiendo ser utilizados para modelar sistemas físicos y sistemas biológicos a nivel celular, multicelular y poblacional. En este trabajo se desarrolla una aplicación de esta teoría para proyectar la variación de los signos de 30 ADR's latinoamericanos, entendiendo que la predicción de la dirección del movimiento del índice accionario es relevante para desarrollar estrategias de transacción efectivas (Leung, Daouk & Chen, 2000; Parisi, Parisi & Cornejo, 2004). El desempeño relativo de los modelos fue medido por el porcentaje de predicción de signo (PPS) que mide la cantidad de predicciones correctas (*hits*) sobre el total de predicciones hechas. Se encontró que el mayor porcentaje de predicción de signo (PPS) fue de un 80% y correspondió al ADR del Banco Santander-Santiago; además se encontró un PPS promedio de 63,7% al considerar un modelo que proyectaba solo 30 semanas. La capacidad predictiva de los Autómatas Celulares resultó estadísticamente significativa para el 30% de los ADR's analizados según el *test de acierto direccional (DA)* de Pesaran & Timmermann (1992). Además, éstos ADR's con capacidad predictiva superaron en rentabilidad al modelo ingenuo y a la estrategia *buy and hold*. Por último, este estudio presenta evidencia de que los Autómatas Celulares podrían convertirse en una alternativa a las metodologías predictivas tradicionalmente utilizadas en la administración de portfolios de inversión.

INTRODUCCIÓN

La predicción de los movimientos de los precios accionarios y de índices bursátiles ha sido un área de mucho interés en los últimos años. En el pasado, la toma de decisiones por lo general se realizaba bajo variadas condiciones de incertidumbre, lo que siempre implicaba enfrentar posibles escenarios adversos. Incluso la antigua creencia de que el mercado bursátil podía ser sólo anticipado gracias al conocimiento de este mismo o al “tacto” bursátil que se desarrollaba como resultado de experiencias en el medio; han pasado de moda y han sido refutadas por innumerables autores y estudios.

Con el fin de disminuir esta incertidumbre, muchos investigadores han destinado sus recursos y tiempo al desarrollo de modelos matemáticos que nos permitan tomar decisiones en un ambiente menos riesgoso.

Diversos estudios han demostrado que los retornos accionarios son predecibles en algún modo. Por ejemplo, Lo & MacKinlay (1988), utilizando datos bursátiles de países desarrollados, encontraron una correlación positiva entre los retornos semanales de diferentes acciones; DeBondt & Thaler (1985), Fama & French (1988), Poterba & Summers (1988), Chopra, Lakonishok, & Ritter (1992) encontraron una correlación serial negativa en los retornos de los activos individuales y diferentes portfolios de inversión con diferentes plazos.

En las últimas décadas, al estudio de modelos predictivos se le han incorporado numerosas nuevas técnicas; muchas veces provenientes de otras áreas de estudio como la biología o la física. Dentro de estas técnicas podemos incluir una serie de modelos no paramétricos y no lineales como los son las Redes Neuronales y los Algoritmos Genéticos. Estas nuevas técnicas pueden ser consideradas como las herramientas con las que cuentan los agentes financieros para reducir el riesgo en su toma de decisiones y por qué no decirlo para obtener rentabilidad. Otras técnicas que

pueden ser consideradas son: el Análisis Técnico, Lógica Borrosa, Fractales, el Análisis Multivariable, y muchos otros.

Como se mencionó en el párrafo anterior, existe una extensa área de desarrollo de los modelos predictivos. Dentro de la numerosa batería de técnicas, uno de los temas más nuevos es el de Autómatas Celulares; que son una herramienta de la inteligencia artificial que puede ser utilizada para modelar comportamientos complejos de ciertos sistemas físicos, biológicos, químicos y más recientemente, financieros. Su lógica se basa en un modelamiento matemático de los sistemas, con el fin de comprender de mejor manera su comportamiento, y así predecir posibles reacciones a hechos puntuales del medio ambiente.

El presente trabajo tiene por objeto ahondar más aún en este tema; presentando nuevas evidencias que podrían fortalecer o debilitar algunos resultados obtenidos anteriormente. De hecho existen dos estudios previos que motivaron la realización de esta investigación puntual: primero se encuentra el paper “Autómatas Celulares en los Mercados Financieros Americanos¹” y en segundo lugar se encuentra el paper titulado “Autómatas Celulares en Índices Bursátiles de América del Norte: DJI, NASDAQ, IPC y TSE²”; estos dos estudios los autores lograron un porcentaje de predicción de signo (PPS) promedio cercano al 70%, lo que me hace creer que este resultado puede ser replicado o incluso mejorado ocupando algunas variaciones u otros datos.

Para testear las ideas basadas en los Autómatas Celulares; este trabajo buscará modelar el comportamiento de los ADR’s chilenos y otros ADR’s latinoamericanos listados en el NYSE; buscando enriquecer las evidencias en favor de los Autómatas Celulares como modelos de predicción. Debemos aclarar que los primeros resultados encontrados en los dos estudios mencionados en el párrafo anterior son bastante buenos en función del PPS encontrado (cercano al 70% en promedio); lo que se traduce en una alta capacidad de predicción y en beneficios económicos por encima de los del mercado, lo que termina transformándose a su vez en una clara motivación

¹ Parisi y Parisi (2005)

² Parisi y Parisi (2006)

que justifica la realización de este trabajo, apuntando en la consecución de resultados similares.

En fin, el presente trabajo tiene como objetivo principal la elaboración de un marco teórico apropiado que nos permita situar los Autómatas Celulares dentro de la literatura financiera, para luego analizar su potencial aplicación a las Finanzas y puntualmente a la predicción del signo de los retornos semanales de diferentes ADR's latinoamericanos listados en la bolsa de Nueva York (NYSE). Por último, se buscará reunir mayor información concluyente acerca de la capacidad predictiva de estos modelos basados en Autómatas Celulares.

De llegar a los resultados esperados, el presente trabajo sería de gran ayuda para seguir atacando el problema de la toma de decisiones bajo incertidumbre; y por ende se transformaría en una gran ayuda para quienes se desempeñan en el ámbito bursátil.

El trabajo sigue de la siguiente manera: en una primera instancia se desarrollará un Marco Teórico en el que debe ser entendido el estudio en si; luego se tratará de explicar en profundidad los que es un Autómata Celular y como puede ser usado en el área financiera; en una tercera etapa se procederá a explicar los datos y la metodología a seguir para realizar el testeo del modelo; en una cuarta parte se presentarán los resultados acompañados de un análisis crítico y comparativo que sirva para validar o no los primeros resultados encontrados en los estudios previos; y por último, se incluirán las conclusiones finales.

CAPITULO I: MARCO TEÓRICO

El rol primario del mercado de capitales es la colocación de la propiedad del stock de capital en la economía. En términos generales, la idea entonces es, que los precios de las acciones provean toda la información implícita del funcionamiento de las empresas. Lo anterior corresponde a la hipótesis de mercados eficientes de Fama (1970); el autor en su paper argumenta además, de que esta es la única manera como los inversionistas pueden tomar sus decisiones de inversión; es decir, bajo una importante incertidumbre.

El supuesto básico de la teoría de Fama era que el precio de las acciones reflejaba de manera completa y eficiente toda la información contenida en el mercado acerca del activo en cuestión. Así cualquier cambio de precio que se produjera en el mercado se explicaba por cambios en la información relevante que tenía directa relación con el desempeño esperado para la empresa representada por la acción.

El paper mencionado hace una revisión teórica y empírica de lo que habían sido las investigaciones hechas hasta ese entonces, encontrando evidencia que fortalecía su modelo de mercados eficientes. La primera idea que presenta el autor es que los precios de las acciones deben estar en función del riesgo y del retorno esperado para estos mismos activos; lo anterior, dado un set de información de mercado que condiciona la conducta de las empresas representadas. Así el valor esperado o de equilibrio pasa a ser una variable aleatoria que se ve explicada por el comportamiento también aleatorio de la información.

Fundamentado en este modelo recién mencionado, Fama interpreta que los retornos de las acciones son independientes de un día a otro³, y que por ende su comportamiento puede ser entendido como un “*random walk*”.

Un primer problema que presentan estas ideas son los fuertes supuestos que el autor imponía a su modelo para definir un mercado eficiente: (i) no existen costos de transacción en la economía, (ii) toda la información relevante se encuentra disponible para todos los participantes, (iii) todos están de acuerdo con respecto a lo que significa la información existente y su relación con el precio de las acciones. Al analizar estas imposiciones podemos entender que en la práctica es casi imposible que se cumplan estas condiciones y por ende debiéramos cuestionar la validez del modelo.

En el plano empírico se llegó tempranamente a la conclusión de que aunque existía algún grado de dependencia en las series históricas, no era posible rechazar la hipótesis del camino aleatorio (*random walk*) y por lo tanto no era factible hacer predicciones de ningún tipo acerca de la dirección que tomarían los precios de las acciones en el futuro. En fin, a pesar de que es claro de que la hipótesis de mercados eficientes cuenta con muchas falencias, no había sido posible encontrar evidencia significativa que pudiera desechar el modelo hasta ese entonces.

A partir de este trabajo una serie de autores dedicaron sus investigaciones a estudiar este tema; en el año 1986, Maberly analizó la relación entre la dirección de los cambios de precio interdía e intradía buscando encontrar evidencia a favor de la teoría de que el signo del cambio de los precios accionarios si puede ser previsto. Dos años más tarde, Lo & MacKinlay (1988,1989) en su trabajo titulado “Stock market price do not follow random walk: Evidence from a simple specification test” empleando datos de EE.UU., Europa Occidental y Japón, para el periodo comprendido entre 1962 y 1985, registraron una correlación serial positiva entre los retornos semanales para una variedad de índices y portafolios de tamaño medio. Conrad & Kaul (1988,1989), también encontraron evidencia de predictibilidad de los retornos en el corto plazo

³ Se entiende por independiente que la Correlación entre el precio de hoy y el precio de ayer es cero o que $\text{Corr}(P_t, P_{t-1}) = 0$

usando datos semanales y para el mismo periodo utilizado por Lo & MacKinlay (1988,1989); la metodología usada fue un proceso autorregresivo de primer orden, que permitió las conclusiones mencionadas. De Bondt & Thaler (1985), Fama & French (1988), Poterba & Summers (1988) y Chopra, Lakonishok & Ritter (1992), hallaron una correlación serial negativa en los retornos de los activos individuales y varios portfolios sobre intervalos de tres a diez años⁴.

Por su parte, Jegadeesh (1990), ocupando datos históricos de EE.UU., examinó la predictibilidad de los retornos mensuales sobre activos individuales para los años 1934-1987, y encontró una correlación serial negativa de primer orden altamente significativa para rezagos de dos meses y una correlación serial positiva para rezagos mayores. Blume, Easley & O'Hara (1994), presentaron un modelo teórico que sugiere que existe una relación significativa entre los rezagos del volumen transado y los retornos actuales de los activos individuales. Para explicar la predictibilidad de las variaciones de los retornos accionarios se postulan dos argumentos alternativos: (a) los mercados son ineficientes y los precios de los activos se mueven alrededor de su valor fundamental, y (b) los mercados son eficientes y la predictibilidad de las variaciones puede ser explicada por un equilibrio en los retornos time-varying. Ferson & Harvey (1991), mostraron que la predictibilidad de los retornos accionarios no se debe necesariamente a ineficiencias del mercado o a una sobrerreacción de los inversionistas irracionales, sino que a la predictibilidad que presentan algunas variables agregadas que son parte del set de información que explica la rentabilidad de los activos. Para esto ocuparon un modelo multi-beta tipo APT, para analizar diez portfolios de inversión rankeados por tamaño y otros grupos de activos como bonos gubernamentales de largo plazo.

⁴ De Bondt & Thaler (1985), ocuparon retornos mensuales de las acciones comunes del NYSE y calcularon el Retornos Anormales Acumulados (CAR por sus siglas en inglés), como medida de sobrerreacción del mercado, para el periodo comprendido entre Enero de 1926 y Diciembre de 1982. Fama & French (1988), ampliaron la muestra usada por los autores anteriores hasta el año 1985, en busca de los principales componentes de los precios accionarios. Por su parte, Poterba & Summers (1988) usaron datos de EE.UU. (1871-1986) y otros 17 países (1957-1985) para testear la razón entre una varianza mensual y la anual, en busca de autocorrelación. Por último, Chopra, Lakonishok & Ritter (1992), ocuparon datos mensuales del NYSE (1926-1986) y la metodología RATS de Ibbotson (1975).

En este mismo sentido, un estudio de eventos de transacciones de agentes internos (*insiders*) de Ferson & Schadt (1996), mostró que la omisión de variables tales como rezagos del retorno accionario y de la tasa de interés podrían conducir a resultados erróneos en la proyección. Para llegar a estas conclusiones, los autores analizaron datos de 67 fondos mutuos para el periodo comprendido entre 1968 y 1990, encontrando resultados significativos. Según Leung, Daouk & Chen (2000), la predicción de los retornos accionarios, dadas las variables agregadas en el set de información de los inversores, es un hecho que es aceptado en la reciente literatura de las finanzas empíricas, y las preguntas apuntan hacia cómo usar la información de una manera óptima para predecir y transar en los mercados.

En esta misma línea de estudios y dado que el grado de predictibilidad es generalmente considerado como no significativo; Hodgson & Nicholls (1991), sugirieron evaluar la significancia económica de predecir la dirección de los cambios en los precios de los activos y no su nivel⁵. Estos autores trataron el problema de predecir los precios de diferentes activos subyacentes con el fin de disminuir las posibilidades de arbitraje. Los principales resultados encontrados, sugerían que era muy complicado predecir el nivel de los cambios en el mercado spot debido a la alta volatilidad de estos precios y a diferentes regulaciones aplicadas a la bolsa; por lo que se recomendaba evaluar la posibilidad de predecir la posible dirección en vez de las magnitudes.

Otros estudios más recientes sugieren que las estrategias basadas en predecir signos; son más efectivas y pueden generar mayores beneficios que aquellas estrategias basadas en una predicción puntual del nivel de precios de los instrumentos financieros. Algunos autores como Wu & Zhang (1997), investigaron la predictibilidad de la dirección del movimiento en el tipo de cambio spot futuro.

Por último O'Connor, Remus & Griggs (1997), apoyaron los beneficios de proyectar la dirección del cambio en el nivel de precios más que el nivel de precios en sí. Estos últimos autores estudiaron como se comportan las diferentes personas que

⁵ Ocupando datos diarios del mercado accionario australiano.

deben realizar proyecciones y cómo estos la mayoría de las veces deben basar sus decisiones en información histórica. Las dos preguntas principales que motivaban aquel estudio eran: (1) La dirección de la tendencia afectará la precisión de las predicciones? y (2) Cambios en las tendencias afectarán estas mismas precisiones?. Los autores testearon sobre 47 alumnos de la Universidad de Hawai, sus respectivas tomas de decisiones y proyecciones frente a un conjunto de series de tiempo generadas de manera aleatoria. Con respecto a la primera pregunta se concluyó de que no existen diferencias significativas con respecto a la dirección de la tendencia; y con respecto a la segunda se encontró significativa evidencia en favor de la hipótesis de que cambios en las tendencias afectan la precisión de las proyecciones; por lo que se haría cada vez más importante la idea de proyectar la dirección de los cambios en los niveles de precio en vez de del nivel de precios en si.

De estos últimos estudios mencionados resulta importante entender que tanto para los analistas como para los traders, es un eje principal tratar de centrar sus esfuerzos en predecir con mayor precisión la dirección de los movimientos en vez de tratar de pronosticar los valores mismos.

A lo largo de los años, la innovación tecnológica y del pensamiento han dado lugar a nuevas técnicas de predicción; tales como: Redes Neuronales, Algoritmos Genéticos, Fractales, Modelos Multivariados y la Lógica Borrosa; y por lo tanto no es raro entender que estas estén siendo ocupadas para mejorar la toma de decisiones.

Fundamentándonos en algunas de estas técnicas, podemos agregar evidencia en favor de la hipótesis de que si existe algún grado de predicción para las acciones o activos bursátiles. De hecho Parisi (2002), ocupando una Red Neuronal logró buenas tasas de predicción de signo para el IPSA chileno mediante la utilización de una red Ward recursiva. Se entiende por “buenas” una capacidad predictiva extramuestral de 72%, estadísticamente significativa; y además una rentabilidad acumulada extramuestral de 24.42%. El mismo Parisi el año 2005 aplicó Redes Neuronales y Algoritmos Genéticos para construir modelos predictivos del signo de las variaciones semanales del IPSA. Los resultados señalan que la red Ward tendría mayor capacidad

predictiva que el modelo lineal multivariado dinámico construido por medio de Algoritmos Genéticos y que el modelo *naive (ingenuo)*; además que ésta capacidad predictiva sería significativa, y que una estrategia activa de trading basada en las señales de compra y venta dadas por este modelo permitiría obtener retornos relativamente más altos. La red Ward y el modelo de Algoritmos Genéticos superaron en rentabilidad promedio a la clásica estrategia ocupada como benchmark de *buy and hold*; incluso al considerar los costos de transacción.

Lo anterior se ve respaldado por los resultados encontrados por Tsibouris & Zeidenberg (1995) y White (1993); quienes trabajaron con Redes Neuronales en la predicción de índices bursátiles y de activos individuales, confirmando un mejor desempeño de las Redes Neuronales en cuanto a predicción en comparación con las técnicas usadas como benchmark (*buy and hold*).

En esta misma línea, Parisi, Parisi & Guerrero (2003) testearon Redes Neuronales aplicados al Tipo de Cambio del dólar observado en Chile; para esto se ocupó la misma red Ward mencionada anteriormente además de una red Recurrente de Jordan-Elman y el Perceptrón Multicapa. Se obtuvo que de todas estas técnicas, la que mejor rendimiento aportaba era la red Ward de tres capas, esta última resultó ser significativa pero a diferencia de los estudios anteriores la capacidad predictiva no se tradujo en retornos significativamente más altos que los que obtendrían en una estrategia pasiva. Los resultados se adecuaban a lo esperado por los autores, dadas las características del mercado chileno. Sin embargo estos resultados venían a restar validez a las Redes Neuronales como modelo predictivo.

Por último Parisi, Parisi & Cornejo (2004) utilizando datos semanales de los índices bursátiles IPC, TSE, NASDAQ y DJI; analizaron la eficiencia de los modelos multivariados dinámicos, construidos a partir de Algoritmos Genéticos Recursivos, para predecir el signo de las variaciones de semanales de los índices mencionados. Los mejores modelos lograron un 60% de porcentaje de predicción de signo, resultando significativa para los cuatro índices según el *test de acierto direccional* de

Pesaran & Timmerman (1992). Estos mismos resultados superaron una vez más a la estrategia *buy and hold*.

Con este marco teórico bien definido nos queda bastante claro de que las teorías de Fama (1970) estaban erradas, o sus supuestos eran irreales; primero que nada los mercados no son eficientes y por lo tanto permiten arbitrajes; y en segundo lugar, por medio de diferentes técnicas es posible predecir ciertas tendencias del mercado lo que descarta la idea de comportamientos “*random walk*”; además por medio de diferentes estudios realizados por diversos autores es posible concluir de sí es factible vencer al mercado y por ende obtener rentabilidades por sobre los índices de mercado mediante la utilización de una estrategia activa de manejo de carteras.

Lo anterior nos sirve como motivación para dirigir la investigación hacia la consecución de resultados igualmente válidos como los encontrados en el pasado.

Por último y para concluir el marco teórico, es necesario que revisemos un poco de historia acerca del tema principal de la investigación para entender el contexto en el cual esta se realiza.

Los Autómatas Celulares hicieron su aparición por primera vez en los años cuarenta, cuando el matemático John Von Neuman trataba de encontrar una máquina hipotética que pudiera construir copias de si misma; este personaje logró su objetivo al encontrar un complejo modelo matemático con reglas muy complicadas basadas en un plano cartesiano. Conway, otro matemático se entregó a la idea de poder encontrar un método simplificado del encontrado anteriormente por Neuman; así Conway logró publicar en Octubre de 1970 sus propias conclusiones y modelo. Este modelo es bastante interesante dado que tiene el poder de computar cualquier cosa de manera algorítmica y transformarlo en un “*Juego de la Vida de Conway*”⁶.

Desde su publicación, esta teoría suscitó el interés de diferentes sectores debido principalmente a la sorprendente cantidad de patrones a los que puede aplicar. Así

⁶ Durante el desarrollo del trabajo se explicará con mayor profundidad en que consiste este juego.

mismo diferentes matemáticos, biólogos, economistas e incluso filósofos han buscado la manera de representar sus complejidades propias de cada área basándose en los modelos de Autómata Celular; esto les permite observar patrones muy complejos de comportamiento basándose en reglas muy simples.

En 1983 Stephen Wolfram publicó el primero de una serie de papers sistemáticos que investigaban una clase muy desconocida pero esencial de Autómatas Celulares que el mismo autor llamó: "*Autómatas Celulares elementales*". Más tarde, a mediados de los ochentas, Wolfram dejó la academia para crear *Matemática*⁷, la cual usó en los años venideros para dar a conocer sus ideas. En el año 2002 publicó un texto de 1280 páginas titulado "*A New Kind of Science*" en el cual argumentaba extensamente acerca de sus descubrimientos y las muchas aplicaciones que tenían en el mundo real y en las diferentes áreas de estudio.

Con todo este Marco teórico bien definido nos encontramos en condiciones de comenzar con el verdadero desarrollo de la investigación propuesta.

⁷ Probablemente muchos de los lectores habrán escuchado la palabra Matemática sin saber realmente que es; a modo de simplificar se podría decir que Matemática es una plataforma tecnológica que integra sistemas computacionales, sistemas gráficos, lenguajes de programación, etc. Para conocer en mayor profundidad la obra de Stephen Wolfram, esta se puede encontrar en: www.wolfram.com/products/mathematica

CAPITULO II: ¿QUÉ ES UN AUTÓMATA CELULAR?

Ocupando las mismas definiciones que se ocuparon es la primera parte del trabajo; un Autómata Celular, es una herramienta de la inteligencia artificial que puede ser utilizada para modelar comportamientos complejos de ciertos sistemas físicos, biológicos, químicos y financieros. Su lógica se basa en un modelamiento matemático de los sistemas con el fin de comprender de mejor manera su comportamiento, para así predecir posibles reacciones a hechos puntuales del medio ambiente.

Así, los Autómatas Celulares son herramientas que pueden ser usadas para modelar casi cualquier sistema complejo. De hecho; pueden considerarse una buena alternativa a las ecuaciones diferenciales y han sido utilizados para modelar sistemas físicos, tales como interacciones entre partículas, formación de galaxias, cinética de sistemas moleculares y crecimiento de cristales, así como diversos sistemas biológicos a nivel celular, multicelular y poblacional⁸. En el ámbito de las finanzas, Zhou et al (2004) utilizaron los Autómatas Celulares para establecer un mercado accionario artificial. En dicho estudio, las celdas fueron usadas para representar a los accionistas, quienes tenían la capacidad para aprender de sí mismos y ser afectados por el historial de inversiones de sus respectivos vecinos.

Volviendo a nuestro tema y como se mencionó en el punto anterior; los Autómatas Celulares hicieron su aparición a mediados de los años cuarenta, cuando el matemático John Von Neuman trataba de encontrar una máquina hipotética que pudiera construir copias de si misma. Más tarde; Conway, otro matemático se entregó a la idea de poder encontrar un método simplificado del encontrado anteriormente por Neuman; así Conway logró publicar en Octubre de 1970 sus propias conclusiones y modelo. Este modelo era bastante interesante dado que tenía el poder de computar

⁸ Para una revisión del estado del arte en esta área, ver F. Schweitzer (2002), "Applications of Cellular Automata in Complex Systems", *Advances in Complex Systems*, vol. 5, pp. 101-337.

cualquier cosa de manera algorítmica y transformarlo en un “*Juego de la Vida de Conway*”⁹.

Este “Juego” recién mencionado es la base metodológica del presente trabajo, por lo que corresponde analizarlo en mayor profundidad, como se realizará a continuación.

Para entender este Autómata Celular, debemos considerar un tablero de ajedrez sin límites donde cada cuadrado (o celda) tiene dos posibles estados, ser blanco o negro: blanco (o vivo), sigue igual en la próxima generación, excepto si 3 (de los 8) cuadrados vecinos son negros, en tal caso pasa a ser negro; negro (muerto), permanece así si 2 o 3 de sus vecinos son negros; en caso contrario, un cuadrado negro aparecerá blanco en la próxima generación. Este Autómata es considerado una buena metáfora para una situación en que, por ejemplo, cada cuadrado representa una célula y los dos posibles estados son muerta o viva. Así, el juego simula en el tablero la evolución de “criaturas” vivas muy básicas, en que es necesario tener 3 vecinos vivos para que se produzca un nacimiento, y un sujeto necesita de 2 o 3 vecinos para sobrevivir (si tiene menos muere de soledad). De este modo, la población en el sistema va cambiando de generación en generación.

Las reglas que se mencionaron y que determinan como van cambiando de estado las células son un ejemplo cualquiera, de hecho sería interesante ver que diferencias se obtienen al ir cambiando las condiciones iniciales del modelo. Las reglas puntuales que se utilizaran en este estudio, se encuentran enumeradas en el siguiente punto de este trabajo.

Otro hecho que debemos notar es que el juego de Conway es un juego de “cero jugadores”, es decir, la evolución está determinada por un estado inicial, que no necesita de la alimentación de un jugador humano. Así este “tablero”¹⁰ evoluciona en saltos discretos de tiempo y en todas las direcciones. A pesar de que las reglas son básicas, sencillas y locales; el comportamiento resultante es asombroso y complejo.

⁹ O “*Life Game*” como se conoce en Inglés

¹⁰ Haciendo alusión a la explicación entregada anteriormente.

De hecho si analizamos las ideas de Wolfram, podemos ver que el autor plantea que el código de computación más sencillo puede revelar patrones complejos del comportamiento de la naturaleza. En otras palabras, un sistema cuya conducta parece simple, lo es, o al menos es tan simple como cualquier sistema computacional. Ésta es la manera en que Wolfram explica el principio de equivalencia computacional, según el cual reglas simples generan contra-intuitivos resultados complejos, es decir, los sistemas complejos tienen un comportamiento que muchas veces parece contrario al sentido común. De acuerdo a lo anterior, los cálculos computacionales necesarios para producir comportamientos complejos serían, en potencia, los mismos, y la complejidad de los sistemas se deberían solamente a la gran cantidad de componentes simples que interactúan de manera simultánea. Así, el principio de equivalencia computacional plantea que las herramientas computacionales son tan complicadas como el sistema a estudiar.

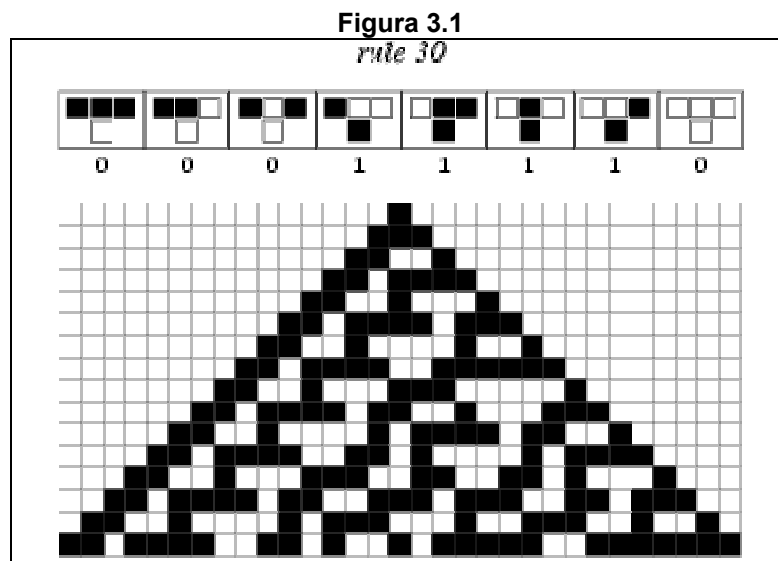
Lo anterior lleva a la conclusión de que habría límites a la misma ciencia, ya que muchas cuestiones serían imposibles de responder debido a que la única manera de descubrir las consecuencias de muchos procesos de gran complejidad sería, simplemente, dejar que ocurran. Esta nueva ciencia tiene en cuenta la propia irreductibilidad computacional, en que las reglas subyacentes a un sistema no siempre pueden predecir el complejo comportamiento que resulta de ellas. Por ejemplo, según este autor, el problema del libre albedrío podría analizarse desde esta perspectiva, como el producto de una complejidad resultante de reglas simples en el nivel básico, que deriva luego en cálculos irreductibles y complejos que difícilmente pueden ser simplificados por lo que, finalmente, son considerados el “producto de la libre voluntad”.

Ahora que tenemos una noción un poco más clara acerca de qué es y cómo opera un Automata Celular, complementaremos este punto con unos ejemplos, figuras y algunos tecnicismos.

El Automata Celular más simple sería un modelo de una dimensión, con dos posibles estados por celda, y en donde los vecinos corresponden a las dos celdas

adyacentes a la primera. Así, existen $2^3 = 8$ posibles patrones para la población total y $2^8 = 256$ posibles reglas. Estas 256 reglas o Autómatas, se reconocen por una tabla de números binarios que las representan¹¹.

A continuación y a modo de ejemplo se presenta la Figura 3.1 en donde se puede apreciar la “regla 30”. Esta *regla 30* es llamada así por su representación en números binarios; como bien muestra la Figura 3.1 el código binario que representa el número 30 es el **00011110**¹².



Fuente: <http://mathworld.wolfram.com>. En esta figura se puede observar el desarrollo de la *regla 30*, luego de 15 iteraciones y partiendo de una celda negra ubicada en el centro de la primera fila¹³.

Para entender como se expande el modelo debemos ubicar una celda negra en el centro de la primera fila; es decir, la única celda negra que se encuentra en esta fila, luego se hace un barrido de izquierda a derecha viendo como se encuentra conformada la fila que corresponde, partiendo de la fila dos y avanzando de a una fila.

¹¹ Convención ocupada por el mismo Wolfram para identificar sus Autómatas Celulares









¹² Es importante notar que el patrón **00011110** también puede ser expresado como **111110101100011010001000**, por su representación binaria. (Ver Cuadro 3.1)

¹³ Para apreciar esta misma regla pero después de muchas iteraciones, y una segunda regla, ver Anexos 1 y 2.

Por ejemplo para la primera fila, la celda negra se encuentra entre dos blancas, por lo tanto según la condición número 2^{14} la celda bajo la primera celda negra debe ser negra también ya que la condición así lo indica. Luego si analizamos la celda blanca a la izquierda de la celda negra ubicada en la primera fila, entenderemos que según la condición número 1, la celda ubicada bajo esta celda blanca debe ser negra y así sucesivamente¹⁵.

Es importante notar que estos códigos binarios de 8 bits que son usados como condiciones de expansión están bien definidos y por ende siguen una lógica, la cual puede ser entendida mediante la observación del Cuadro 3.1 que se presenta a continuación.

Cuadro 3.1

8 Bits (de 0 a 7) = 8 Condiciones								<i>n° decimal</i>
7	6	5	4	3	2	1	0	<i>representación del n° decimal en binario</i>
111	110	101	100	011	010	001	000	
								
0	0	0	1	1	1	1	0	
128	64	32	16	8	4	2	1	
							Suma	30

Fuente: Elaboración propia. En este cuadro se puede apreciar como se logra el 30 que es usado como nombre para este Autómata.

Aquí los 8 bits representan los 8 posibles patrones que conforman las 256 reglas que se mencionaban anteriormente. Por lo tanto el nombre que debe ser asignado a cada Autómata nace de esta misma lógica usada para el Autómata *regla 30*. Si observamos el Cuadro 3.1 podemos notar que cada una de las 8 condiciones o bits posee un ponderador igual a 2^i , donde i representa el número decimal del bit. Así, si las condiciones activadas para la regla 30 son la 1,2,3 y 4, al sumar los ponderadores asignados a cada condición (16, 8, 4 y 2) obtenemos el 30 por el cual se llama al Autómata particular.

¹⁴ Ver Cuadro 3.1.

¹⁵ Ver Anexos 3, 4 y 5 para una explicación gráfica.

En la medida que se vayan generando más iteraciones se irán generando diferentes figuras; algunas veces obtendremos figuras bonitas y simétricas, y otras veces cualquier formación sin una forma definida; además siempre estarán los esperados cambios repentinos, en donde una figura dada se deshace y pasa a ser otra cosa diferente.

Tal como ocurre en la “Teoría de la Evolución de las Especies” en la que están fundamentados los Autómatas Celulares; en algunos casos la sociedad simplemente muere (sin importar el número de generaciones que sean necesarias), y en otros casos se alcanzan patrones estables de “sociedad” que corresponden a figuras estables dentro de la expansión. Estos últimos patrones son llamados por Conway como “*Aún Vivas*”, y corresponden a patrones que se mantienen estables en el tiempo o que oscilan por siempre. Incluso patrones que inicialmente no parecen simétricos pueden tender a serlo en el desarrollo de nuevas expansiones, lo que claramente les da un grado mayor de estabilidad.

Así como cada Autómata tiene su nombre, los patrones que se van formando dentro de éstos también tienen nombres definidos. Existen una serie de patrones organizados por tipo, primero que nada están los “*Aún Vivas*” que son patrones estables que se mantienen en el tiempo, luego están los “*Osciladores*” que repiten patrones¹⁶, y por último los están “*Naves Espaciales*” que se van trasladando a través de del espacio.

Algunos ejemplos de los patrones más simples se presentan en la Figura 3.2; aquí los cuadros negros siguen representando células vivas y los blancos, células muertas. El *Bloque* y el *Bote* son “*Aún Vivas*”; el *Parpado* y el *Sapo* son *Osciladores*, y el *Planeador* junto con la Nave Espacial de poco peso (*LWSS*)¹⁷ son “*Naves Espaciales*”.

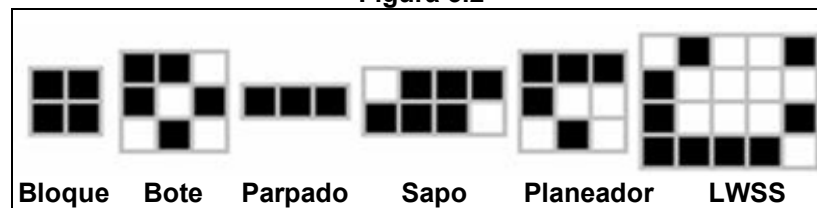
Otros patrones como el “*Matuselahs*” pueden evolucionar por largos periodos antes de repetirse. Un “*Duro de Matar*” es un patrón que eventualmente desaparece

¹⁶ Estos patrones pueden ser considerados como un set de “*Aún Vivas*”.

¹⁷ De su abreviación en inglés “*Lightweight Spaceship*”

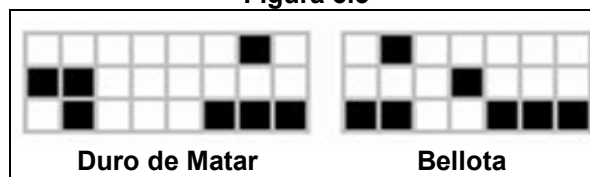
después de 130 generaciones o saltos. Por último una “*Bellota*” requiere de 5206 generaciones para generar 13 *Planeadores* que se estabilizan como muchos *Osciladores*. Estos últimos 2 patrones se presentan en la Figura 3.3.

Figura 3.2



Fuente: www.wikipedia.org. En esta figura se pueden apreciar diferentes nombres que pueden recibir los patrones expansivos propios de cada Autómata.

Figura 3.3



Fuente: www.wikipedia.org. En esta figura se pueden observar los dos últimos patrones.

Además de estos patrones existen un sin fin de otros patrones que son una función creciente en complejidad y que nacen muchas veces de estos mismos patrones más simples. Por un tema de acotar en lo más importante dejaré el tema abierto para que el lector pueda ahondar más aún en el tema por su cuenta.

En este estudio, la metodología de Autómatas Celulares será utilizada para modelar el comportamiento de las variaciones de los valores de cierre semanales de los ADR’s chilenos y otros ADR’s latinoamericanos; para luego, en función de las proyecciones de las variaciones futuras desarrollar estrategias de *trading*.

CAPITULO III: DATOS Y METODOLOGÍA

En esta parte del trabajo se desarrolló un modelo basado en los Automatas Celulares para proyectar el signo¹⁸ de las variaciones semanales de los precios de 30 ADR's latinoamericanos listados en el NYSE, dentro los cuales se encuentran 15 ADR's chilenos. Esto último se desarrolla entendiendo que una alta capacidad de predicción podría ser de gran ayuda en el manejo activo de carteras de inversión; y por ende, permitiría lograr altas rentabilidades para aquellos que las ocupen.

Los datos ocupados corresponden a los precios de cierre semanales para los 30 ADR's involucrados; y para el periodo comprendido entre el 01 de Marzo del 2001 y el 27 de Diciembre del 2005. En consecuencia, se usó un total de 252 observaciones por cada ADR, para testear la capacidad predictiva de los Automatas Celulares.

A partir de estos 252 valores se calcularon 251 retornos semanales que constituirían los *inputs* del modelo. Como retorno se debe entender el cambio porcentual que experimentó el precio de los ADR's (P_t) de una semana a otra; es decir, para calcular el retorno para la semana t (R_t), se utilizó la siguiente formula:

$$R_t = \frac{(P_t - P_{t-1})}{P_{t-1}}$$

así los 251 retornos fueron adaptados al modelo de Autómata Celular propuesto para la investigación; el cual se explicará más tarde.

Los 30 ADR's estudiados, corresponden a los 15 ADR's chilenos para los cuales se encuentra información completa para el periodo en cuestión; más una selección de otros 15 ADR's latinoamericanos que fueron elegidos según su volumen de transacción y la disponibilidad de sus datos. De estos últimos 15 ADR's; 5

¹⁸ Debemos recordar que en el marco teórico ya se presentó evidencia en favor de proyectar el signo del cambio, por sobre la proyección del nivel. Revisar: O'Connor, Remus & Griggs (1997).

corresponden a empresas Argentinas, 5 a empresas Brasileñas y las 5 restantes a empresas Mexicanas. Se eligieron estos tres países, porque junto con Chile son los cuatro países que poseen un mayor número de empresas ranqueadas dentro de las 500 más importantes¹⁹ de Latinoamérica.

La lista completa de los 30 ADR's analizados en este estudio junto con sus respectivos símbolos bursátiles puede ser vista en la Tabla 4.1.

Tabla 4.1

COMPANIA			
CHILE	1	Embotelladora Andina S.A.	AKO-A
	2	Banco Santander-Santiago	SAN
	3	Embotelladora Andina S.A. B	AKO-B
	4	Compañía Cervecerías Unidas S.A.	CU
	5	Viña Concha y Toro S.A.	VCO
	6	Distribución y Servicio S.A.	DYS
	7	Empresa Nacional de Electricidad S.A.	EOC
	8	Enersis S.A.	ENI
	9	LAN Airlines S.A.	LFL
	10	Madeco S.A.	MAD
	11	Masisa S.A.	MYS
	12	Administradora de Fondos de Pensiones Provida S.A.	PVD
	13	Quiñenco S.A.	LQ
	14	Chemical & Mining Co. of Chile Inc.	SQM
	15	Compañía de Telecomunicaciones de Chile S.A.	CTC
ARGENTINA	16	Telecom Argentina S.A.	TEO
	17	YPF S.A.	YPF
	18	BBVA Banco Francés S.A.	BFR
	19	MetroGAS S.A.	MGS
	20	Quilmes Industrial S.A.	LQU
BRASIL	21	Companhia de Bebidas Das Americas (AMBEV)	ABV
	22	Petroleo Brasileiro	PBR
	23	Telesp. Celular Participacoes S.A.	TCP
	24	Votorantim Celulose e Papel S.A.	VCP
	25	Tele Norte Leste Participacoes S.A.	TNE
MÉXICO	26	América Móvil S.A. de CV	AMX
	27	Cemex S.A. de CV	CX
	28	Teléfonos de México S.A. de CV	TMX
	29	Grupo TMM S.A.	TMM
	30	Grupo Televisa S.A.	TV

Fuente: Elaboración propia. En esta tabla podemos observar las 15 empresas chilenas además de las restantes 15 que corresponden a los diferentes países y que fueron estudiadas en el presente trabajo.

¹⁹ Según Ranking 2005 elaborado por revista América Economía.

El modelo basado en los Autómatas Celulares que será usado en este estudio, buscará proyectar el signo de las variaciones de los precios de los distintos ADR's de manera simultánea, aprovechando los posibles efectos que puedan producirse por el normal interactuar de estos mismos. Así la variación proyectada dependerá del signo que haya tenido el mismo ADR la semana anterior y del resto de los ADR's también durante la semana anterior. Es importante resaltar que este modelo para realizar sus proyecciones sólo utiliza las variaciones de una semana y es capaz de predecir el signo de las variaciones muchas semanas hacia adelante²⁰.

El modelo recién descrito presenta las siguientes características:

- Cada observación; es decir, cada variación semanal, se considera como una celda.
- Cada una de estas celdas puede adoptar dos posibles estados: positivo o negativo según haya sido el signo de la variación.
- Las condiciones iniciales del modelo están dadas por las variaciones de la primera semana de la serie histórica de observaciones que se considerará para el estudio.
- Las celdas fueron ordenadas de manera tal²¹ que se pudiera estructurar un tablero cuadrado, similar a uno de ajedrez. El resultado de este ordenamiento es una matriz de 6 filas y 5 columnas, donde cada celda tiene un máximo de 8 celdas vecinas.
- El estado futuro de la celda está representado por el signo de la variación proyectada para ese mismo activo (ADR).

²⁰ El número de semanas que es capaz de predecir el Autómata Celular también se estudiará durante el desarrollo de la investigación.

²¹ A continuación de las características se explicará la metodología de ordenamiento.

- Así, el estado futuro de una celda depende de su estado actual (t) y del estado actual de las celdas vecinas.

Ahora que conocemos las características iniciales del modelo, se explicarán minuciosamente los pasos seguidos durante la investigación.

Como ya se mencionó en las características enumeradas anteriormente; el primer paso para la aplicación del modelo, es buscar un orden predeterminado que se les dará a los ADR's dentro de una matriz de 6x5 a la cual se le aplicarán las condiciones que se extrapolan del modelo "*El juego de la vida de Conway*". Esto último implica, que debemos utilizar un juicio personal para elegir una metodología de ordenamiento a utilizar.

Para este trabajo la metodología de ordenamiento que se usó fue la siguiente: primero se construyó una matriz de varianzas y covarianzas²² en donde además de incluir los 30 ADR's se agregó el índice *Dow Jones Industrial* (^DJI) para ver la correlación que existía entre los ADR's y el índice de mercado. Así se obtuvo una matriz de 31x31 que resumía todas las correlaciones existentes entre los ADR's y el mercado. Una vez hecho esto, se buscó el ADR que tuviera la más alta correlación con el mercado y se le asignó el primer lugar dentro de la matriz.

Para facilitar el entendimiento de esto último se presenta la Tabla 4.2 que resume prácticamente el lugar que le correspondió utilizar al ADR mayormente correlacionado con el mercado.

Luego, para elegir el número dos dentro de la matriz, se buscó el ADR que tuviera la mayor correlación con el primer ADR elegido y así mismo se continuó eligiendo el resto de las posiciones siguiendo un espiral. Debemos aclarar que cuando un ADR era elegido y por ende ubicado en un espacio, este era descartado del grupo "aún no ubicados"; de este proceso se construyó finalmente la matriz con todos los ADR en ella.

²² Ver Anexo 6

Tabla 4.2

17	18	19	20	21
16	5	6	7	22
15	4	1	8	23
14	3	2	9	24
13	12	11	10	25
30	29	28	27	26

Fuente: Elaboración propia. En esta tabla se puede apreciar el ordenamiento que se les dio a los ADR's dentro de la matriz. Remarcando el lugar número uno.

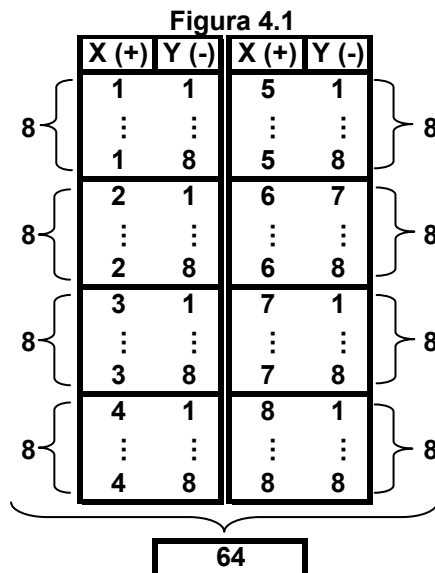
Una vez que todos los ADR's se encontraban ordenados se procedió a rellenar los correspondientes espacios con las primeras variaciones de cada ADR; es decir, los primeros datos de la muestra; para luego comenzar a aplicar las reglas ideadas inicialmente por Conway.

Para aplicar las reglas, a las cuales se hace referencia; el modelo lo que hace es contar el número de variaciones positivas y negativas que se encuentran en las 8 celdas vecinas y para cada una de las 30 celdas que representan las variaciones o retornos de los ADR's. Aquí se aplican las reglas como se explica a continuación: por ejemplo si la celda en cuestión es negativa y el número de vecinos positivos es mayor o igual que un número X entonces esta proyecta un cambio positivo para la próxima semana. Si, por otro lado, la celda es positiva y la cantidad de vecinos negativos es mayor o igual que un número Y; entonces la proyección que hace esta celda es un cambio negativo.

Con el objetivo de optimizar los resultados, se probaron todas las combinatorias de reglas posibles a través de un algoritmo. Es decir, se testearon todas las combinatorias existentes entre los números X e Y; estas 64 reglas pueden apreciarse en la Figura 4.1.

En consecuencia, se probaron las 64 reglas básicas posibles de modelamiento, en donde cada una de estas reglas dio origen a un Autómata Celular diferente.

Aplicando estas reglas a cada una de las celdas, se proyectó para la semana siguiente el signo de la variación de cada uno de los 30 ADR's analizados, comenzando desde la semana $t+1$. Este proceso se repitió luego para las siguientes semanas.



Fuente: Elaboración propia. En esta Figura pueden apreciarse las 64 combinaciones que se tomaron en cuenta para el estudio.

Además, a modo de mejorar los resultados y entregar una mejor evidencia acerca de la eficacia de los Autómatas Celulares en la predicción, se testearon diferentes largos de datos; es decir, primero se realizó el experimento con 251 retornos semanales, realizando 250 proyecciones extramuestrales; y luego se realizó el experimento con 101, 61 y 31 datos, realizando 100, 60 y 30 proyecciones respectivamente.

Una vez realizados los distintos experimentos, se evaluó la capacidad predictiva en los cuatro diferentes largos de datos, aplicando las 64 reglas a cada uno, es decir, se evaluó la capacidad predictiva de cada uno de los 64 Autómatas Celulares utilizados

para modelar y proyectar el comportamiento de las variaciones de los ADR's para los cuatro distintos largos de datos.

La evaluación de la capacidad de predicción se realizó en función del porcentaje de predicción de signo (PPS) extramuestral alcanzado. Para calcular el PPS, se comparó el signo de la variación proyectada con el signo de la variación observada real en cada t -ésimo período proyectado, comenzando desde $t+1$. Si los signos de la variación proyectada y la variación observada son los mismos, entonces se anota un 1, lo cual representa un acierto o *hit*. En caso contrario, se anota un 0, lo que señala un error de predicción del modelo. El porcentaje de predicción de signo logrado en cada i -ésimo ADR por cada j -ésimo Autómata Celular ($PPS_{i,j}$) se calculó como se muestra en las ecuaciones (1) y (2):

$$PPS_{i,j} = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n p_{i,t+1}^j \quad , \text{ con } i = 1, \dots, 30; j = 1, \dots, 64; t = 1, \dots, n \quad (1)$$

$$p_{i,t+1}^j = \begin{cases} 1, & \text{si } \Delta P_{i,t+1} * \hat{\Delta} P_{i,t+1}^j > 0 \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (2)$$

donde $p_{i,t+1}^j$ representa el acierto o error del j -ésimo Autómata Celular en la predicción del signo de la variación del i -ésimo ADR, para la semana $t+1$; $\Delta P_{i,t+1}$ representa la variación observada del i -ésimo ADR en el período $t+1$; y $\hat{\Delta} P_{i,t+1}^j$ corresponde a la variación del i -ésimo ADR en el período $t+1$, proyectada por el j -ésimo Autómata Celular.

Además, en esta etapa se aplicó el *test de acierto direccional*²³ (DA) de Pesaran & Timmermann (1992), 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

²³ Directional Accuracy Test.

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 del Automata, y en caso de no existir coincidencia, aumenta el error de predicción del Automata (igual que la metodología usada para calcular PPS).

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

$$SR = n^{-1} \sum_{i=1}^n I_i [\Delta P_{i,t+1}, \hat{\Delta P}_{i,t+1}^j > 0] \quad (3)$$

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:

$$P = n^{-1} \sum_{i=1}^n I_i [\Delta P_{i,t+1} > 0] \quad (4)$$

y

$$\hat{P} = n^{-1} \sum_{i=1}^n I_i [\hat{\Delta P}_{i,t+1}^j > 0] \quad (5)$$

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:

$$SRI = P \cdot \hat{P} + (1 - P)(1 - \hat{P}) \quad (6)$$

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:

$$VAR[SRI] = n^{-2} [n(2 \cdot \hat{P} - 1)^2 P(1 - P) + n(2 \cdot P - 1)^2 \hat{P}(1 - \hat{P}) + 4 \cdot P \cdot \hat{P}(1 - P)(1 - \hat{P})] \quad (7)$$

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

$$VAR[SR] = n^{-1} \cdot SRI(1 - SRI) \quad (8)$$

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

$$DA = (VAR[SR] - VAR[SRI])^{-1/2} (SR - SRI) \quad (9)$$

Como dicho *test* sigue una distribución normal estándar, los valores de rechazo de la hipótesis nula serán el -1,96 y el 1,96²⁴. 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.

Una vez realizado el *test* de acierto direccional, se analizó si la capacidad predictiva resultado de los 64 Automatas Celulares estudiados se traducía o no en mayores beneficios económicos, durante el período analizado. Para ello se calculó la rentabilidad acumulada que habría logrado un inversionista de haber seguido las recomendaciones de inversión que entregaba el modelo; es decir, “comprar” si la variación proyectada es positiva (al alza), y “vender” si la variación proyectada es

²⁴ Con un 5% de Nivel de Significancia.

negativa (a la baja). Para ello se consideró una inversión inicial (I_0) de US\$100.000 y luego de seguir las acciones propuestas por el modelo se calculó la rentabilidad acumulada durante los n periodos (RA_n) como:

$$RA_n = \frac{(VF_n - I_0)}{I_0}$$

donde VF_n corresponde al Valor Final de la cartera después de n períodos. Estos resultados de rentabilidad fueron comparados con una estrategia *buy and hold*²⁵ y un modelo *ingenuo* en donde las recomendaciones de compra y de venta resultan de un proceso aleatorio. Para este modelo se ocupó la misma lógica utilizada para el Autómata Celular; es decir, se calculó nuevamente la RA_n y esta se ocupó como *benchmark*²⁶.

Ahora que se ha explicado la metodología y detallado los datos a ocupar; nos encontramos en posición de pasar a revisar los resultados encontrados.

²⁵ Esta estrategia corresponde a comprar el activo al inicio del experimento y venderlo al final del mismo, con el fin de calcular la rentabilidad que nos hubiese reportado una actitud pasiva.

²⁶ Punto de referencia usado para comparar.

CAPITULO IV: ANÁLISIS CRÍTICO DE LOS RESULTADOS

La manera en la cual se estructurará la entrega de resultados será similar al orden ocupado en el punto anterior con el fin de que el lector pueda seguir fielmente los pasos seguidos durante la investigación.

Lo primero que se propone al explicar la metodología es realizar un ordenamiento de los diferentes ADR's dentro de la matriz; las tablas incluidas dentro de la Figura 5.1 que se presenta a continuación, resumen el ordenamiento resultante del proceso anteriormente descrito. Podemos notar que dentro de la matriz se producen bloques según el país al cual pertenecen; por ejemplo los ADR's brasileños se concentran en el centro de la matriz, los mexicanos en la última columna, los argentinos en la segunda fila, y los chilenos terminan por tapar la matriz creando una especie de letra C.

Figura 5.1

	1	2	3	4	5
1	17	18	19	20	21
2	16	5	6	7	22
3	15	4	1	8	23
4	14	3	2	9	24
5	13	12	11	10	25
6	30	29	28	27	26

	1	2	3	4	5
1	DYS	SQM	AKO-A	AKO-B	CU
2	CTC	BFR	TEO	MGS	LQU
3	EOC	ABV	TCP	TMM	TV
4	MYS	PBR	TNE	VCP	AMX
5	LFL	LQ	MAD	ENI	CX
6	PVD	YPF	VCO	SAN	TMX

	CHILE
	ARGENTINA
	MÉXICO
	BRAZIL

Fuente: Elaboración propia. En esta Figura se aprecia el orden final que ocuparon los diferentes ADR's dentro de la matriz; además se pueden distinguir las respectivas nacionalidades de los ADR's por sus colores.

Una vez hecho esto; se testearon los diferentes largos de datos y por ende sus respectivas capacidades predictivas; de este ejercicio se dedujo que el modelo tiene mayor capacidad predictiva para series cortas que para series más largas. En la Figura

5.2 se puede observar que 25 de los 30 ADR's muestran su mejor PPS usando 30 datos para predecir, por sobre la utilización de 60, 100 y 250 datos. Para esto basta notar las celdas de color verde que se encuentran en las últimas filas de las tablas.

Figura 5.2

		TCP	TNE	PBR	ABV	BFR	TEO	MGS	TMM	VCP	ENI	MAD	LQ	LFL	MYS	EOC
30	1 Máx	56,7%	43,3%	56,7%	56,7%	46,7%	53,3%	53,3%	53,3%	43,3%	56,7%	53,3%	56,7%	50,0%	60,0%	70,0%
	2 Min	36,7%	40,0%	33,3%	40,0%	43,3%	36,7%	43,3%	33,3%	33,3%	43,3%	33,3%	43,3%	26,7%	50,0%	36,7%
	Máx F.	63,3%	60,0%	66,7%	60,0%	56,7%	63,3%	56,7%	66,7%	66,7%	56,7%	66,7%	56,7%	73,3%	60,0%	70,0%
	1 o 2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1
60	1 Máx	55,0%	51,7%	51,7%	53,3%	48,3%	46,7%	48,3%	50,0%	45,0%	55,0%	56,7%	55,0%	46,7%	51,7%	61,7%
	2 Min	46,7%	38,3%	36,7%	40,0%	43,3%	40,0%	41,7%	36,7%	36,7%	40,0%	43,3%	48,3%	36,7%	43,3%	33,3%
	Máx F.	55,0%	61,7%	63,3%	60,0%	56,7%	60,0%	58,3%	63,3%	63,3%	60,0%	56,7%	55,0%	63,3%	56,7%	66,7%
	1 o 2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
100	1 Máx	54,0%	48,0%	51,0%	50,0%	51,0%	49,0%	51,0%	49,0%	44,0%	54,0%	56,0%	54,0%	46,0%	51,0%	58,0%
	2 Min	45,0%	45,0%	37,0%	37,0%	47,0%	40,0%	45,0%	43,0%	42,0%	44,0%	45,0%	49,0%	41,0%	42,0%	33,0%
	Máx F.	55,0%	55,0%	63,0%	63,0%	53,0%	60,0%	55,0%	57,0%	58,0%	56,0%	56,0%	54,0%	59,0%	58,0%	67,0%
	1 o 2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
250	1 Máx	51,6%	49,2%	47,6%	45,6%	50,8%	49,2%	52,4%	51,6%	48,0%	52,8%	51,6%	54,8%	52,0%	53,6%	49,6%
	2 Min	46,0%	45,2%	42,4%	43,6%	46,8%	44,0%	50,0%	49,6%	45,6%	46,4%	42,8%	44,8%	45,6%	47,2%	40,4%
	Máx F.	54,0%	54,8%	57,6%	56,4%	53,2%	56,0%	52,4%	51,6%	54,4%	53,6%	57,2%	55,2%	54,4%	53,6%	59,6%
	1 o 2	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0
Máx 30	63,3%	60,0%	66,7%	60,0%	56,7%	63,3%	56,7%	66,7%	66,7%	56,7%	66,7%	56,7%	73,3%	60,0%	70,0%	
Máx 60	55,0%	61,7%	63,3%	60,0%	56,7%	60,0%	58,3%	63,3%	63,3%	60,0%	56,7%	55,0%	63,3%	56,7%	66,7%	
Máx 100	55,0%	55,0%	63,0%	63,0%	53,0%	60,0%	55,0%	57,0%	58,0%	56,0%	56,0%	54,0%	59,0%	58,0%	67,0%	
Máx 250	54,0%	54,8%	57,6%	56,4%	53,2%	56,0%	52,4%	51,6%	54,4%	53,6%	57,2%	55,2%	54,4%	53,6%	59,6%	
Máximo	63,3%	61,7%	66,7%	63,0%	56,7%	63,3%	58,3%	66,7%	66,7%	60,0%	66,7%	56,7%	73,3%	60,0%	70,0%	

		CTC	DYS	SQM	AKO-A	AKO-B	CU	LQU	TV	AMX	CX	TMX	SAN	VCO	YPF	PVD
30	1 Máx	70,0%	56,7%	60,0%	70,0%	53,3%	63,3%	70,0%	53,3%	63,3%	50,0%	60,0%	63,3%	63,3%	50,0%	50,0%
	2 Min	50,0%	50,0%	50,0%	53,3%	46,7%	43,3%	60,0%	36,7%	30,0%	33,3%	40,0%	20,0%	50,0%	40,0%	40,0%
	Máx F.	70,0%	56,7%	60,0%	70,0%	53,3%	63,3%	70,0%	63,3%	70,0%	66,7%	60,0%	80,0%	63,3%	60,0%	60,0%
	1 o 2	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	0	1	0
60	1 Máx	60,0%	55,0%	53,3%	58,3%	51,7%	55,0%	61,7%	51,7%	56,7%	55,0%	51,7%	53,3%	56,7%	51,7%	55,0%
	2 Min	50,0%	43,3%	48,3%	55,0%	43,3%	45,0%	51,7%	40,0%	40,0%	35,0%	41,7%	33,3%	45,0%	41,7%	46,7%
	Máx F.	60,0%	56,7%	53,3%	58,3%	56,7%	55,0%	61,7%	60,0%	60,0%	65,0%	58,3%	66,7%	56,7%	58,3%	55,0%
	1 o 2	1	0	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1
100	1 Máx	58,0%	55,0%	55,0%	54,0%	50,0%	56,0%	60,0%	53,0%	52,0%	54,0%	51,0%	51,0%	54,0%	49,0%	54,0%
	2 Min	48,0%	45,0%	48,0%	47,0%	45,0%	50,0%	53,0%	41,0%	39,0%	40,0%	46,0%	38,0%	48,0%	41,0%	49,0%
	Máx F.	58,0%	55,0%	55,0%	54,0%	55,0%	56,0%	60,0%	59,0%	61,0%	60,0%	54,0%	62,0%	54,0%	59,0%	54,0%
	1 o 2	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1
250	1 Máx	57,6%	55,2%	59,2%	52,4%	52,4%	54,8%	52,8%	53,2%	49,2%	52,8%	46,8%	48,8%	52,4%	51,2%	51,6%
	2 Min	48,4%	51,6%	47,6%	48,0%	45,6%	47,6%	46,8%	44,0%	41,2%	43,6%	44,8%	44,8%	49,6%	41,6%	47,2%
	Máx F.	57,6%	55,2%	59,2%	52,4%	54,4%	54,8%	53,2%	56,0%	58,8%	56,4%	55,2%	55,2%	52,4%	58,4%	52,8%
	1 o 2	1	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0
Máx 30	70,0%	56,7%	60,0%	70,0%	53,3%	63,3%	70,0%	63,3%	70,0%	66,7%	60,0%	80,0%	63,3%	60,0%	60,0%	
Máx 60	60,0%	56,7%	53,3%	58,3%	56,7%	55,0%	61,7%	60,0%	60,0%	65,0%	58,3%	66,7%	56,7%	58,3%	55,0%	
Máx 100	58,0%	55,0%	55,0%	54,0%	55,0%	56,0%	60,0%	59,0%	61,0%	60,0%	54,0%	62,0%	54,0%	59,0%	54,0%	
Máx 250	57,6%	55,2%	59,2%	52,4%	54,4%	54,8%	53,2%	56,0%	58,8%	56,4%	55,2%	55,2%	52,4%	58,4%	52,8%	
Máximo	70,0%	56,7%	60,0%	70,0%	56,7%	63,3%	70,0%	63,3%	70,0%	66,7%	60,0%	80,0%	63,3%	60,0%	60,0%	

7 Mejores (>70%)	
SAN	80,0%
LFL	73,3%
EOC	70,0%
CTC	70,0%
AKO-A	70,0%
LQU	70,0%
AMX	70,0%

Promedio PPS	
Prom. 30	63,7%
Prom. 60	59,4%
Prom. 100	57,5%
Prom. 250	55,2%
Prom. Total	64,1%

PPS	
PPS > 50%	
PPS > 60%	
PPS > 70%	

1 o 2	
0	Máximo
1	Mínimo

Fuente: Elaboración propia. En estas tablas resumen se pueden ver diferentes resultados, como por ejemplo que a excepción de TNE, ABV, MGS, ENI y AKO-B; el resto de los ADR's logran su mejor PPS final al considerar solo 30 semanas de proyección.

De las tablas se pueden deducir otros resultados interesantes: primero, se encuentra un PPS promedio de 64,1% considerando los máximos encontrados para cada uno de los ADR's y los cuatro largos testeados. Un segundo resultado importante es que logra un PPS de 80% para el ADR del Banco Santander-Santiago (SAN), y otros 6 PPS's iguales o mayores a 70%. Un tercer resultado importante es que en muchos de los ADR's se encontró un máximo escondido en un mínimo; es decir, para calcular el PPS que realmente debe ser considerado como máximo debemos buscar el máximo entre el PPS máximo y uno menos el PPS mínimo²⁷.

La única diferencia entre estas dos metodologías es que si el PPS máximo final proviene de un modelo (1-PPSmínimo) debemos tomar las recomendaciones de compra como venta y viceversa; el resto se calcula igual.

Dado que para 30 semanas se encuentran los mejores resultados, medidos por su PPS respectivo, es lógico entender que la parte restante del trabajo se realizó sobre la base del modelo de 30 proyecciones.

Una vez testado el mejor largo para realizar predicciones se realizó el *test de acierto direccional* (DA) de Pesaran & Timmermann (1992)²⁸, que como ya explicamos en el punto anterior mide la significancia estadística de la capacidad predictiva de los modelos analizados.

Los resultados obtenidos durante la aplicación del test se resumen en la Tabla 5.1; y dado que el test de acierto direccional prueba la hipótesis nula de que las variaciones observadas están independientemente distribuidas de las variaciones proyectadas; 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.

²⁷ $Máx \{MáxPPS; 1 - MinPPS\}$

²⁸ Sólo para el modelo que proyecta 30 datos.

La Tabla 5.1 nos muestra que se rechaza la hipótesis nula para 9 de los 30 ADR's, lo que significa que existe capacidad de predicción para el 30%²⁹ de los ADR's estudiados. Esto se deduce de buscar los valores mayores a 1.96, donde 1.96 corresponde al valor crítico de una distribución normal estándar con un nivel de confianza del 95%³⁰.

Tabla 5.1

ADR	test-DA	ADR	test-DA	ADR	test-DA
TCP	1,6828	MAD	1,9754*	CU	1,7026
TNE	1,0943	LQ	0,6453	LQU	2,6633*
PBR	0,0000	LFL	2,5832*	TV	1,3116
ABV	0,0000	MYS	1,0766	AMX	0,9536
BFR	1,1059	EOC	2,2033*	CX	1,2063
TEO	1,6646	CTC	2,3287*	TMX	1,6082
MGS	1,6847	DYS	0,8456	SAN	2,8851*
TMM	2,1235*	SQM	1,8570	VCO	1,9851*
VCP	1,8611	AKO-A	2,3120*	YPF	1,1167
ENI	0,7707	AKO-B	-0,5508	PVD	0,0000
*Estadísticamente significativos al 95%					

Fuente: Elaboración propia. En esta tabla se aprecian los valores DA calculados para los 30 ADR's, y además se distinguen por su color verde los valores significativos y que por ende tienen capacidad predictiva.

Los 9 ADR's con capacidad predictiva corresponden a: Grupo TMM S.A. (TMM), Madeco S.A. (MAD), LAN Airlines S.A. (LFL), Empresa Nacional de Electricidad S.A. (EOC), Compañía de Telecomunicaciones de Chile S.A. (CTC), Embotelladora Andina S.A. (AKO-A), Quilmas Industrial S.A. (LQU), Banco Santander-Santiago (SAN) y Viña Concha y Toro S.A. (VCO). Es importante notar que de los nueve ADR's con capacidad predictiva, siete corresponden a emisiones chilenas, una es mexicana y la restante argentina; lo que podría explicarse por la mayor presencia de los ADR's chilenos dentro de la matriz o simplemente porque cuentan con una mayor capacidad de ser predichas.

²⁹ $9/30 = 30\%$

³⁰ Debemos recordar que el test DA sigue la distribución mencionada.

Junto con analizar la capacidad predictiva para los 30 ADR's estudiados, se calculó la rentabilidad que se hubiese obtenido de seguir las recomendaciones que el modelo entregaba para cada semana. Estas rentabilidades se pueden apreciar en la Tabla 5.2; aquí se pueden distinguir rentabilidades superiores al 30%, llegando incluso a un 58,61% para América Móvil S.A. (AMX) y logrando un 21,61% de rentabilidad promedio.

Tabla 5.2

ADR	Rentabilidad	ADR	Rentabilidad	ADR	Rentabilidad
TCP	6,46%	MAD	-1,93%	CU	8,29%
TNE	24,58%	LQ	20,99%	LQU	37,81%
PBR	53,31%	LFL	33,59%	TV	37,47%
ABV	41,50%	MYS	-2,67%	AMX	58,61%
BFR	12,60%	EOC	18,85%	CX	50,96%
TEO	15,58%	CTC	16,04%	TMX	16,23%
MGS	-8,02%	DYS	6,79%	SAN	38,55%
TMM	32,76%	SQM	14,59%	VCO	19,00%
VCP	12,70%	AKO-A	35,19%	YPF	14,62%
ENI	9,59%	AKO-B	6,25%	PVD	18,09%
PROMEDIO			21,61%		

Fuente: Elaboración propia. Aquí se pueden observar las supuestas rentabilidades que se hubiesen obtenido de seguir las recomendaciones del modelo Automata Celular. Es importante notar que se logra una rentabilidad promedio de 21,61%.

Para analizar la "calidad" de estas rentabilidades necesitamos un punto de comparación o *benchmark* para conocer un costo de oportunidad de nuestros US\$100.000 que fueron usados como base para el cálculo de la rentabilidad. Para esto se utilizó la estrategia *buy and hold* que consiste en comprar el activo al inicio del periodo y venderlo al final del experimento; los resultados obtenidos por esta técnica se presentan en la Tabla 5.3, aquí se puede entender que si la rentabilidad promedio de esta metodología es 12,49% entonces la diferencia en rentabilidad que se logra al utilizar los Automatas Celulares se debe al aporte de estos últimos en la predicción de los retornos de los ADR's en cuestión.

Un segundo *benchmark* que fue usado para conocer el costo alternativo de los fondos a invertir fue un modelo ingenuo, en el cual las recomendaciones de compra o venta provienen de una sistemática aleatoria. En esta oportunidad sólo se calcularon

las rentabilidades para los nueve ADR's con capacidad predictiva según Pesaran & Timmermann (1992); y sus respectivos resultados se presentan en la Tabla 5.4 junto con un resumen de las rentabilidades que ya se mostraron anteriormente.

Tabla 5.3

ADR	Rentabilidad	ADR	Rentabilidad	ADR	Rentabilidad
TCP	-20,42%	MAD	-15,08%	CU	7,87%
TNE	18,05%	LQ	-4,76%	LQU	37,91%
PBR	53,31%	LFL	9,56%	TV	34,84%
ABV	41,50%	MYS	-43,35%	AMX	55,31%
BFR	12,60%	EOC	23,42%	CX	47,04%
TEO	3,53%	CTC	-8,52%	TMX	38,11%
MGS	-16,83%	DYS	3,27%	SAN	38,55%
TMM	32,76%	SQM	19,87%	VCO	-60,48%
VCP	13,27%	AKO-A	11,69%	YPF	3,50%
ENI	9,14%	AKO-B	11,04%	PVD	18,09%
PROMEDIO			12,49%		

Fuente: Elaboración propia. En esta tabla se pueden observar las rentabilidades obtenidas mediante una estrategia *buy and hold*.

Tabla 5.3

9 ADR's con Acierto Direccional de PT					
	ADR	test-DA	Aut. Celular	Buy and Hold	Mod. Ingenuo
1	TMM	2,1235	32,76%	32,76%	14,78%
2	MAD	1,9754	-1,93%	-15,08%	-1,93%
3	LFL	2,5833	33,59%	9,56%	6,11%
4	EOC	2,2034	18,85%	23,42%	3,14%
5	CTC	2,3287	16,04%	-8,52%	-9,67%
6	AKO-A	2,3121	35,19%	11,69%	0,76%
7	LQU	2,6634	37,81%	37,91%	5,53%
8	SAN	2,8852	38,55%	38,55%	15,61%
9	VCO	1,9852	19,00%	-60,48%	-5,77%
PROMEDIO			25,54%	7,76%	3,18%

Fuente: Elaboración propia. Esta tabla resume los resultados encontrados para los 9 ADR's con capacidad predictiva. Se pueden distinguir claramente las diferencias entre los tres métodos de cálculo; aquí se muestra que el Autómata Celular fue el que logró la mayor rentabilidad.

En la última tabla se puede observar la clara diferencia que se produce al utilizar los Autómatas Celulares para formular estrategias de inversión; vemos que ocupando esta técnica se logra una rentabilidad promedio de 25,54% para los 9 ADR's con

capacidad predictiva, muy superior al 7,76% que se logra mediante la estrategia *buy and hold*, y mayor también que la rentabilidad obtenida por el *modelo ingenuo* (3,18%).

Y junto con presentar los últimos resultados se cierra este punto para dar paso a las conclusiones finales.

CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos de la aplicación de los Automatas Celulares al modelamiento del comportamiento de 30 diferentes ADR's latinoamericanos, indican que esta metodología tendría una capacidad estadísticamente significativa para predecir algunos de los signos de las variaciones de los ADR's analizados. Lo anterior se traduce en una nueva y clara señal que apunta en la dirección de validar los Automatas Celulares como un técnica de predicción que puede ser usada con el fin de administrar exitosamente carteras de inversión.

En términos de capacidad predictiva, el mejor Automata Celular logró un PPS de 80% para el Banco Santander-Santiago (SAN); además se encontraron PPS's superiores o iguales a 70% para otros seis ADR's: LAN Airlines S.A. (LFL 73,3%), Empresa Nacional de Electricidad S.A. (EOC 70%), Compañía de Telecomunicaciones de Chile (CTC 70%), Embotelladora Andina S.A. (AKO-A 70%), Quilmas Industrial S.A. (LQU 70%) y América Móvil S.A. (AMX 70%).

Otro punto interesante es que además de lograrse buenos PPS's en algunos ADR's puntuales se logró un PPS promedio bastante alto de 63,7% para los Automatas con 30 datos proyectados. Con respecto a esto último se logró concluir además, que para la muestra testeada es mejor realizar las predicciones con series más cortas de tiempo; es decir, se encontró un PPS promedio de 63,7% al proyectar solo 30 datos, valor que es superior a los 59,4%, 57,5% y 55,2% calculados para 60, 100 y 250 datos respectivamente.

Todos estos buenos resultados en función de los altos PPS's, además fueron testeados con el *test de acierto direccional (DA)* de Pesaran & Timmermann (1992); encontrándose que existe capacidad predictiva estadísticamente significativa para 9 de los 30 ADR's; de esto último se recomienda tomar en cuenta la evidencia encontrada

para transar los ADR's que resultaron significativos y buscar rentabilidades promedio por encima de las del mercado.

Con el fin de robustecer el párrafo anterior; también se observó que la capacidad predictiva de los modelos si se tradujo en potenciales beneficios económicos. Al observar las tablas de rentabilidad presentadas en el punto anterior podemos entender que los Automatas Celulares lograron una rentabilidad acumulada para las 30 semanas estudiadas de 21,61% muy superior a la rentabilidad lograda mediante la utilización de la estrategia *buy and hold* (12,49%).

Al comparar las rentabilidades que se logran de transar los 9 ADR's que cuentan con el respaldo del test *DA*; encontramos que los Automatas Celulares lograron un 25,54% promedio, versus un 7,76% que se logró mediante la estrategia *buy and hold* y un 3,18% que resultó de seguir las indicaciones propuestas por un *modelo ingenuo* construido en base a decisiones aleatorias.

De esta manera, este estudio presenta evidencia de que los Automatas Celulares podrían convertirse en una alternativa a las metodologías predictivas tradicionalmente utilizadas en la administración de portfolios de inversión, tales como Modelos Auto-Regresivos (AR), Modelos Multivariados dinámicos, Modelos de Redes Neuronales, Modelos de Algoritmos Genéticos y Modelos de Lógica Borrosa, entre otros.

Como última reflexión para cerrar este trabajo, podemos decir que si bien Fama y su hipótesis de mercados eficientes (1970) en su momento representaron un gran aporte a la economía y las finanzas; también debemos agregar que sus teorías han ido perdiendo validez a lo largo del tiempo.

Este trabajo se suma a aquellos que han logrado demostrar que si es posible lograr rentabilidades superiores a las del mercado mediante la utilización de técnicas matemáticas y una administración activa de carteras; y si bien este estudio no debe

ser considerado como una verdad absoluta si puede ser calificado como una ayuda para seguir avanzando en la dirección del éxito de las técnicas de predicción.

BIBLIOGRAFÍA

- Blume, L., Easley, D., & O'Hara, M., (1994).** Market statistics and technical analysis: The role of volume, *Journal of Finance* 49, 153-181
- Chopra, N., Lakonishok J. & Ritter J. R. (1992).** Measuring abnormal returns: Do stocks overreact? *Journal of Financial Economics* 31, 235-268.
- Conrad, J. & Kaul G. (1988).** Time-variation in expected returns, *Journal of Business*, Vol.61, No.4, 409-425.
- DeBondt, W. F. M. & Thaler R. (1985).** Does the stock market overreact? *Journal of Finance* 40, 793-805.
- Fama, Eugene (1970).** Efficient capital markets: A review of theory and empirical work". *Journal of Finance* 25, p.p. 383-417.
- Fama, E. & French K. R. (1988).** Permanent and temporary components of stock prices. *Journal of Political Economy* 98, 247-273.
- Ferson, W. & Harvey C. (1991).** The variation of economic risk premiums. *Journal of Political Economy* 99, p.p. 385-415.
- Ferson, W. & Schadt R. (1996).** Measuring fund strategy and performance in changing economic conditions, *Journal of Finance* 51, 425-462.
- Hodgson, A. & Nicholls, D. (1991).** The impact of index futures markets on Australian share market volatility. *Journal of Business Finance and Accounting* 18, p.p. 267-280.
- Ibbotson, R. (1975).** Price performance of common stock new issues. *Journal of Financial Economics*, 2(3), 235 – 272.
- Jegadeesh, Narasimhan (1990).** Evidence of predictable behavior of security returns. *The Journal of Finance*, Vol. 45(3), p.p. 881-898 (July).
- 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.

- Maberly, E. D. (1986).** The informational content of the interday price change with respect to stock index futures. *Journal of Futures Markets* 6, p.p. 385-395.
- O'Connor, M., Remus, W., & Griggs, K. (1997).** Going up-going down: How good are people at forecasting trends and changes in trends? *Journal of Forecasting* 16, p.p. 165-176.
- Parisi, A. (2002).** Evaluación de modelos de Redes Neuronales de predicción del signo de la variación del IPSA. *Estudios de Administración*, vol. 9, N°1, p.p. 67-103. Chile.
- 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, 461-465.
- Poterba, J. M. & Summers L. H. (1988).** Mean reversion in stock prices: Evidence and implications. *Journal of Financial Economics* 22, 27-59.
- Schweitzer F. (2002).** Applications of Cellular Automata in Complex Systems, *Advances in Complex Systems*, vol. 5, pp. 101-337.
- 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.
- Wolfram, S. (2002).** “A New Kind of Science”. Wolfram Media, Inc., 1192 pp.
- Wu, Y., & Zhang, H. (1997).** Forward premiums as unbiased predictors of future currency depreciation: A non-parametric analysis. *Journal of International Money and Finance* 16, p.p. 609-623.

PÁGINAS WEB CONSULTADAS

<http://www.wolfram.com/products/mathematica>

<http://mathworld.wolfram.com/CellularAutomaton.html>

http://en.wikipedia.org/wiki/Cellular_automaton

<http://www.bitstorm.org/gameoflife/>

<http://www.math.com/students/wonders/life/life.html>

<http://www.radicaleye.com/lifepage/>

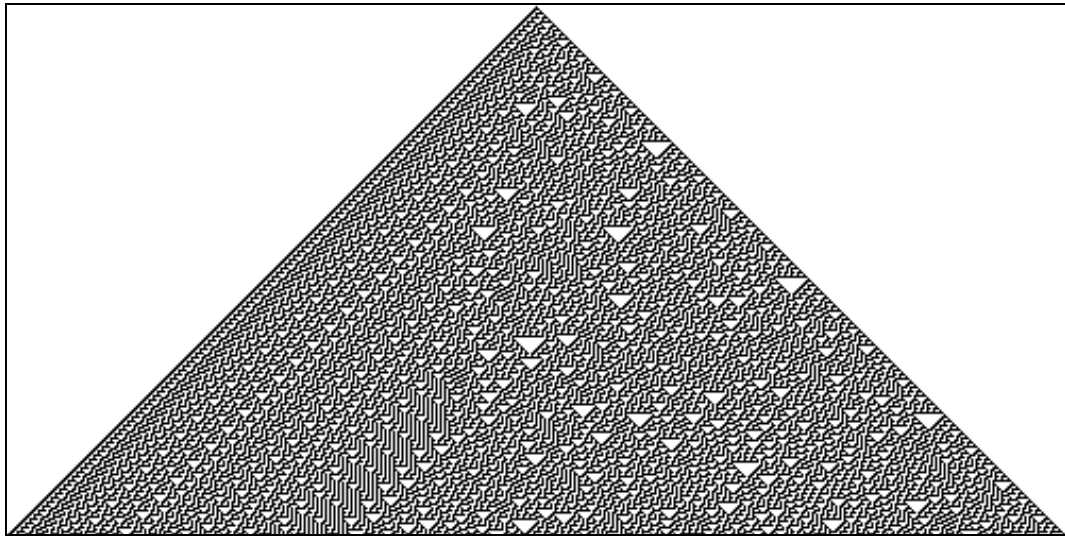
<http://www.americaeconomia.com>

<http://finance.yahoo.com/>

<http://www.nyse.com/about/listed/region.html?ListedComp=NONUS>

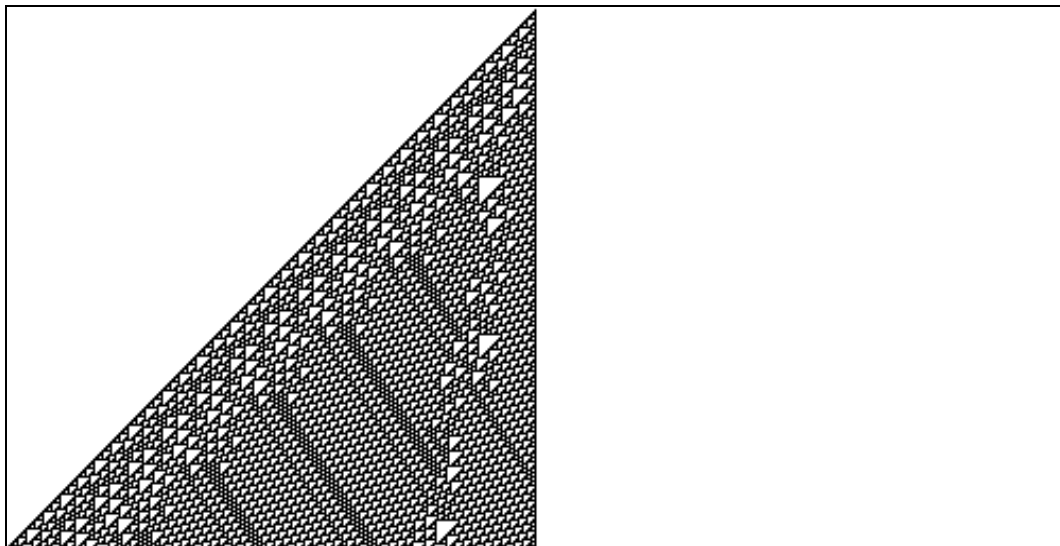
ANEXOS

Anexo 1



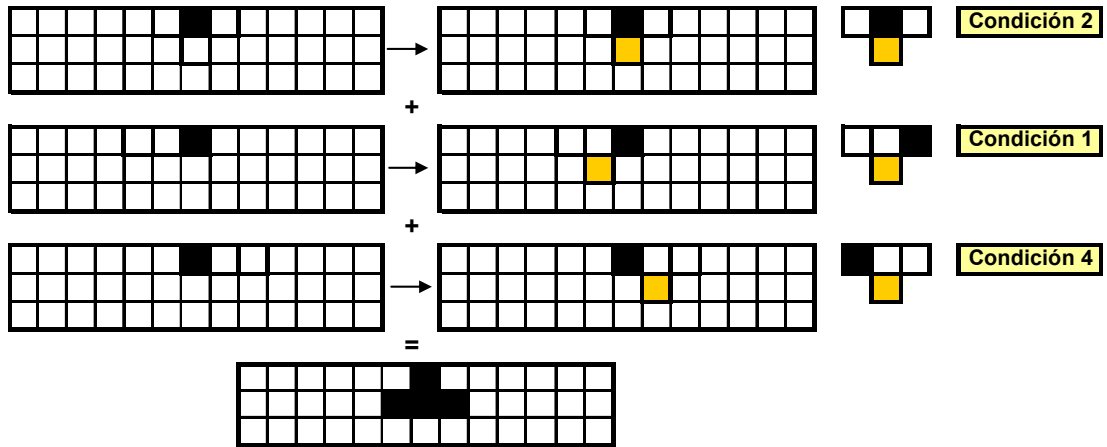
Fuente: www.wikipedia.org. En esta figura se puede observar el desarrollo de la *regla 30*, a partir de una celda negra ubicada en el centro de la primera fila.

Anexo 2



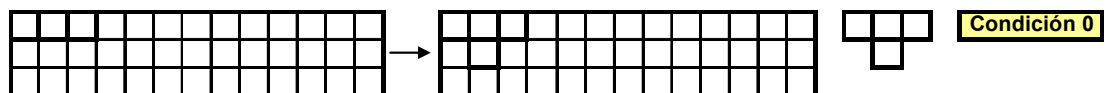
Fuente: www.wikipedia.org. En esta figura se puede observar el desarrollo de la *regla 110*, a partir de una celda negra ubicada en el centro de la primera fila.

Anexo 3



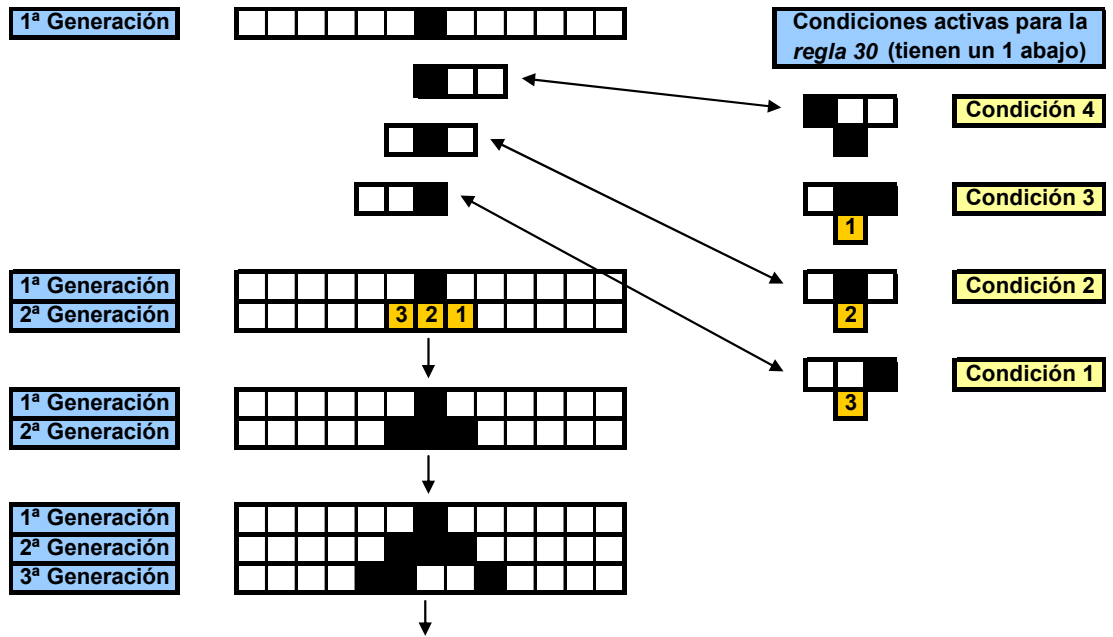
Fuente: Elaboración propia. En este diagrama se puede entender como se pasa de la generación 1 a la 2. Aquí se ocupan las condiciones 1,2 y 4 para generar los cambios al avanzar a la segunda generación.

Anexo 4



Fuente: Elaboración propia. Aquí se aprecia la *Condición 0* que no está incluida dentro de la regla 30, pero que igual puede servir para aclarar algunas ideas.

Anexo 5



Fuente: Elaboración propia. Este diagrama sirve como complemento del Anexo 3; aquí se explica la misma metodología del anexo mencionado pero usando una segunda idea ejemplificada.

