



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE ECONOMIA Y NEGOCIOS
Escuela de Economía y Administración

**PREDICCIÓN DE SIGNO SEMANALES DE LAS ACCIONES DE
FALABELLA, RIPLEY, CENCOSUD Y D&S CON REDES
NEURONALES**

Seminario para optar al Título de Ingeniero
Comercial, Mención Administración

Autores:
Franco Arancibia V.
Francisco Loehnert T.
Gerardo José Soto R.

Profesor Guía:
Ph.D. Antonino Parisi F.

Santiago de Chile
Enero 2008

ÍNDICE

1.- INTRODUCCIÓN	Pág. 3
2.- RESEÑA DE LAS 4 EMPRESAS MÁS IMPORTANTES DEL RETAIL CHILENO	
2.a). Cencosud	Pág. 10
2.b). Falabella	Pág. 19
2.c). D&S	Pág. 29
2.d). Ripley	Pág. 37
3.- REDES NEURONALES.	
3.1. Introducción a la Computación Neuronal	Pág. 47
3.2. Historia de las Redes Neuronales	Pág. 49
4.- METODOLOGÍA Y DATOS	
4.1. Variables de Entrada – Series de Tiempo	Pág. 55
4.2. Metodología Predictiva Utilizada	Pág. 61
4.3. Construcción de los Modelos	Pág. 68
4.4. Evaluación de la Capacidad Predictiva Utilizada	Pág. 72
4.5. Rentabilidad de Red Neuronal	Pág. 72
5.- ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS	Pág. 74
6.- CONCLUSIONES	Pág. 78
7.- BIBLIOGRAFÍA Y REFERENCIAS	Pág. 79
8.- ANEXOS	Pág. 84

1.- INTRODUCCIÓN

En las diferentes disciplinas de la ciencia, podemos ver que todos los días se hacen esfuerzos importantes para poder determinar con mayor certeza los fenómenos a los que nos vemos afectados. Para ello, se han implementado diversas técnicas de predicción con el propósito de obtener mejores resultados frente a estos nuevos eventos. Dichos esfuerzos responden a la necesidad de las personas de disminuir el riesgo en la toma de decisiones y su aversión al riesgo en cuanto a las opciones que tienen que tomar.

En las finanzas la historia es muy parecida. Durante mucho tiempo las personas han buscado poder acceder a mayor información, que les permita tomar decisiones de una forma correcta, en donde las posibilidades de "equivocarse" sean las mínimas y el éxito en la toma de decisiones sea lo más alto posible. A medida que ha pasado el tiempo, nos hemos visto expuestos a diversas técnicas para poder predecir los fenómenos futuros, ellas están basadas en la premisa de que los elementos que suceden en la práctica no son un efecto aleatorio, sino que representan de alguna manera tendencias que podrían ser explicadas de cierta forma por algún modelo.

Es así como nacen, por ejemplo, las técnicas con esquema y comportamiento lineal, dentro de las cuales podemos encontrar diversas técnicas que han ayudado a muchos inversionistas a lo largo de los últimos años. A pesar de todo, hemos visto que esta técnica arroja resultados poco certeros si es que no se seleccionan de manera correcta las variables de entrada a incluir, como así también la cantidad de datos del tamaño muestral y la especificación del modelo. Es decir, esta nueva técnica no va a arrojar resultados correctos sólo por introducir los datos, sino que el poder identificar cuáles son las variables importantes que están influyendo en la variable de salida, la elección del

conjunto de entrenamiento y su tamaño, nos aseguran un éxito relativamente mayor. En otras palabras, el planteamiento del problema va a ser un elemento clave para lograr una mayor capacidad predictiva.

Además, hemos visto que la forma en que el modelo “estudia” o utiliza esta información, es también un factor muy importante para determinar con mayor certeza la predicción requerida. Es por esto que se han implementado técnicas en donde el modelo va agregando datos a medida que va transcurriendo el tiempo, dándole un carácter más real, dado que las personas van haciendo lo mismo cuando toman decisiones, van agregando información actual para que su predicción tenga mayor validez.

Nuestro estudio tiene por objetivo:

- ✓ Determinar el signo de las acciones de D&S, Cencosud, Ripley y Falabella semanalmente.
- ✓ Medir con test estadísticos la robustez de los resultados obtenidos.
- ✓ Comparar la rentabilidad de estas estrategias de inversión con la de una estrategia pasiva, comprar mantener o “*buy and hold*” en los distintos escenarios (elegidos aleatoriamente) a fin de medir la significancia económica de los resultados y el cumplimiento o no de la hipótesis de mercados eficientes (Fama 1970), donde la eficiencia significa que el mercado refleja completa y correctamente toda la información relevante para la determinación de los precios de los activos.

De acuerdo con esto último, si los precios accionarios reflejaran instantáneamente toda la información relevante para la toma de decisiones, éstos cambiarían rápidamente ante la aparición de nueva información.

Luego, debido a que el surgimiento de nueva información es de carácter aleatorio, los cambios registrados por los precios accionarios también lo serían, invalidando el uso del análisis técnico ya que, en dicha situación, una regla de transacción basada únicamente en las series de precios históricos no puede ganar beneficios mayores que aquellos generados por una simple estrategia de comprar y mantener o “buy and hold” (Jensen & Benington, 1970) dado series anuales.

Por el contrario, varios estudios han concluido que existe evidencia significativa de que los precios accionarios no siguen un camino aleatorio y muestran que los retornos accionarios son predecibles en algún grado. Por ejemplo, Lo & MacKinlay (1988), empleando datos de mercados bursátiles desarrollados tales como EE.UU., Europa Occidental y Japón, registraron una correlación serial positiva entre los retornos semanales; Conrad & Kaul (1988,1989) también encontraron evidencia de predictibilidad de los retornos en el corto plazo; DeBondt & Thaler (1985), e incluso el mismo Fama & French (1988), Poterba & Summers (1988) y Chopra, Lakonishok & Ritter (1992), hallaron una correlación serial negativa de los retornos de los activos individuales y varios portfolios sobre intervalos de tres a diez años, es decir, en el largo plazo; Jegadeesh (1990), examinó la predictibilidad de los retornos mensuales sobre activos individuales 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 que sugiere que existe una relación significativa entre los rezagos del volumen transado y los retornos actuales de los activos individuales.

Mientras hay consenso con respecto a que los retornos son predecibles, existe desacuerdo sobre las razones subyacentes a esta predictibilidad. Al momento

de 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) en los mercados eficientes y la predictibilidad de las variaciones puede ser explicada por un equilibrio en los retornos time-varying. Como Fama (1991) observa: ¿la predictibilidad de los retornos, refleja la desviación irracional del precio desde su valor fundamental, la variación racional a través del tiempo en los retornos esperados, o alguna combinación de estas dos situaciones?

Con relación al primer argumento, la hipótesis de “sobrerreacción del mercado accionario” enuncia que el mercado sobrerreacciona consistentemente a la nueva información y, en consecuencia, los precios accionarios se mueven alrededor de su valor fundamental debido a ondas de optimismo y pesimismo (ver, por ejemplo, DeBondt & Thaler [1985, 1987], Lehmann [1990], y Shefrin & Statman [1985]).

En uno de los trabajos más influyentes, DeBondt & Thaler (1985) presentaron evidencia de una reversión de los retornos económicamente importantes sobre intervalos de largo plazo, donde activos que experimentaron un pobre desempeño durante un período de 3 a 5 años tienden a superar sustancialmente el desempeño de los activos ganadores del período previo durante los 3 a 5 años subsiguientes, lo cual es interpretado por los autores como una manifestación del comportamiento irracional de los inversores y que es denominado “sobrerreacción”.

Varios autores (por ejemplo, Chan [1988] y Ball & Kothari [1989]) han argumentado que la reversión de los retornos se debe principalmente a cambios sistemáticos en los retornos exigidos de equilibrio, que no son capturados por DeBondt & Thaler, siendo uno de los principales, los cambios significativos en el leverage de la compañía, el cual, junto con el riesgo del activo, afecta el beta de la firma.

Por su parte, Zarowin (1990) y otros han formulado que el mejor desempeño de los activos perdedores con respecto a los ganadores no se debe a una sobre-reacción de los inversores, sino que es una manifestación del efecto tamaño y/o Enero en que, al final del período de ranking, los activos perdedores tienden a ser firmas de tamaño más pequeño que el de las ganadoras.

Continuando esta línea de investigación, Chopra, Lakonishok & Ritter (1992) encontraron un efecto de sobre-reacción económicamente importante aún después de ajustar por tamaño y beta. No obstante, un estudio de Conrad & Kaul (1993) muestra que no hay evidencia de una sobre-reacción del mercado y que el desempeño anormal de las estrategias de largo plazo evaluadas por diferentes investigadores (ver, por ejemplo, Ball & Kothari [1989]; Chan [1988]; Chopra, Lakonishok & Ritter [1992]; DeBondt & Thaler [1987]; y Zarowin [1990]) se debe a la combinación de una medida de desempeño sesgada y a un “efecto Enero”, el cual no está relacionado al desempeño pasado de los activos; por su parte, Ferson & Harvey (1991) muestran que la predictibilidad de los retornos accionarios no se debe necesariamente a ineficiencias del mercado o a una sobre-reacción 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.

Al margen de la controversia presentada en el párrafo anterior, al observar los modelos que examinan la importancia de la información contenida en las secuencias de precios, Brown & Jennings (1989) y Grundy & McNichols (1989) consideraron modelos de expectativas racionales en los cuales un único precio no revela la información subyacente, pero una secuencia de precios de activos sí lo hace, demostrando que el análisis técnico de patrones de precios puede ser valioso ya que facilita el aprendizaje de los traders.

Aún cuando varios estudios han mostrado que los retornos accionarios son predecibles en algún grado, en el caso de los activos individuales el grado de predictibilidad de los retornos es, generalmente, considerado económicamente no significativo. Al respecto, Brock, Lakonishok & LeBaron (1992) investigaron la predictibilidad de los retornos accionarios por medio del análisis técnico tradicional, cubriendo un período de 90 años sobre la base del índice Dow Jones Industry, y sus resultados proveen evidencia que soporta la idea de que el análisis técnico produce retornos significativos en términos estadísticos y económicos, no obstante, los costos de transacción no fueron considerados¹. French & Roll (1986) encontraron una correlación serial negativa significativa en los retornos diarios, pero sugieren que es “pequeña en términos de magnitud absoluta” y que “es difícil medir su significancia económica.

Por su parte, Lo & MacKinley (1988) consideraron rentabilidades semanales de activos individuales y encontraron que la correlación serial es estadística y económicamente no significativa, y sugieren que “el ruido idiosincrásico... hace difícil detectar la presencia de componentes predecibles”. Sin embargo, estudios previos relativos a la predictibilidad de los retornos accionarios a partir de sus valores pasados sugieren que el análisis técnico podría ser útil. Parisi &

¹ Si un indicador de análisis técnico desempeña su función, éste debe producir un retorno que exceda la suma de los costos de transacción más la rentabilidad negativa originada por sus señales falsas.

Vásquez (2000) investigaron la capacidad predictiva de las medias móviles y de los canales más ampliamente usados, junto con la magnitud de los retornos que se derivan de estas técnicas para el mercado accionario de Chile, y encontraron que la media móvil de longitud variable (variable-length moving average) presenta una capacidad especial para evitar pérdidas. Además, los resultados del mencionado estudio validan las conclusiones de Gregoire (1985) y Urrutia (1984), relativas a la posibilidad de usar estrategias de inversión en Chile basadas en el análisis técnico².

En consecuencia, siendo la predicción de los retornos accionarios un hecho bien aceptado en la reciente literatura de las finanzas empíricas, las preguntas apuntan hacia cómo usar la información de una manera óptima para predecir la evolución futura de los precios de los activos y transar en los mercados.

² Sin embargo, Parisi & Vásquez señalan que se debe considerar que los costos de transacción en el mercado de capitales chileno son elevados, lo cual podría limitar los resultados, acercándolos a aquellos obtenidos por Allen & Karjalainen (1999), donde el uso del análisis técnico produce retornos anormales desde el punto de vista estadístico, pero no económico.

2.- RESEÑA DE LAS 4 EMPRESAS MÁS IMPORTANTES DEL RETAIL CHILENO

2.a). Cencosud

2.a).1. Descripción de la Empresa

Centros Comerciales Sudamericanos S.A más conocido como Cencosud es un holding, el cual está presente en el retail chileno a través de Paris en tiendas por departamento, Easy en Homecenters, Jumbo, Santa Isabel, Montecarlo, Las Brisas y otros en supermercados. También se hace presente en el negocio de los malls siendo propietario de algunos como Alto las Condes y además participa en el rubro financiero con la posesión de Banco Paris.

Es una de las empresas más importantes del país, solamente entre Chile y Argentina da empleo a más de 70000 personas, además de Chile y Argentina también tiene presencia en Colombia, Brasil y Perú, ingresando a estos dos últimos mercados a finales del año 2007. Cencosud S.A. fue creada por su actual presidente y principal accionista, Horst Paulmann Kemna, cuyo inicio se remonta a la administración del entonces restaurante Las Brisas, el que luego se convertiría en el primer autoservicio de Chile en 1960.

A mediados de la década de los '70, se inaugura el primer Hipermercado Jumbo, con lo que comienza una revolución en la industria, ofrecer en un solo lugar la mayor variedad de productos, de buena calidad y con buen servicio.

Posteriormente, esta división tendría un crecimiento explosivo mediante nuevas aperturas y adquisiciones, dentro de las que destacan Disco en Argentina y Santa Isabel en Chile. Este proceso continuó durante el año 2006 con la adquisición de las cadenas de supermercados Infante y Economax, reforzando la presencia de esta división en nuevos sectores. Hoy Cencosud, a

través de sus supermercados, ocupa el segundo lugar en ventas tanto en Chile como en Argentina.

Luego del éxito alcanzado por los hipermercados, Cencosud impulsa un nuevo desafío: la construcción y administración de centros comerciales, inaugurando en 1982 el primer shopping center de Argentina, Jumbo Centro Comercial. En Chile, esta nueva unidad de negocios inaugura el mall Alto Las Condes en 1993, siendo el Shopping Center más moderno y grande de su época. Debido a estos desarrollos inmobiliarios, surge la iniciativa de complementar el atractivo de los malls con una completa oferta de entretenimiento, creándose una nueva división, Aventura Center. También en 1993, Cencosud se expande a una nueva área de negocios, la venta de productos y materiales para el mejoramiento del hogar, inaugurando Easy en Parque Brown Factory en Argentina. En Chile, Easy inaugura su primer local en 1994 en Alto Las Condes.

Siguiendo en línea con el crecimiento experimentado en los últimos años, en 2005 adquiere Empresas Almacenes Paris S.A., lo que dio origen a dos nuevas divisiones en Cencosud: Tiendas por Departamento -con la marca Paris- y Retail Financiero.

A junio de 2007, Cencosud opera un total de 173.782 metros cuadrados de salas de venta solamente en supermercados. En su operación de hipermercados y supermercados en Chile, alcanza casi el 30% del mercado. Además posee 8 centros comerciales y 21 Easy. En marzo de 2005, Cencosud entró en el negocio de tiendas por departamentos a través de Paris donde maneja 25 tiendas. Además el banco Paris ya posee 49 sucursales.

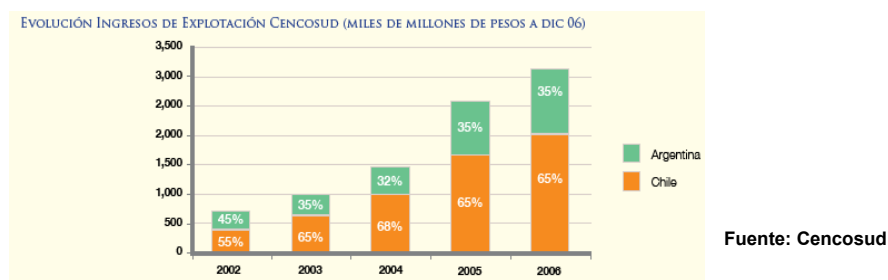
La cadena de supermercados Santa Isabel es la con mayor presencia en el mercado chileno al poseer 120 locales.

Cencosud opera en Argentina 13 centros comerciales de los cuales nueve se encuentran en Buenos Aires. Además Jumbo tiene 15 hipermercados en Argentina, y Disco, adquirida en 2004, cuenta con 239 locales. Allá el grupo opera Easy, pionero en la industria de homecenters con 29 tiendas.

A continuación mostraremos dos gráficos los cuales muestran los ingresos totales y las utilidades del holding en los últimos años.

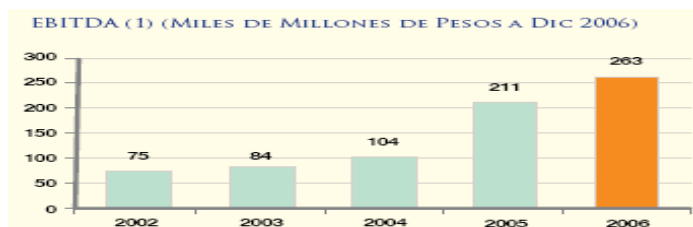
El gráfico 1 muestra la evolución de los ingresos de explotación de Cencosud desde el año 2002 hasta el año 2006, mostrando la evolución total en miles de millones de pesos y el porcentaje que aporta cada país de éstos. Se logra apreciar que los ingresos han aumentado considerablemente en estos últimos años, los cuales han crecido en más de un 400% entre ambos países, de aquí es importante resaltar las adquisiciones que han realizado lo cual ha sido un factor muy importante para alcanzar este significativo aumento de los ingresos. Además se logra apreciar que el crecimiento ha sido parejo en ambos países, en los que se aprecia que Argentina aporta aproximadamente un 35% de los ingresos totales del holding.

Gráfico 1



El gráfico 2 muestra las utilidades del holding en los últimos años, aumentando en más de un 300% las utilidades desde el año 2002, pasando desde 75 millones de pesos en 2002 hasta 263 millones de pesos en 2006.

Gráfico 2



Fuente: Cencosud

2.a).2. Unidades Estratégicas de Negocios

Supermercados e Hipermercados:

Desde que surgió Jumbo en Chile y Argentina, la marca ha buscado posicionarse en la mente de los consumidores por su calidad y servicio. Con el paso de los años ha ido creciendo y esto se ve manifestado con la adquisición en Chile de las cadenas Santa Isabel (2003), Montecarlo y Las Brisas (2004) y Economax e Infante (2006), mientras que, en Argentina, se compraron las marcas Disco-Vea (2004).

Tiendas por departamento:

Esta División fue creada en marzo del año 2005, luego de que Cencosud adquiriera una de las tiendas por departamentos de más larga trayectoria en el país, Paris. De esta manera, la nueva unidad quedó conformada por las Tiendas Paris, las filiales Nordik S.A. y Umbrale S.A.

La superficie total de sus salas de ventas experimentó un crecimiento explosivo en 2006, alcanzando aproximadamente los 190 mil metros cuadrados, lo que significa un crecimiento superior a un 40% respecto al año anterior. Además aumentó sus marcas propias adquiriendo conocidas tiendas como Foster. Esta unidad de negocios se completa con la venta mayorista de

ropa hecha a medida para empresas, actividad que también tuvo un desarrollo positivo durante el año.

Homecenters:

Esta división de homecenters funciona por medio de Easy, quien empezó a operar en Argentina en 1993 y en Chile, un año después. En ambos países, se especializa en la venta asistida de artículos de construcción, equipamiento y remodelación del hogar y jardín, además de prestar servicios de asesoría en proyectos relacionados con el mejoramiento de la vivienda. En Chile posee 22 tiendas, se ha mejorado el mix de productos y el lay out de las tiendas, además se ha implementado un servicio call center el cual sirve para resolver dudas de los clientes, mejorando el servicio entregado.

Centros comerciales:

El año 2006 comenzaron las obras de Costanera Center, destinado a convertirse en el proyecto inmobiliario más emblemático de la capital chilena, se estima se inaugurará una parte a comienzos de 2009.

La división cuenta con tres áreas: el área de desarrollo, encargada de analizar la factibilidad de los proyectos y la compra de terrenos; el área shopping y el área de proyectos, a cargo del desarrollo de los mismos, lo que comprende el traspaso del terreno, la construcción y gestión de las obras, la entrega a los clientes de los locales habilitados y su mantención posterior.

El negocio de centros comerciales busca concentrar en un mismo espacio la mayor cantidad de servicios y productos posibles, de manera de satisfacer a los dos tipos de clientes con que cuenta el negocio: los arrendatarios de locales, con quienes se establecen relaciones comerciales directas, y el cliente

final, la familia, que es la que decide dónde comprar y motiva el verdadero éxito de un mall.

Retail Financiero:

Esta división nació tras la compra de Empresas Paris, que no sólo incluyó la tienda por departamentos, sino también varios negocios complementarios como seguros, viajes, banco y tarjeta de crédito.

Banco Paris posee más de 49 sucursales y duplicó su base de clientes en el año 2006, aprovechando las bases de datos para generar ofertas a los clientes de acuerdo a sus necesidades.

La meta para los seguros es lograr que el cliente de Cencosud acceda a estos de forma fácil y conveniente.

En 2006 la venta del seguro obligatorio Paris marcó un récord en marzo con más de 200 mil pólizas vendidas.

Viajes Paris está dentro de las 10 agencias más importantes del país. Se está instalando en la totalidad de las tiendas Paris y algunos Jumbo.

Aventura Center:

Desde sus inicios en 1993, Aventura Center desarrolla el área de la diversión de Cencosud con juegos mecánicos, videojuegos, salas de pool y área de Bowling.

A continuación se aprecian los gráficos 3 y 4, los que muestran cuanto aporta cada división a los ingresos del holding tanto en Chile como en Argentina.

En estos gráficos se puede apreciar que tanto en Chile como en Argentina la división más importante del holding son los supermercados e hipermercados, llegando a aportar en Argentina el 75% del total de las utilidades. Es

importante destacar que en Chile hay más divisiones, esto explicado por la adquisición de las tiendas por departamento que en Chile aporta un 22% de las utilidades, diversificando los ingresos; en Argentina esta división no se ha creado.

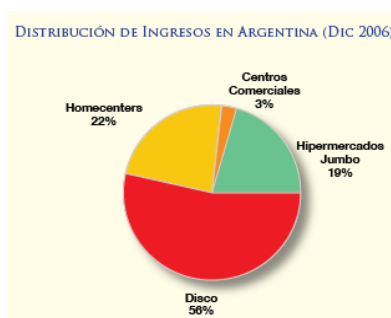
En Chile la distribución de los ingresos es más diversificada que en Argentina en la que Disco aporta más de la mitad de todas las utilidades en el país trasandino, en cambio en Chile la división que más aporta es la de supermercados, la cual no alcanza al tercio del total de las utilidades del Holding en el país.

Gráfico 4

Gráfico 3



Fuente: Cencosud



Fuente: Cencosud

2.a).3. Factores de Riesgo

Mercados en que participa:

La condición financiera de la Compañía y sus resultados operacionales, al igual que su capacidad para implementar planes de expansión, dependen indiscutiblemente de las condiciones económicas prevalecientes del mercado en Chile y en Argentina, en mucho menor grado dependen de las economías de Colombia, Brasil y Perú.

Competencia:

En Chile y Argentina, la industria de distribución minorista de alimentos y homecenters se caracteriza por ser altamente competitiva y por tener

márgenes de ganancia relativamente bajos. Cencosud compete en ambos países con cadenas de supermercados, tiendas de abarrotes, farmacias, tiendas de conveniencia y mercados al aire. Además, en Chile, la compañía tiene una gran relevancia en las industrias de tiendas por departamento y servicios financieros, las que presentan gran dinamismo y altos niveles de competencia.

Receptividad a los ciclos económicos:

Como toda actividad de consumo masivo, la industria del retail es muy sensible al nivel de actividad económica y a la variación en el ingreso disponible de los consumidores, especialmente en situaciones de estancamiento económico. Lo anterior influye tanto en el volumen de ventas como en el índice de recuperabilidad de los créditos otorgados a sus clientes.

Riesgo específico de comercio o estructura de mercado:

Cencosud es un holding que está protegido de los proveedores, tiene muchos y no hay ninguno indispensable, además ha sabido llevar buenas relaciones con éstos; además Cencosud a través de las Tarjetas Más ha logrado fidelizar a parte de la extensa gama de clientes.

2.a).4. Hitos Históricos

1952 – La familia Paulmann inaugura el restaurante Las Brisas en Temuco.

1960 – Se inaugura el primer autoservicio Las Brisas, cambiando el giro del negocio.

1976 – Paulmann se independiza e inaugura el primer hipermercado de Chile, bajo la marca Jumbo.

1982 – Apertura del primer hipermercado Jumbo en Argentina, además se inaugura Jumbo centro comercial, el primer shopping center de Argentina.

1988 – En Argentina se inaugura Unicenter.

1993 – Se expande el negocio de centros comerciales a Chile con la inauguración de Alto las Condes. Además la cadena incursiona en el negocio de homecenters con la inauguración de locales Easy en Argentina.

1994 – En Argentina, se inaugura San Martín Factory. En Chile, se inaugura Easy Alto las Condes.

1996-2001 – Comienzan a operar en Argentina los centros comerciales Palermo, Plaza Oeste Shopping, Quilmes Factory, las Palmas del Pinar y el Portal de Escobar.

2000 – Tanto en Chile como en Argentina Cencosud comienza la expansión hacia regiones.

2001 – Se desarrolla Aventura Center en Chile y Argentina. Además se inaugura Portal los Andes en Argentina.

2002 – Adquiere Proterra, con lo que agrega 7 locales a su cadena de homecenters.

2003 – Se compra la cadena de supermercados Santa Isabel. Además lanza la tarjeta Jumbo Más y se inauguran Portal la Dehesa y Florida Center.

2004 – Apertura bursátil (7-05-04) de la propiedad Cencosud.

2005 – Cencosud ingresa a los negocios de tiendas por departamento, seguros, bancario y viajes con la adquisición de empresas Almacenes París S.A.

2006 – Adquiere las cadenas de supermercados Economax e Infante y la tienda de vestuarios Foster. Otro hecho destacado fue la adquisición de la cartera de la tarjeta de crédito que administraba Turbus.

2007 – Se inaugura Easy en Colombia. Cencosud adquiere una cadena de supermercados brasilera la cadena GBarbosa. Este mismo año se instala en Perú también. Adquiere Blainstein una cadena Argentina que posee 9 tiendas.

2.b) Falabella

2.b).1. Descripción de la Empresa

Falabella es una de las empresas más grandes de Chile y la tienda por departamentos más importante de Sudamérica, con presencia en Argentina, Perú y Colombia. Su origen se remonta a 1889, cuando Salvatore Falabella abre la primera gran sastrería en el país. Más tarde se incorpora Alberto Solari, quien le da un gran impulso a la tienda de vestuario al incorporar nuevos productos y puntos de venta.

Falabella opera tiendas por departamento en Chile, Argentina y Perú, servicios financieros (a través de Banco Falabella y Promotora CMR Ltda), supermercados en Perú (Tottus), tiendas para el mejoramiento del hogar (Sodimac), fabricación de vestuario e inversiones inmobiliarias en centros comerciales (64.5% de Mall Plaza, a excepción de Plaza Vespucio, donde controla un 45%). En julio de 2004 concretó su ingreso al negocio de los supermercados en Chile al adquirir el 88% de San Francisco, que posee una

participación de mercado de 3,2%. Además, posee el 20% de Farmacias Ahumada. La compañía es controlada por las familias Solari, Cúneo y Del Río. El resultado de explotación acumulado a septiembre de 2007 ha experimentado un crecimiento de 29%, alcanzando MMU\$ 419.2. La utilidad consolidada acumulada a septiembre creció un 4.4% alcanzando MMUS\$268.5.

Falabella emplea a más de 49.000 personas, siendo el tercer mayor empleador del país. Posee una sólida posición financiera, teniendo una clasificación de riesgo AA, además tiene vigente más de 4.3 millones de cuentas CMR y posee una superficie de ventas mayor a 1.1 millones de metros cuadrados.

En Chile posee 37 tiendas por departamento, 63 tiendas de mejoramiento del hogar, 21 super/hipermercados, 2,6 millones de cuentas CMR y una superficie de venta de más de 760.000 m2.

En Argentina, Colombia y Perú tiene 22 tiendas por departamento, 18 tiendas de mejoramiento del hogar, 9 supermercados y más de 1.690.000 cuentas CMR.

En la tabla 1 se especifica el número de locales, la superficie de venta y la superficie en metros cuadrados, además se aprecia la variación entre septiembre de 2006 a septiembre de 2007.

Tabla 1: Número de Locales y Superficie de Venta Neta

Superficies de Venta	Septiembre 2007		Septiembre 2006	
	Superficie (m2)	Locales	Superficie (m2)	Locales
Tiendas por Depto. - Chile	202.500	36	183.622	35
Mejoramiento del Hogar - Chile ¹⁰	484.033	61	409.421	54
Supermercados - Chile	80.853	20	53.369	15
Tiendas por Depto. - Perú	67.781	13	59.890	10
Hipermercados - Perú	30.335	4	30.335	4
Mejoramiento del Hogar - Perú	38.757	4	26.971	3
Tiendas por Depto. - Argentina	39.817	7	39.817	6
Tiendas por Depto. - Colombia	18.865	2	-	-
Mejoramiento del Hogar - Colombia	143.207	13	106.535	10
Total	1.106.148	160	909.960	137

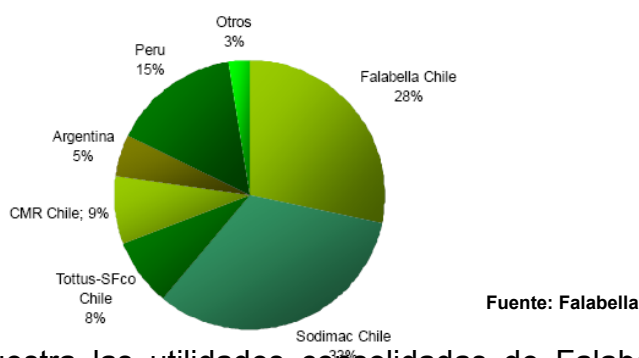
De la tabla 1 se logra apreciar que las tiendas ubicadas en Chile representan la gran mayoría de las tiendas de la compañía, siendo casi 2/3 del total de tiendas. También se logra identificar el aumento de tiendas en Colombia, inaugurando tiendas por departamento y aumentando las del mejoramiento del hogar. En Chile se ve que ha existido un aumento significativo en el número de supermercados, aumentando en un tercio el número de éstos.

El gráfico 5 nos muestra las fuentes de ingreso de S.A.C.I. Falabella para el año 2006, las cuales fueron de US\$MM 4.375. Es importante destacar que Sodimac Chile es la más importante en lo que se refiere a las fuentes de ingresos, representando un 33% de todos los ingresos de la firma, esta junto a Falabella Chile generan el 61% de los ingresos de la compañía.

Dentro de los demás países el que más aporta ingresos es Perú muy por delante que Argentina y más aún de Colombia, aportando el 15% del total de los ingresos.

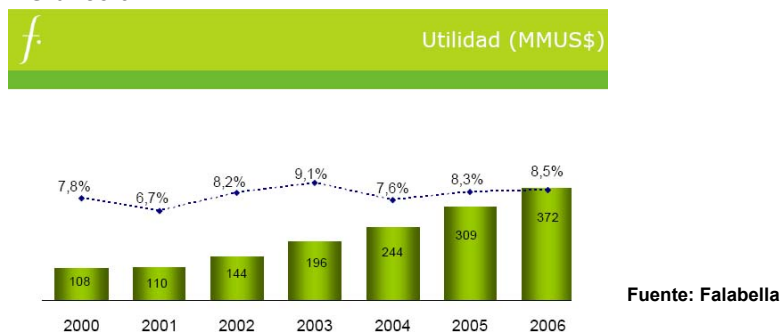
Gráfico 5:

Fuente de ingresos 2006



El gráfico 6 muestra las utilidades consolidadas de Falabella desde el año 2000 hasta el año 2006. Se identifica que el aumento de las utilidades ha sido parejo, ha crecido por año a un promedio de 8% anual, creciendo en este período de 7 años en más de un 200%, pasando de 108 MMUS\$ en el año 2000 a 372 MMUS\$ en el año 2006, esta alza se podría explicar por la buena gestión, el constante crecimiento y las favorables condiciones económicas.

Gráfico 6



2.b).2. Unidades Estratégicas de Negocios

Tiendas por departamento:

Los ingresos acumulados al 30 de Septiembre de 2007 alcanzan MM\$ 503.327, un 5,9% mayor que el año anterior, impulsado principalmente por un aumento de 10,3% de la superficie de venta y un SSS de 3,1% para los 9M de 2007.

En total son 59 tiendas repartidas por Sudamérica, con fuerte presencia en Chile, donde es líder de mercado, con una participación de 37%, manteniendo este liderazgo a través de los años, además posee la mayor eficiencia en indicadores de ventas/metros cuadrados.

Es la única división junto a Retail financiero que está presente en los cuatro países en que SACI Falabella posee inversiones.

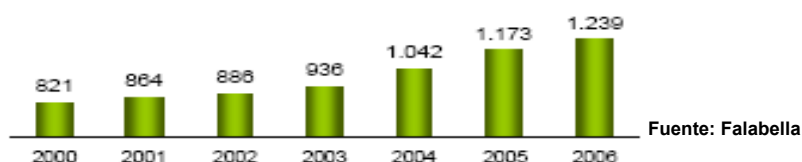
Ha ido desarrollando e importando marcas exclusivas, las que han tenido una gran aceptación en el país, posicionándose como marcas de buena calidad, entre éstas destacan Basement, iO, Americanino, MNG y Wanama.

El gráfico 7 muestra como ha sido el aumento de los ingresos de las tiendas por departamento en Chile, de este se puede identificar que los ingresos han ido creciendo paulatinamente a través de los últimos 7 años, demostrando la solidez y la constante innovación para poder seguir aumentando los ingresos

año tras año. Desde el año 2000 hasta el año 2006 los ingresos crecieron en un promedio anual de 7%.

Gráfico 7

Ingresos (US\$MM)



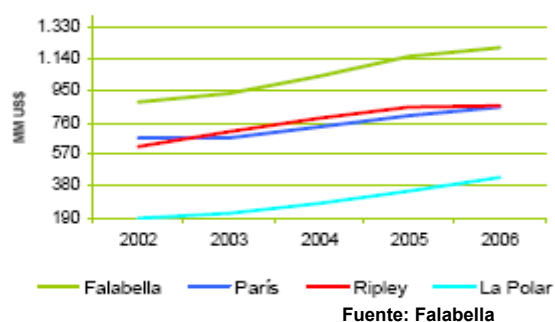
Las tiendas Falabella tienen una participación de mercado del 37%, siendo líder de mercado, situación que han tenido durante varios años, teniendo un sostenido liderazgo en la industria en la que siempre ha mantenido un buen margen de ventaja de sus competidores. Los gráficos 8 y 9 que están a continuación muestran la participación de mercado de la industria durante el 2006 y las ventas anuales de los últimos 5 años de los 4 principales agentes de la industria de las tiendas por departamento.

Gráfico 8

Participación de Mercado



Gráfico 9



Homecenters:

La marca que representa esta unidad es Sodimac. Las utilidades de esta división crecieron un 55,5% durante 2006 respecto a 2005, sólo en Perú las ventas totales se duplicaron, y en general éstas aumentaron un 44% en los 3

países, lo que demuestra un considerable aumento. La compañía posee un total de 69 tiendas, las cuales están repartidas de la siguiente manera, 56 en Chile, 3 en Perú y 10 en Colombia, entre todas estas tiendas se emplea a más de 19000 personas.

El total de ingresos acumulados al 30 de Septiembre de 2007 fue de MM\$ 684.298, un 17.4% mayor que igual período del año anterior. Este crecimiento se descompone en un 6.2% producto de la consolidación de las tiendas Imperial y un 11.2% producto del crecimiento de las ventas de las tiendas Sodimac, las que se vieron impulsadas por un crecimiento del SSS de 6,4% y un aumento de la superficie de ventas de 18,2% (incluyendo las nuevas tiendas Imperial).

Supermercados:

Con presencia en Perú con la marca Tottus y en Chile con Tottus y San Francisco, ha experimentado un rápido aumento en las ventas. Además se ha preocupado por aumentar el mix de productos ofrecidos.

Acumulado a Septiembre de 2007, los ingresos totalizan MM\$ 176.690, un 34,0% mayor a igual período del año anterior. Este incremento se debió fundamentalmente a la apertura de 5 tiendas en los últimos 12 meses, generando un aumento de la superficie de ventas de un 52%.

Retail Financiero:

Está compuesto por la tarjeta CMR, Banco Falabella, Falabella Pro y Viajes Falabella. Actualmente la tarjeta CMR esta presente en Chile, Perú, Argentina y Colombia, teniendo más de 5 millones de tarjetas activas en estos 4 países, siendo la tarjeta de crédito líder en Chile y Perú.

Por su parte Banco Falabella esta dentro de los bancos más eficientes y rentables de Chile, teniendo índices ROA y ROE dentro de los mejores del

sistema; posee 78 sucursales y 130 cajeros de Red F. Registró un crecimiento en las utilidades del 2006 de 35% con respecto al año 2005, las colocaciones aumentaron un 23% en el año 2006 y posee más de 580.000 cuentas de ahorro siendo el banco privado líder en dicho producto.

Falabella Pro posee más 5 millones de pólizas de seguros vigentes, 105.000 pólizas de automóvil, siendo el líder en este mercado y además es líder en el mercado de seguros personales en Perú.

Finalmente Viajes Falabella tuvo un crecimiento en las ventas durante 2006 de un 16%, teniendo a más de 200 mil pasajeros movilizados durante el año.

Centros Comerciales:

Representado por la marca Mall Plaza en la cual aumentó su participación durante 2006, controlando el 64.5% de la propiedad, posee más de 593.000 m2 de superficie arrendable, los cuales tuvieron más de 125 millones de visitas en 2006, en sus nueve centros comerciales de la cadena, los cuales dejaron ventas anuales sobre los USD 1.500 millones en 2006.

2.b).3. Factores de Riesgo

Riesgo de Tipo Cambiario:

El peso chileno está sujeto a variaciones con respecto al dólar estadounidense y otras monedas internacionales. Parte de los productos ofrecidos para la venta en las tiendas son adquiridos en países extranjeros, por lo que durante el período en que tales operaciones de importación están pendientes de ser canceladas, existe una exposición a la fluctuación cambiaria.

Receptividad a los ciclos económicos:

Como toda actividad de consumo masivo, la industria del retail es muy sensible al nivel de actividad económica y a la variación en el ingreso disponible de los consumidores, especialmente en situaciones de estancamiento económico. Lo anterior influye tanto en el volumen de ventas como en el índice de recuperabilidad de los créditos otorgados a sus clientes.

2.b).4. Hitos Históricos

1889 - Los orígenes de Falabella se remontan a 1889, año en que Salvatore Falabella abre la primera gran sastrería del país.

1937 - Se integra a la empresa Alberto Solari, quien imprime un renovado impulso con la incorporación de nuevos productos y puntos de venta con artículos de moda para la familia.

1958 - El éxito y posicionamiento alcanzado por Falabella en el mercado permite la incorporación de una gran variedad de productos para el hogar, transformándose en una tienda por departamentos.

1980 - Con el objeto de satisfacer la creciente demanda de crédito por parte de sus clientes, Falabella implementa CMR, su propia tarjeta de crédito.

1990 - Falabella ingresa al negocio de los centros comerciales, ubicándose principalmente en sectores con alto potencial de crecimiento en sus ingresos. Así, en 1990 se inaugura Plaza Vespucio en la Florida, el primer mall dirigido a los segmentos emergentes de la economía. Posteriormente se abrirían seis nuevos malls Plaza: Oeste en Maipú, El Trébol en Concepción, La Serena, Tobalaba en Puente Alto, Los Ángeles y Norte en Huechuraba.

1993 - Falabella inicia su proceso de internacionalización al abrir su primera tienda en Mendoza, Argentina. Ésta es seguida por otras tiendas en las ciudades de Rosario, Córdoba y San Juan, en dicho país.

1995 - Falabella ingresa al mercado peruano, tras la adquisición de Saga, cadena que tenía dos tiendas en Lima.

1996 - La compañía se transforma en sociedad anónima abierta, y en noviembre comienza la transacción de sus acciones en la Bolsa de Comercio.

1997 - Falabella ingresa a una nueva área de negocio, con la firma de un contrato de asociación con The Home Depot, líder mundial en el rubro del mejoramiento para el hogar. Asimismo, amplía su oferta de servicios con la creación de Viajes Falabella y Seguros Falabella.

1998 - Se abren las dos primeras tiendas en Chile de The Home Depot. Además se crea el Banco Falabella, a través de la compra de la licencia del ING Bank Chile.

1999 - Comienzan las operaciones de venta por Internet en Chile. Por otro lado, dentro del proceso de crecimiento en el extranjero, un hito muy importante es la inauguración de la primera tienda por departamentos en Buenos Aires. Ese mismo año, Falabella compra el 20% de Farmacias Ahumada.

2001 - Falabella adquiere la totalidad de The Home Depot Chile, financiado por la exitosa colocación de un bono, tras lo cual nació HomeStore. A su vez, comienza la expansión a provincias en Perú, con la apertura de tres locales, de menor formato, en el norte de ese país.

2002 - En Perú se inaugura la tienda en Arequipa y Falabella incursiona en el negocio de los hipermercados a través de la creación de Tottus, abriendo el primer local en el Cono Norte de Lima. En Chile, se incorporan dos nuevas tiendas HomeStore, ubicadas en la Reina y en Vicuña Mackenna, totalizando siete locales.

2003 - La fusión de Falabella con Sodimac S.A. consolida el desarrollo del área de mejoramiento del hogar y materiales para la construcción, y potencia la internacionalización de la compañía, dada la presencia de Sodimac en Colombia. En Perú se aumenta la presencia en el negocio de alimentación con la inauguración del segundo hipermercado Tottus en Lima.

2004 - En Chile, Falabella ingresa al rubro de alimentos con la adquisición del 88% de Supermercados San Francisco, mientras en Perú Sodimac inaugura exitosamente su primer local en Lima. De esta manera, en ambos países Falabella integra todas las áreas de negocios en las que participa. Adicionalmente, la formación de la Sociedad de Rentas responde al crecimiento del grupo y el fortalecimiento del Área Inmobiliaria. Además, Falabella consolida a CMR, Viajes y Seguros creando el Área de Retail Financiero.

2006 - Inaugura 22 locales, ingresa a Colombia con tiendas por departamento y retail financiero.

2007 – Se realiza la fusión con D&S, la que de realizarse, crearía a la empresa de retail más grande de todo Sudamérica. Se inaugura Banco Falabella en Perú; este mismo año se adquiere Inversiones Imperial S.A. Esta cadena, especializada en la venta de productos de construcción y derivados de la madera, cuenta con 8 tiendas.

2.c). D&S

2.c).1 Descripción de la Empresa

Distribución y Servicio (D&S) es un grupo de empresas cuyo negocio principal es la distribución de alimentos a través de distintos formatos que ha desarrollado en el tiempo. El negocio principal agrupa a los supermercados Express de LIDER, hipermercados Hiper de LIDER y el nuevo formato de tienda de descuento Ekono. En estrecha relación con este negocio, la división inmobiliaria SAITEC desarrolla y administra los locales de supermercados, hipermercados y centros comerciales de modo que la Compañía cuente con las ubicaciones convenientes. Finalmente, la división de servicios financieros proporciona crédito a los consumidores a través de la tarjeta PRESTO y desarrolla diversos productos y servicios que agregan valor a la propuesta comercial e incrementan la rentabilidad de la Compañía.

Al 31 de diciembre de 2006 la Compañía contaba con más de 35.000 colaboradores y operaba 108 locales LIDER, 9 centros comerciales y 75 sucursales de Presto a lo largo del país.

En Enero de 2007 la Compañía lanzó un nuevo formato de descuento bajo la marca Ekono, de los que espera continuar su expansión durante el 2008.

D&S participa a través de su negocio principal en la industria de supermercados y a través del tiempo, principalmente por el gran crecimiento que tuvo en su formato de hipermercados, ha ido incorporando nuevas líneas de productos impulsando las áreas de negocios no tradicionales como son los productos no-comestibles. De este modo, D&S está inserta en una industria de rango más amplio que los supermercados, esto es la industria del retail, y dentro de ésta en áreas como la alimentación, vestuario, calzado y accesorios,

equipamiento para el hogar (artículos electrónicos, electrodomésticos, menaje, ferretería, jardinería) e incluso accesorios básicos para automóviles. Así, el mercado relevante para D&S tiene un tamaño mayor y comprende el gasto en consumo de las personas en todas aquellas categorías que D&S ofrece en sus tiendas. La participación de D&S en este mercado relevante es de alrededor de 8,5% (Fuente: Banco Central, INE y estimaciones de D&S a diciembre de 2006).

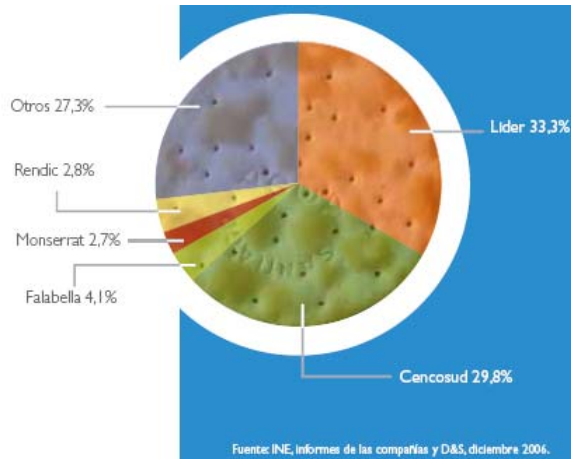
D&S está presente en la industria de los centros comerciales de tipo mediano o vecinal. Junto a esto se han producido fusiones y adquisiciones entre distintos actores lo que ha resultado en una integración horizontal, surgiendo operadores con presencia en supermercados, tiendas por departamento, home improvement, etc. Al mismo tiempo se ha producido crecimiento orgánico con inversión creciente en el sector.

Todo lo anterior ha condicionado un escenario no sólo de gran dinamismo sino también de creciente competencia y desarrollo del mercado de retail, lo que necesariamente lleva a la búsqueda de mayores eficiencias.

En el año 2006, D&S tuvo ingresos por US\$3.187 millones, EBITDA de US\$219 millones y utilidad neta de US\$75 millones. Para el período de Enero-Septiembre de 2007 los ingresos de explotación alcanzan los US\$ 2.647.7 millones, lo que representó un incremento de 5.3% en comparación al mismo período del año anterior. Para este mismo período la utilidad neta aumentó en un 48,7% a \$33.945 millones, equivalente a 2,5% de los ingresos totales.

El gráfico 10 muestra la participación de mercado, para diciembre de 2006, dentro de la industria de los supermercados. De ésta, se logra apreciar el dominio entre las marcas LIDER y Cencosud, las que controlan más del 60% del mercado. Sin embargo, D&S mantiene el liderazgo del sector con una participación de mercado de un 33%.

Gráfico 10



2.c).2. Unidades Estratégicas de Negocios

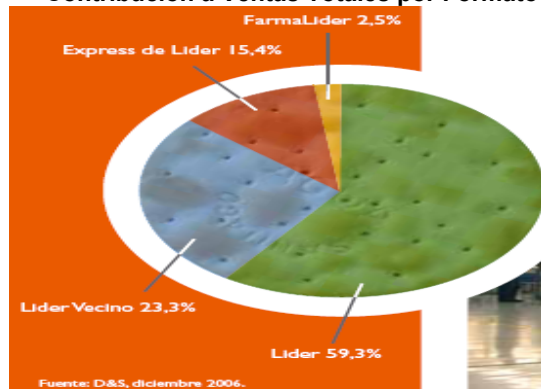
Formato Retail

Está compuesto por los Hipermercados LIDER, Express de LIDER y las tiendas de descuento Ekono, además de Farmalíder. Durante el período Enero-Septiembre 2007, tuvo un aumento de 3,9% en los ingresos con respecto a igual período del año anterior. El aumento se debe principalmente al aumento en las salas de venta.

Actualmente posee 108 locales repartidos por todo Chile y en todos sus formatos. Existen 47 LIDER Express, 28 LIDER Vecino, 33 hipermercados LIDER, más de 72 Farmalíder y durante el 2007 abrieron más de 20 tiendas de descuento Ekono, totalizando más de 470.000 metros cuadrados de salas de venta.

El gráfico 11 muestra la participación de cada formato en el ingreso total de la división. De este se aprecia claramente la gran importancia de los hipermercados LIDER, que aportan casi un 60% del total de los ingresos de la división.

Gráfico 11:
Contribución a Ventas Totales por Formato



Servicios Financieros:

D&S posee la tarjeta Presto, la cual cuenta con más de 1.675.000 de cuentas vigentes a septiembre de 2007, representando un crecimiento de un 10% en el último año, además el saldo promedio de cada cuenta aumentó un 15% alcanzando una media de 182.000 pesos. Además ya posee más de 75 sucursales Presto.

División Inmobiliaria:

La división inmobiliaria desarrolla y administra los locales de supermercados, hipermercados y centros comerciales de modo que la Compañía cuente con ubicaciones convenientes y desarrollos inmobiliarios para servir a los clientes a lo largo del país.

Esta división en el período durante Enero-Septiembre de 2007 tuvo un aumento de 16% en los ingresos totalizando US\$ 32,9 millones, comparado con los US\$ 28,4 millones obtenidos en el mismo período del año anterior. Este aumento es resultado principalmente por mayores ingresos por arriendos de espacios comerciales resultantes de la apertura de nuevas tiendas LIDER, que incluyen locales comerciales para arriendo a terceros detrás de la línea de

cajas. Este aumento también se debe a la apertura de 2 nuevos centros comerciales, Centro Urbano Las Rejas y Espacio Urbano Los Andes, totalizando 9 centros comerciales.

La utilidad neta para el período Enero-Septiembre 2007 fue de US\$ 66,4 millones, representando un aumento de 48,7% en comparación con la utilidad neta de US\$ 44,6 millones en el mismo período de 2006.

2.c).3. Factores de Riesgo

Mercado nacional:

La condición financiera de la Compañía y sus resultados operacionales, al igual que su capacidad para implementar planes de expansión, dependen de las condiciones económicas prevalecientes del mercado en Chile. Como en 2007 hubo una alta inflación esto afecta directamente a D&S, teniendo que ir adaptando los precios a las condiciones del mercado. La tasa de interés del Banco Central esta a 6,25% lo que es más de lo común, lo cual hará que las inversiones deban pagar más en intereses, lo que afecta directamente a D&S.

Riesgo específico de comercio o estructura de mercado:

La competencia en Chile del retail es muy agresiva, dejando márgenes relativamente bajos, centrando la competencia en el precio y calidad, teniendo que ofrecer constantemente nuevos productos e ir mejorando el servicio entregado. Las empresas de este rubro deben constantemente ir innovando y adaptándose a las nuevas tecnologías.

D&S por su parte controla la mayoría de la industria de los supermercados lo que le ha otorgado un poder de negociación con los proveedores alto, que le permite poder optar a mejores formas de pago y exigencias de calidad. Para

fidelizar a los clientes Lider ha creado el programa de puntos, lo cual permite además obtener mejores bases de datos.

No hay mayor riesgo con la amenaza de nuevos entrantes.

Receptividad a los ciclos económicos:

Como toda actividad de consumo masivo, la industria del retail es muy sensible al nivel de actividad económica y a la variación en el ingreso disponible de los consumidores, especialmente en situaciones de estancamiento económico. Lo anterior influye tanto en el volumen de ventas como en el índice de recuperabilidad de los créditos otorgados a sus clientes.

2.c).4. Hitos Históricos

Los orígenes de D&S S.A. se remontan a la empresa importadora y distribuidora mayorista Gratenau y Cía., fundada en Valparaíso en 1893 por comerciantes alemanes venidos desde Hannover.

A temprana edad, en el año 1899, se integró a esa empresa Adolfo Ibáñez Boggiano.

En la década de los años treinta se iniciaron las actividades de comercio de alimentos al detalle con la apertura de los Depósitos Tres Montes. Estos depósitos pronto se convirtieron en almacenes, hasta que en el año 1954, bajo la dirección de don Manuel Ibáñez O., la empresa convirtió sus establecimientos en estaciones de autoservicio con un surtido más amplio.

En 1957 se inauguró en Santiago el primer Supermercado de Chile y América Latina, cuyo nombre fue Almac, lo cual permitió que la empresa encontrara en este formato un desarrollo que le permitiría crecer en atención y calidad.

En 1984 se inaugura el primer supermercado Ekono (Tobalaba con las Camelias).

En 1985, comienza a operar D&S para actuar como distribuidora y proveedora de servicios a los distintos supermercados de la Empresa.

En 1987 abre sus puertas el primer Hipermercado Ekono (La Florida).

En 1989 se lanzó el concepto "Fresh Market" de Almac, orientado al servicio y a la calidad.

En Agosto de 1991 Sermob (Servicios Inmobiliarios) comienza a administrar los arriendos de D&S, que hoy suman 800 locales comerciales.

En 1993 se inauguró el primer Supermercado Ekono en Argentina.

En 1995 se introduce al Mercado el concepto de Megamercado económico, con la marca Lider. Este hecho la transforma en la Empresa de Distribución más importante del país.

En 1996 D&S adquirió la cadena Fullmarket y la empresa O'clock (Industria Panificadora). Además adquirió el control total de la operación Ekono en Argentina y, a fines de diciembre de ese mismo año, la Sociedad se abrió a la bolsa de valores de Santiago.

En 1997, y como producto de un aumento de capital, la compañía ingresa a los mercados financieros internacionales mediante el registro de su primera emisión de ADR en el New York Stock Exchange (NYSE:DYS).

En Junio de 2000 Lider Vecino se inaugura.

En el año 2001 se inaugura Líder Mercado Puente Nuevo. El mismo año se da inicio a la actividad farmacéutica con la inauguración de Farmalider en el Local de Puente Nuevo.

En el año 2003, la Compañía profundiza su estrategia de precios bajos y unifica las marcas de supermercados e hipermercados bajo la marca Líder. Así, los supermercados operan bajo la marca Líder Express, los hipermercados compactos como Líder Vecino y los hipermercados como Líder.

Durante el año 2005 se abrieron nuevos locales Líder en la Región Metropolitana y en las ciudades de Arica, Ovalle, Temuco, Puerto Varas y Punta Arenas, totalizando 6. Farmalider agregó 10 nuevos locales, 5 de ellos fuera de las tiendas Líder.

La división de Servicios Financieros mostró significativo crecimiento en el número de clientes y en las colocaciones de crédito.

En el año 2006 la Compañía enfatizó la competitividad. También se enfocó en el crecimiento, abriendo 19 locales en todo Chile. La división inmobiliaria inauguró tres nuevos centros comerciales en Linares, Los Andes y en Las Rejas, Santiago.

Al 31 de diciembre la Compañía opera 103 locales de supermercados e hipermercados Líder, 9 centros comerciales y 75 sucursales Presto.

Durante el año 2007 se inauguraron 6 nuevos locales, 3 express de Líder y 3 Hipermercados Líder.

2.d). Ripley

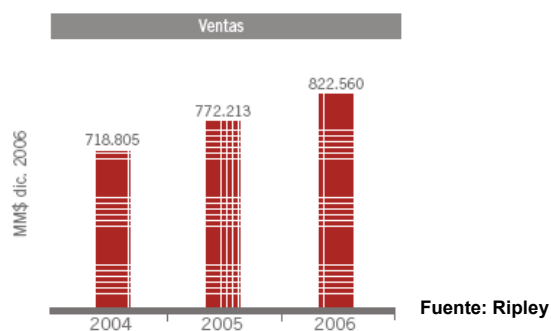
2.d).1. Descripción de la Empresa

Ripley Corp es hoy una de las mayores compañías del sector retail de Chile y Perú, con ingresos por US\$1.084 millones, un EBITDA de US\$129 millones ambos a septiembre 2006.

El negocio principal de Ripley es la venta al detalle de vestuario, accesorios y productos para el hogar a través de los distintos formatos de tienda por departamento. Al mismo tiempo participa en el negocio financiero a través del crédito directo a sus clientes por medio de la Tarjeta Ripley y también por el Banco Ripley, ofreciendo créditos de consumo y tarjeta de crédito Mastercard. Asimismo, Ripley participa en la propiedad de centros comerciales y en otros negocios asociados al retail como viajes y corretajes de seguros.

Ripley Corp opera en Chile y en Perú, administra actualmente 43 tiendas, con una superficie de venta total de más de 280 mil metros cuadrados, y con más de 5,8 millones de tarjetas de crédito emitidas. Por su parte el Banco Ripley cuenta con 43 sucursales en Chile.

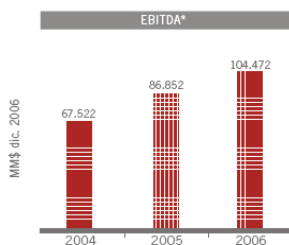
Gráfico 12



El gráfico 12 muestra como han evolucionado las ventas favorablemente durante los últimos años producto de la mejor gestión comercial, alza de los ingresos provenientes del retail financiero, y también por el aumento de

sucursales. Respecto al año pasado se aprecia que ha habido un aumento de 6,5% en las ventas totales.

Gráfico 13



Fuente: Ripley

Como se puede apreciar en el gráfico 13, el EBITDA también ha aumentado; esto debido a un buen desempeño operacional que ha logrado la empresa, además de reflejar los buenos resultados del Banco Ripley. Con respecto al año 2006, el EBITDA subió un 20% y el margen EBITDA se incrementó en 150 puntos porcentuales.

2.d).2. Unidades Estratégicas de Negocios

Tiendas por departamento:

Ripley posee actualmente tiendas en Chile y Perú, totalizando un total de 45 tiendas, las cuales están repartidas de la siguiente manera, 36 ubicadas en Chile las que ocupan un total de 198.379 metros cuadrados y 9 ubicadas en Perú las que tienen un total de 87.653 metros cuadrados.

Retail Financiero:

Esta división esta compuesta por Banco Ripley y Crédito, que viene siendo principalmente a través de la Tarjeta Ripley.

El Banco Ripley comenzó sus operaciones en mayo de 2002, definiéndose como un banco de nicho orientado principalmente a las personas de ingresos medios, a la entrega de créditos de consumo y otros servicios financieros.

Actualmente la Tarjeta Ripley tiene emitidas en Chile más de 5 millones de tarjetas y en Perú la cifra alcanza a las 1,8 millones de tarjetas. Su principal producto es el crédito derivado de las compras realizadas en las tiendas, aun cuando se está otorgando préstamos de dinero en efectivo, Avance y Superavance. La Tarjeta Ripley tiene más de 250 alianzas estratégicas con empresas relevantes del país que representan más de 3.000 puntos de venta.

El negocio desarrollado por la Tarjeta Ripley considera además la participación en el sector de viajes a través de la alianza desarrollada con Lan. Además es complementada con una amplia gama de seguros: automotriz, seguro hogar, seguro personas y garantías a los productos vendidos en las tiendas.

En Perú el negocio de crédito está organizado a través de una institución financiera, Financiera Cordillera (Financor), por temas regulatorios. Dentro de los productos que se ofrecen están: la tarjeta Ripley Clásica, la tarjeta Silver Master Card, la tarjeta Ripley Gold Mastercard, Créditos de Consumo, Crédito Automotriz, Transferencias de dinero y Banseguros.

Los ingresos financieros en Chile alcanzaron durante el período Enero-Septiembre 2007 la cifra de 127.618 MM\$, lo que equivale a un aumento de un 13% en comparación con igual período del año 2006. En Perú los ingresos financieros aumentaron en un 10,9% pasando de 38.516 MM\$ durante el período Enero-Septiembre 2006 a 42.701 MM\$ durante el período Enero-Septiembre 2007.

Centros comerciales:

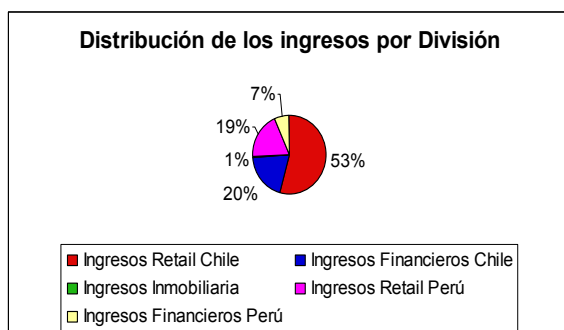
La división de centros comerciales, posee el 100% de la propiedad de los centros comerciales Panorámico, Mall del Centro en Santiago y Mall del Centro en Rancagua. En estos dos últimos se encuentran ubicadas tiendas Ripley como tienda ancla.

Adicionalmente Ripley participa en la propiedad de Mall Calama y Mall Marina Arauco donde además es una de las tiendas ancla.

Los ingresos de esta división inmobiliaria son muy inferiores en relación a las otras divisiones, sin embargo en el período Enero-Septiembre 2007 registró un aumento en los ingresos de un 6,8%, pasando de 5.290 MM\$ durante el período Enero-Septiembre 2006 a 5.649 MM\$ durante el período Enero-Septiembre 2007.

El gráfico 14 muestra la distribución de los ingresos de la empresa por división. De esto se aprecia que más de la mitad de los ingresos corresponden a ingresos Retail Chile.

Gráfico 14



Fuente: Ripley

2.d).3. Factores de Riesgo

Los principales factores de riesgo propios de la actividad de Ripley, dependen en gran parte del crecimiento general de la economía chilena y peruana, y en menor medida del estado de los mercados de sus proveedores. Lo anterior, debido a que la conducta de los agentes consumidores se ven afectados por el ambiente, como así también su predisposición al pago de créditos contraídos. En cuanto a la industria, no presenta riesgos significativos, ya que se cuenta con un amplio número de proveedores distribuidos en el mundo, como también de clientes diversos. Además, debido a la diversidad de productos que se ofrecen se reduce su posible ciclicidad.

Los gobiernos chilenos y peruanos, entregan un marco regulatorio estable y orientado a atraer la inversión, por lo que sólo sería posible realizar modificaciones en estas condiciones si existiesen factores de riesgo para la empresa. Dado las relaciones internacionales de Ripley con sus filiales y coligadas, existe una exposición a las fluctuaciones del tipo de cambio, sin embargo la empresa mantiene contratos forward, con el objeto de disminuir su exposición global.

Riesgo de tasa de interés:

La Sociedad no tiene riesgo significativo de tasa de interés debido a que durante el último trimestre del año 2003, la filial Ripley Chile S.A. colocó un Bono Corporativo de largo plazo. Por otra parte Ripley Corp S.A. colocó un nuevo bono a largo plazo en enero de 2007. Estos financiamientos permiten tener una porción significativa del endeudamiento en tasa de interés fija.

Situación económica chilena y peruana:

Situación chilena. Los ingresos por venta se generan en su mayoría en el mercado nacional.

La conducta de los agentes consumidores se afecta por la percepción del desempeño general de la economía: crecimiento, inflación, empleo, tasas de interés, entre otras. Lo anterior, además de afectar la conducta de compra, también afecta la disposición a cancelar los créditos contraídos, aunque la experiencia demuestra que la intención de pago de los consumidores da preferencia a sus deudas en casas comerciales.

Situación peruana. Si bien es cierto, Perú es considerado como un país con un mayor nivel de riesgo comparado con Chile, este nivel de riesgo se ha visto aminorado debido a los constantes esfuerzos realizados por el gobierno para seguir manteniendo la economía estable. Hoy en día las operaciones en Perú se desarrollan en un escenario económico con una inflación controlada y un tipo de cambio estable. La economía peruana ha seguido creciendo a tasas importantes y las ventas de tiendas por departamento han tenido un crecimiento explicado por la mayor penetración de las tarjetas de crédito y el incremento en la capacidad adquisitiva de los consumidores.

Riesgo específico de comercio o estructura de mercado:

La empresa no depende de un proveedor en particular sino que por el contrario, su proveeduría es amplia y abierta al mundo.

Tampoco enfrenta una concentración de pocos clientes, puesto que atiende a millones de ellos en los diferentes estratos socioeconómicos. Por todo lo anterior, su riesgo específico en el sentido descrito es bajo.

Riesgo de tipo de cambio:

El peso chileno y el sol peruano, están sujetos a variaciones con respecto al dólar estadounidense y otras monedas internacionales.

Parte de los productos ofrecidos para la venta en las tiendas son adquiridos en países extranjeros, por lo que durante el período en que tales operaciones de importaciones están pendientes de ser canceladas, existe una exposición a la fluctuación cambiaria. Sin embargo, la empresa mantiene la política de reducir la exposición global generada por la situación descrita y por las composiciones de los pasivos y activos.

Riesgos de los activos:

Los activos fijos de edificación, infraestructura, instalación y equipamiento, más los riesgos de responsabilidad civil que en ellos se originan, se encuentran cubiertos de riesgo operativo mediante las pólizas de seguro pertinentes.

2.d).4. Hitos Históricos

1964: En pleno centro de Santiago, en el mismo lugar que hoy ocupa la sucursal de calle Huérfanos, se inaugura la primera tienda Ripley.

La orientación básica del negocio era satisfacer las necesidades de vestuario de las familias de ingresos bajos y medios.

1976: Se comienza a operar con un sistema de crédito semiautomático en cada sucursal, utilizando máquinas electromecánicas.

1979: Se inicia el proceso de sustitución del antiguo sistema de crédito, automatizando los sistemas en todas las sucursales.

1980: El número de clientes con tarjeta de crédito Ripley alcanza a los 50 mil clientes.

1984: Se crea el Centrohogar Ripley, en la sucursal Agustinas, dando un fuerte énfasis a la venta de productos para el hogar.

1985: Se inaugura la primera Multitienda Ripley, en la calle San Diego 200.

1986: Se inaugura la primera sucursal Ripley fuera de Santiago la que queda en Concepción.

1990: En la sureña ciudad de Temuco, es inaugurada la octava sucursal Ripley.

1993: Se inaugura la tienda RIPLEY Parque Arauco, la tienda por departamentos más grande de Sudamérica, con 14 mil metros cuadrados de superficie. Al dar este gigantesco paso de expansión, se orienta el mercado hacia las familias de mayores ingresos.

1994: Se inaugura RIPLEY Plaza Vespucio, en el la comuna de La Florida.

1995: Este año comienza a operar una nueva modalidad en la atención al cliente: La venta integral, en la que el cliente es atendido de principio a fin por un solo vendedor. Abre sus puertas Ripley Puerto Montt en el sur de Chile y Ripley Astor en pleno centro de Santiago.

1997: En este año se inauguran las dependencias de la Escuela de Capacitación de RIPLEY. Por último, se abren las puertas de las sucursales de Chillán y Valdivia, y de la primera tienda fuera de Chile en el recién inaugurado mall de Lima en Perú, dando así inicio a la internacionalización de la empresa.

1998: Se inauguran tres nuevas sucursales: sucursal Rancagua en el corazón histórico de la ciudad, sucursal Valparaíso frente a la plaza más importante de la ciudad, y Alonso de Córdova, ubicada en la calle del mismo nombre en el sector oriente de Santiago. Dicha tienda se transforma en la más exclusiva en artículos de hogar.

1999: Continuando con el éxito de las aperturas fuera de nuestro país, se abre la segunda tienda en Perú, la sucursal San Isidro. En Chile se inauguran las sucursales de Antofagasta y Marina Arauco.

2000: Este año se inaugura la sucursal Alto las Condes, cuyo diseño de tienda y servicios al cliente posicionan a Ripley a la vanguardia en el mercado latinoamericano. Este mismo año se da la posibilidad de comprar los productos a través de la página web www.ripley.cl.

2001: Se inaugura una tienda en La Serena.

2002: Se inaugura la primera sucursal del Banco Ripley. Se crean 4 sucursales, dos en el norte y 2 en Santiago.

2003: El proyecto de expansión comprende las sucursales de Plaza el Trébol, Plaza Huechuraba y Mall Departamental. Además, once sucursales del Banco Ripley.

2005: El 14 de julio Ripley Corp realiza su apertura bursátil de un 15% de la propiedad final. Se inauguran las sucursales chilenas Ripley Crillón y Portal Temuco y la tienda Chorrillos en Perú. Banco Ripley concretó la apertura de 6 nuevas sucursales, además de la creación de un Centro de Inversiones en Santiago.

2006: En marzo se lanzaron las marcas Cacharel y Tatiene, que en Chile se venden exclusivamente en Ripley. En julio se inauguró la segunda tienda en formato Max que abre Ripley en Perú. Banco Ripley realizó un aumento de capital por \$2.511 millones. Ripley abre tres nuevas tiendas, todo un record de inauguraciones: Ripley la Dehesa, Ripley Curicó y Ripley Talca.

2007: Se firma una asociación con Mall Plaza para desarrollar centros comerciales en Perú, en un principio el acuerdo es para la construcción de 3 nuevos malls. Además se acuerda con éste la instalación de 3 nuevas tiendas en sus nuevos malls ubicados en la región metropolitana. Abre la sucursal número 36 ubicada en La Calera, además abre una sucursal del Banco Ripley en Punta Arenas, abarcando con sus 43 sucursales desde la región de Arica-Parinacota hasta la región de Magallanes.

3.- REDES NEURONALES

3.1. Introducción a la Computación Neuronal

El hombre se ha caracterizado siempre por su búsqueda constante de nuevas vías para mejorar sus condiciones de vida. Estos esfuerzos le han servido para reducir el trabajo en aquellas operaciones en las que la fuerza juega un papel primordial. Los progresos obtenidos han permitido dirigir estos esfuerzos a otros campos, como por ejemplo, a la construcción de máquinas calculadoras que ayuden a resolver de forma automática y rápida determinadas operaciones que resultan tediosas cuando se realizan a mano.

Charles Babbage trató de construir una máquina capaz de resolver problemas matemáticos. Posteriormente otros tantos intentaron construir máquinas similares, pero no fue hasta la Segunda Guerra Mundial, cuando ya se disponía de instrumentos electrónicos, que se empezaron a recoger los primeros frutos. En 1946 se construyó la primera computadora electrónica, ENIAC³. Desde entonces los desarrollos en este campo han tenido un auge espectacular.

Estas máquinas permiten implementar fácilmente algoritmos para resolver multitud de problemas que antes resultaban engorrosos de resolver. Sin embargo, se observa una limitación importante: ¿qué ocurre cuando el problema que se quiere resolver no admite un tratamiento algorítmico, como es el caso, por ejemplo, de la clasificación de objetos por rasgos comunes? Este ejemplo demuestra que la construcción de nuevas máquinas más versátiles requiere un enfoque del problema desde otro punto de vista. Los desarrollos actuales de los científicos se dirigen al estudio de las capacidades humanas

³ Electronic Numerical Integrator and Computer

como una fuente de nuevas ideas para el diseño de las nuevas máquinas. Así, la inteligencia artificial es un intento por descubrir y describir aspectos de la inteligencia humana que pueden ser simulados mediante máquinas. Esta disciplina se ha desarrollado fuertemente en los últimos años teniendo aplicación en algunos campos como visión artificial, demostración de teoremas, procesamiento de información expresada mediante lenguajes humanos... etc.

Las redes neuronales son más que otra forma de emular ciertas características propias de los humanos, como la capacidad de memorizar y de asociar hechos. Si se examinan con atención aquellos problemas que no pueden expresarse a través de un algoritmo, se observará que todos ellos tienen una característica en común: la experiencia. El hombre es capaz de resolver estas situaciones acudiendo a la experiencia acumulada. Así, parece claro que una forma de aproximarse al problema consista en la construcción de sistemas que sean capaces de reproducir esta característica humana.

En definitiva, las redes neuronales no son más que un modelo artificial y simplificado del cerebro humano, que es el ejemplo más perfecto del que disponemos para un sistema que es capaz de adquirir conocimiento a través de la experiencia. Una red neuronal es "un nuevo sistema para el tratamiento de la información, cuya unidad básica de procesamiento está inspirada en la célula fundamental del sistema nervioso humano: *la neurona*".

Todos los procesos del cuerpo humano se relacionan en alguna u otra forma con la inactividad de estas neuronas. Las mismas son un componente relativamente simple del ser humano, pero cuando millares de ellas se conectan en forma conjunta se hacen muy poderosas.

También, es bien conocido que los humanos son capaces de aprender. Aprendizaje significa que aquellos problemas que inicialmente no pueden resolverse, pueden ser resueltos después de obtener más información acerca del problema.

Por lo tanto, las Redes Neuronales:

Consisten en unidades de procesamiento que intercambian datos o información.

Se utilizan para reconocer patrones, incluyendo imágenes, manuscritos y secuencias de tiempo, tendencias financieras.

Tienen capacidad de aprender y mejorar su funcionamiento.

Una primera clasificación de los modelos de redes neuronales podría ser, atendiendo a su similitud con la realidad biológica:

- 1) El modelo de tipo biológico. Este comprende las redes que tratan de simular los sistemas neuronales biológicos, así como las funciones auditivas o algunas funciones básicas de la visión.
- 2) El modelo dirigido a aplicación. Este modelo no tiene por qué guardar similitud con los sistemas biológicos. Su arquitectura está fuertemente ligada a las necesidades de las aplicaciones para la que es diseñada.

3.2. Historia de las Redes Neuronales

Conseguir diseñar y construir máquinas capaces de realizar procesos con cierta inteligencia ha sido uno de los principales objetivos de los científicos a lo largo de la historia. De los intentos realizados en este sentido se han llegado a

definir las líneas fundamentales para la obtención de máquinas inteligentes: En un principio los esfuerzos estuvieron dirigidos a la obtención de **autómatas**, en el sentido de máquinas que realizaran, con más o menos éxito, alguna función típica de los seres humanos. Hoy en día se continúa estudiando en ésta misma línea, con resultados sorprendentes; existen maneras de realizar procesos similares a los inteligentes y que podemos encuadrar dentro de la llamada **Inteligencia Artificial (IA)**⁴.

A pesar de disponer de herramientas y lenguajes de programación diseñados expresamente para el desarrollo de máquinas inteligentes, existe un enorme problema que limita los resultados que se pueden obtener: estas máquinas se implementan sobre computadoras basadas en la filosofía de Von Neumann, y que se apoyan en una descripción secuencial del proceso de tratamiento de la información. Si bien el desarrollo de estas computadoras es espectacular, no deja de seguir la línea antes expuesta: una máquina que es capaz de realizar tareas mecánicas de forma increíblemente rápida, como por ejemplo cálculo, ordenación o control, pero incapaz de obtener resultados aceptables cuando se trata de tareas como reconocimiento de formas, voz, etc.

La otra línea de la investigación ha tratado de aplicar principios físicos que rigen en la naturaleza para obtener máquinas que realicen trabajos pesados en nuestro lugar. De igual manera se puede pensar respecto a la forma y capacidad de razonamiento humano; se puede intentar obtener máquinas con esta capacidad basadas en el mismo principio de funcionamiento. No se trata de construir máquinas que compitan con los seres humanos, sino que realicen ciertas tareas de rango intelectual con que ayudarle, principio básico de la Inteligencia Artificial.

⁴ John Mc Crthy, Alan Turing, John Von Neumann

Las primeras explicaciones teóricas sobre el cerebro y el pensamiento ya fueron dadas por Platón (427-347 a.C.) y Aristóteles (348-422 a.C.). Las mismas ideas también las mantuvieron Descartes (1569-1650) y los filósofos empiristas del siglo XVIII.

La clase de las llamadas *máquinas cibernéticas*, a la cual la computación neuronal pertenece, tiene más historia de la que se cree: Herón (100 a.C.) construyó un autómeta hidráulico.

1936 - Alan Turing. Fue el primero en estudiar el cerebro como una forma de ver el mundo de la computación. Sin embargo, los primeros teóricos que concibieron los fundamentos de la computación neuronal fueron Warren McCulloch, un neurofisiólogo, y Walter Pitts, un matemático, quienes, en 1943, lanzaron una teoría acerca de la forma de trabajar de las neuronas (Un Cálculo Lógico de la Inminente Idea de la Actividad Nerviosa - Boletín de Matemática Biofísica 5: 115-133). Ellos modelaron una red neuronal simple mediante circuitos eléctricos.

1949 - Donald Hebb. Escribió un importante libro: *La organización del comportamiento*, en el que se establece una conexión entre psicología y fisiología. Fue el primero en explicar los procesos del aprendizaje (que es el elemento básico de la inteligencia humana) desde un punto de vista psicológico, desarrollando una regla de como el aprendizaje ocurría. Aun hoy, este es el fundamento de la mayoría de las funciones de aprendizaje que pueden hallarse en una red neuronal. Su idea fue que el aprendizaje ocurría cuando ciertos cambios en una neurona eran activados. También intentó encontrar semejanzas entre el aprendizaje y la actividad nerviosa. Los trabajos de Hebb formaron las bases de la Teoría de las Redes Neuronales.

1950 - Karl Lashley. En sus series de ensayos, encontró que la información no era almacenada en forma centralizada en el cerebro sino que era distribuida encima de él.

1956 - Congreso de Dartmouth. Este Congreso frecuentemente se menciona para indicar el nacimiento de la inteligencia artificial.

1957 - Frank Rosenblatt. Comenzó el desarrollo del Perceptrón. Esta es la red neuronal más antigua; utilizándose hoy en día para aplicación como reconocedor de patrones. Este modelo era capaz de generalizar, es decir, después de haber aprendido una serie de patrones podía reconocer otros similares, aunque no se le hubiesen presentado anteriormente. Sin embargo, tenía una serie de limitaciones, por ejemplo, su incapacidad para resolver el problema de la función OR⁵-exclusiva y, en general, era incapaz de clasificar clases no separables linealmente. En 1959, escribió el libro Principios de Neurodinámica, en el que confirmó que, bajo ciertas condiciones, el aprendizaje del Perceptrón convergía hacia un estado finito (Teorema de Convergencia del Perceptrón).

1960 - Bernard Widrow/Marcial Hoff. Desarrollaron el modelo Adaline (Adaptive Linear Elements). Esta fue la primera red neuronal aplicada a un problema real (filtros adaptativos para eliminar ecos en las líneas telefónicas) que se ha utilizado comercialmente durante varias décadas.

1961 - Karl Steinbeck: Die Lernmatrix. Red neuronal para simples realizaciones técnicas (memoria asociativa).

⁵ Es una red de dispositivos interruptores que cumple las condiciones *Booleanas* para el operador articular (puerta lógica) entregando como resultado uno, cuando los valores en las entradas indistintos Ej. 1 y 0, 0 y 1 (en una compuerta de dos entradas).

1967 - Stephen Grossberg. A partir de sus conocimientos fisiológicos, ha escrito numerosos libros y desarrollado modelo de redes neuronales. Realizó una red: **Avalancha**, que consistía en elementos discretos con actividad que varía en el tiempo que satisface ecuaciones diferenciales continuas, para resolver actividades como reconocimiento continuo de habla y aprendizaje de los brazos de un robot.

1969 - Marvin Minsky/Seymour Papert. En este año surgieron críticas que frenaron, hasta 1982, el crecimiento que estaban experimentando las investigaciones sobre redes neuronales. Minsky y Papert, del Instituto Tecnológico de Massachussets (MIT), publicaron un libro *Perceptrons*. Probaron (matemáticamente) que el Perceptrón no era capaz de resolver problemas relativamente fáciles, tales como el aprendizaje de una función no-lineal. Esto demostró que el Perceptrón era muy débil, dado que las funciones no-lineales son extensamente empleadas en computación y en los problemas del mundo real. A pesar del libro, algunos investigadores continuaron su trabajo. Tal fue el caso de **James Anderson**, que desarrolló un modelo lineal, llamado **Asociador Lineal**, que consistía en unos elementos integradores lineales (neuronas) que sumaban sus entradas. Este modelo se basa en el principio de que las conexiones entre neuronas son reforzadas cada vez que son activadas. Anderson diseñó una potente extensión del Asociador Lineal, llamada **Brain State in a Box (BSB)**.

1974 - Paul Werbos. Desarrolló la idea básica del algoritmo de aprendizaje de *propagación hacia atrás* (backpropagation); cuyo significado quedó definitivamente aclarado en 1985.

1977 - Stephen Grossberg. Teoría de Resonancia Adaptada (TRA). La Teoría de Resonancia Adaptada es una arquitectura de red que se diferencia de todas

las demás previamente inventadas. La misma simula otras habilidades del cerebro: memoria a largo y corto plazo.

1977 - Teuvo Kohonen. Ingeniero electrónico de la Universidad de Helsinki, desarrolló un modelo similar al de Anderson, pero independientemente.

1980 - Kunihiko Fukushima. Desarrolló un modelo neuronal para el reconocimiento de patrones visuales.

1985 - John Hopfield. Provocó el renacimiento de las redes neuronales con su libro: "Computación neuronal de decisiones en problemas de optimización."

1986 - David Rumelhart/G. Hinton. Redescubrieron el algoritmo de aprendizaje de propagación hacia atrás (*backpropagation*). A partir de 1986, el panorama fue alentador con respecto a las investigaciones y el desarrollo de las redes neuronales. En la actualidad, son numerosos los trabajos que se realizan y publican cada año, las aplicaciones nuevas que surgen (sobre todo en el área de control) y las empresas que lanzan al mercado productos nuevos, tanto *hardware* como *software* (sobre todo para simulación).

4.- METODOLOGÍA Y DATOS

Esta investigación se centra en el hecho de que a través de la aplicación de redes neuronales con funcionamiento aleatorio se puede lograr modelos que cumpla con las propiedades:

1. que cumplan con el nuevo paradigma de la supuesta no normalidad en los mercados financieros o que al menos no dependan explícitamente de ella.
2. que sean sistemas cuyas variables endógenas y exógenas puedan presentar relaciones no lineales entre ellas.
3. y que se adapten a la nueva información en la medida que ésta está disponible y por lo tanto, reflejen el cambio de las expectativas de los agentes presentes en los mercados financieros.

Así, se pretende reflejar que los precios responden a la formación de expectativas de los agentes del mercado, y éstas expectativas cambian con el transcurso del tiempo ante el surgimiento de nuevos eventos, cuestión que no es tomada en consideración por el funcionamiento estándar de la red neuronal. Para ello, la red es constantemente reentrenada y probada ante datos que nunca ha visto.

4.1. Variables de Entrada – Series de Tiempo

Ripley:

Para realizar el estudio de esta empresa se utilizaron un total de 116 observaciones cada 1 semana del cambio en el precio de la acción de Ripley

correspondiente al periodo entre el 22 de Mayo del 2005 y 5 de Octubre del 2007.⁶

Falabella:

Para realizar el estudio de esta empresa se utilizaron un total de 246 observaciones cada 1 semana del cambio en el precio de la acción de Falabella correspondiente al periodo entre el 24 de Enero del 2004 y 5 de Octubre del 2007.

Cencosud:

Para realizar el estudio de esta empresa se utilizaron un total de 178 observaciones cada 1 semana del cambio en el precio de la acción de Cencosud correspondiente al periodo entre el 14 de Mayo del 2004 y 5 de Octubre del 2007.⁷

D&S:

Para realizar el estudio de esta empresa se utilizaron un total de 246 observaciones cada 1 semana del cambio en el precio de la acción de D&S correspondiente al periodo entre el 24 de Enero del 2004 y 5 de Octubre del 2007.

Para facilitar la explicación de la conformación de nuestros modelos separamos las variables explicativas según la relación que poseen con nuestras variables estudiadas, dándonos como resultado una subdivisión estratégica de:

- a) Competidores
- b) Aliados

⁶ El número de observaciones es menor que 246 dado que Ripley se abrió más tarde a la bolsa.

⁷ El número de observaciones es menor que 246 dado que Cencosud se abrió más tarde a la bolsa.

c) Índices

d) Empresas relacionadas

Y nuestras divisiones según empresas son:

1) Falabella:

Tiendas por departamento, Hipermercados, Homecenters, Inmobiliarios y Financieros.

1.a) Competidores

D&S: Hipermercados, Inmobiliario y Financiero.

Banco de Chile: Bancaria y Financiera.

BCI: Bancaria y Financiera.

1.b) Aliados

Parque Arauco: Centros Comerciales.

FASA: Farmaceutico.

ENTEL: Telecomunicaciones.

Coppec: Forestal, Combustibles, Pesca, Energética y minera.

1.c) Indices

IGPA: Índice general de precios de acciones chilena.

IPSA: Índice de Precios de las 40 principales acciones de Chile.

IGBC: Bolsa de Comercio de Colombia.

IGBVL: Bolsa de Comercio de Perú.

MERVAL: Bolsa de Comercio de Argentina.

US\$: Precio del Dólar en pesos chilenos.

1.d) Empresas Relacionadas

Cap: Siderúrgico y minero.

Lan: Aerolínea.

2) Ripley:

Tiendas por departamento, Inmobiliarios y Financieros.

2.a) Competidores

D&S: Hipermercados, Inmobiliario y Financiero.

Banco de Chile: Bancaria y Financiera.

BCI: Bancaria y Financiera.

La Polar: Tiendas por departamento, inmobiliaria y Financiera.

Falabella: Tiendas por departamento, Hipermercados, Homecenters, Inmobiliarios y Financieros.

Cencosud: Tiendas por departamento, Hipermercados, Homecenters, Inmobiliarios y Financieros.

Zofri: Inmobiliario, Logística y Ventas en Zona Franca.

Banco Santander: Bancaria y Financiera.

2.b) Aliados

Parque Arauco: Centros Comerciales.

Lan: Aerolínea.

2.c) Indices

IGPA: Índice general de precios de acciones chilena.

IPSA: Índice de Precios de las 40 principales acciones de Chile.

IGBC: Bolsa de Comercio de Colombia.

IGBVL: Bolsa de Comercio de Perú.

MERVAL: Bolsa de Comercio de Argentina.

US\$: Precio del Dólar en pesos chilenos.

2.d) Empresas Relacionadas

ENTEL: Telecomunicaciones.

Copec: Forestal, Combustibles, Pesca, Energética y minera.

3) Cencosud:

Tiendas por departamento, Hipermercados, Homecenters, Inmobiliarios y Financieros.

3.a) Competidores

D&S: Hipermercados, Inmobiliario y Financiero.

Banco de Chile: Bancaria y Financiera.

BCI: Bancaria y Financiera.

La Polar: Tiendas por departamento, inmobiliaria y Financiera.

Falabella: Tiendas por departamento, Hipermercados, Homecenters, Inmobiliarios y Financieros.

Banco Santander: Bancaria y Financiera.

FASA: Farmaceutico.

3.b) Aliados

Parque Arauco: Centros Comerciales.

3.c) Indices

IGPA: Índice general de precios de acciones chilena.

IPSA: Índice de Precios de las 40 principales acciones de Chile.

IGBC: Bolsa de Comercio de Colombia.

MERVAL: Bolsa de Comercio de Argentina.

US\$: Precio del Dólar en pesos chilenos.

3.d) Empresas Relacionadas

Cap: Siderúrgico y minero.

ENTEL: Telecomunicaciones.

Coppec: Forestal, Combustibles, Pesca, Energética y minera.

Cristales: Envases de vidrios y plásticos, Telecomunicaciones y Vitivinícola.

CMPC: Forestal, Celulosa y Papeles.

Besalco: Construcción

Enersis: Generación, transmisión y distribución de electricidad.

Endesa: Generación y comercialización de energía.

Gener: Generación de electricidad.

Colbún: Generación de energía.

Antar: Inmobiliaria, Forestal, Combustibles y Pesca.

Banmed: Salud e Inmobiliaria.

4) D&S:

Hipermercados, Inmobiliarios y Financieros.

4.a) Competidores

Corpbanca: Bancaria y Financiera.

La Polar: Tiendas por departamento, inmobiliaria y Financiera.

Falabella: Tiendas por departamento, Hipermercados, Homecenters, Inmobiliarios y Financieros.

Banco Santander: Bancaria y Financiera.

4.b) Aliados

FASA: Farmaceutico.

4.c) Indices

IGPA: Índice general de precios de acciones chilena.

IPSA: Índice de Precios de las 40 principales acciones de Chile.

4.d) Empresas Relacionadas

Cap: Siderúrgico y minero.

ENTEL: Telecomunicaciones.

Copec: Forestal, Combustibles, Pesca, Energética y minera.

Cristales: Envases de vidrios y plásticos, Telecomunicaciones y Vitivinícola.

CMPC: Forestal, Celulosa y Papeles.

Parque Arauco: Centros Comerciales.

Lan: Aerolínea.

Cge: Distribución de energía.

Concha y Toro: Vitivinícola.

Madeco: Metalmecánica.

4.2. Metodología Predictiva Utilizada

4.2.1. Redes Neuronales

En base a los trabajos efectuados por Parisi y Parisi (2003), Gonzáles y Jiménez (2003) y Díaz (2005) donde probaron diferentes arquitecturas para las Redes Neuronales Artificiales y los estudios de Parisi, Parisi y Cornejo (2003) donde investigan modelos multivariados ARIMAX dinámicos a partir de arquitecturas basadas en algoritmos genéticos, la presente investigación se desarrolla bajo el mismo esquema de trabajo.

Funcionamiento de una neurona artificial; aplica una función (f) bajo un criterio de aplicación (α_i), a unas datos de entrada (x) que tienen cada uno de ellos una influencia (β), produciendo una salida (y).

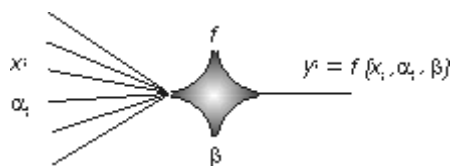


Figura N° 1

Para el caso de las redes neuronales se utilizó la Red Ward, la cual es capaz de detectar diferentes formas y patrones lineales y no lineales en los datos, a través de diferentes grupos de neuronas y diferentes funciones de activación en sus capas ocultas. Esta red posee 2 o más capas ocultas cada una con una función de activación distinta. Sea f la función teórica, dinámica y desconocida que explica la tendencia alcista o bajista del tipo de cambio, el cual cuenta con un vector de variables explicativas, definidas anteriormente, relacionadas a la variable dependiente $\Delta(FALA) = g(X)$, $\Delta(D\&S) = g(X)$, $\Delta(CENC) = g(X)$, $\Delta(RIP) = g(X)$. Así, f puede ser aproximada por una red neuronal multicapa. La forma funcional general de los modelos es expresada en la siguiente ecuación (1):

$$\Delta p. acción_t = g(\Delta G_{t-i}, \Delta H_{t-i}, \Delta J_{t-1}, \Delta K_{t-i}, \Delta Q_{t-i}) \quad (1)$$

Donde,

G, H, J, K y Q corresponden a las variables explicativas definidas en los modelos. Las variables de entrada corresponden a la diferencia del precio o indicador en porcentaje rezagada desde 1 a 2 períodos. Los modelos consideran como variable de salida la predicción del signo del precio accionario en un futuro próximo de una semana, el cual representa nuestro futuro inmediato (es decir, one step ahead).

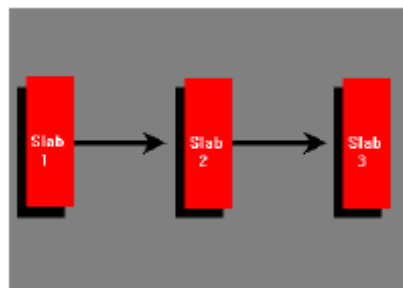
4.2.2. Arquitectura de RNA

La arquitectura de una RNA constituye la forma en que están distribuidas las neuronas, grupos de neuronas (slabs), capas y como están conectadas e interactúan entre sí. También definirán como fluye la información a través de la red.

La forma en que están conectadas las neuronas determinará la forma en que se comporte la red, por lo que la arquitectura es una característica fundamental de la

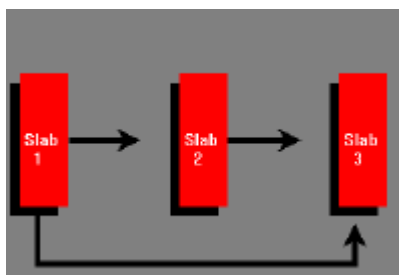
RNA que se use en distintos estudios. Existen muchos tipos distintos de arquitecturas para redes neuronales, pero entre las más populares se encuentran las redes tipo estándar como la de la Figura N° 2 que posee 3 capas.

Figura N° 2 Red de 3 capas con Arquitectura Estándar



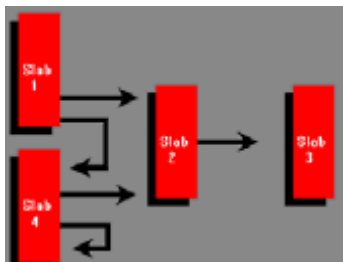
Otro tipo popular de RNA son las que tienen conexiones de tipo “*jump*” (Salto en inglés), como la que aparece en la Figura N° 3, del esquema se puede ver que se les llama conexiones jump debido a que hay conexiones entre capas que no son sucesivas en la red.

Figura N° 3 Red de 3 capas con Conexión Jump



Un tercer tipo de redes más comúnmente usadas son las de *Jordan – Elman* ilustrada en la Figura N° 4 una particularidad de estas redes es que los grupos de neuronas se pueden “realimentar” con su propia información o con la información de una capa paralela. Se puede ver que este tipo de redes la capa de entrada tiene 2 slabs de neuronas, o sea que hay un slab extra. Esto le permite a la red ver el conocimiento anterior que tenía sobre las entradas anteriores.

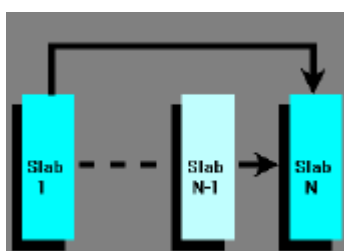
Figura N° 4 Red Jordan-Elman de 3 capas



El cuarto tipo de arquitectura que deseamos mencionar es la red polinomial GMDH (Group Method of Data Handling) o la red polinomial de Método de Manejo Grupal de Datos que se puede ver en la Figura N° 5. Esta red va

construyendo capas sucesivas con conexiones complejas que constituyen los términos de un polinomio. Estos términos del polinomio son creados a partir de regresiones lineales y no – lineales, que se van generando en cada capa a partir de los resultados obtenidos de las capas anteriores.

Figura N° 5 Red Polinomial GMDH



Y finalmente, el último tipo de red que nos interesa es la Red Ward, que será la red usada en este trabajo.

La utilización de la red Ward se basa en su buen desempeño con las series de tiempo, como ha sido evidenciado por Parisi (2002) y además siguiendo las recomendaciones de Parisi, Parisi y Guerrero (2003), ya que en ese paper encontraron que esta era la mejor arquitectura para este tipo de predicción.

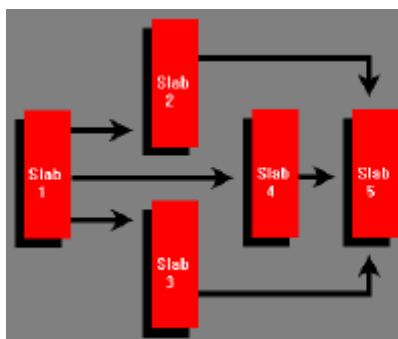
Este tipo de red se caracteriza porque pueden aplicarse diferentes funciones de aplicación a los grupos de neuronas (slabs) de la capa oculta, para detectar características distintas en los patrones procesados a través de la red. De esta manera, la capa de salida tendrá diferentes puntos de vista de los datos, lo cual puede conducir a una mejor predicción.

A modo de ejemplo, Parisi (2002), al predecir el IPSA, encontró que la Red Ward recursiva alcanzó una capacidad predictiva extramuestral de 72%, estadísticamente significativa, y una rentabilidad acumulada extramuestral de 24.42%. También Parisi (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, que ésta capacidad predictiva sería significativa, y que una estrategia de trading basada en las señales de compra-venta dadas por este modelo permitiría obtener retornos relativamente más altos. Se destaca que la Red Ward y el modelo de algoritmos genéticos superaron en rentabilidad promedio a la estrategia buy and hold, aún considerando los costos de transacción. Lo anterior se suma a los resultados de Tsiouris & Zeidenberg (1995) y White (1993), quienes trabajaron en la predicción de índices bursátiles y de activos individuales, y confirmaron un mejor rendimiento de las redes neuronales.

Como se aprecia en la Figura N° 6, la red Ward permite tener más de un slab de neuronas en las capas ocultas. Con esto se le pueden aplicar distintas funciones de activación a cada slab de la capa oculta, lo que permite detectar diferentes características en los patrones procesados a través de la red. Logrando que la capa de salida tenga diferentes puntos de vista de los datos.

Figura N° 6 Red Ward de 3 capas.

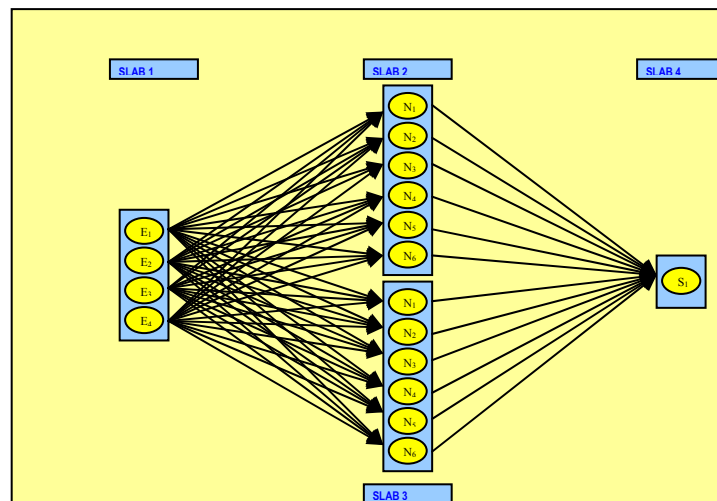


Cabe señalar que existen muchos tipos de arquitecturas de redes y muchas variaciones posibles para las redes acá presentadas.

4.2.3. Arquitectura de la Red Ward Usada en el Estudio

La red neuronal Ward puede ser escrita como una función de n (numero de neuronas de la capa oculta) variables explicativas $x_i (i = 1,2,3,\dots,7)$ definidas en X , con funciones de activación Tangente Hiperbólica, Gaussiana, Gaussiana Complementaria y Salida Hipertangente. En la figura N° 7 se muestra gráficamente la arquitectura de la red Ward, la cual básicamente consiste en 1 slab de entrada con 4 neuronas, slab 2 y 3 ocultas con 6 neuronas cada una y un 4 slab con 6 neuronas y una salida con 1 neurona.

Figura N° 7 Arquitectura de una Red Ward



Red neuronal Ward usada en la investigación:

	Slab1	Slab2	Slab3	Slab4	
Arquitectura	Tanh	Gausianna	ComGaussiana	Tanh	Total
Neuronas	4	6	6	1	17

4.3. Construcción de los Modelos

Con los antecedentes anteriores se construyeron cuatro cuadros con los Modelos para el estudio. Los siguientes cuadros muestran las distintas combinaciones arrojando 40 modelos incluidos en el estudio.

Falabella:

Modelos		CENC1	CENC2	CENC3	CENC4	CENC5	CENC6	CENC7	CENC8	CENC9	CENC10
Competidores	La Polar	1			1					1	
	Falab	1							1		
	D&S							1			1
	Chile					1		1			
	Bsant				1						
	Bci	1		1							
	Fasa			1							
Aliados	Parauco								1		
Índices	Igpa		1								
	Ipsa			1	1						
	IGBC		1					1			
	Merval		1			1					
	US\$		1			1		1			
Empresas Relacionadas	Cap				1					1	
	Cristales			1							
	CMPC								1		
	Besalco										1
	Enerjis						1				1
	Endesa						1				1
	Gener						1				
	Colbún						1				
	Antar									1	
	Banmed									1	
	Copec								1		
	Entel	1									
	Lan					1					

Cencosud:

		Modelos	CENC1	CENC2	CENC3	CENC4	CENC5	CENC6	CENC7	CENC8	CENC9	CENC10
Competidores	La Polar		1			1					1	
	Falab		1							1		
	D&S								1			1
	Chile						1		1			
	Bsant					1						
	Bci		1		1							
	Fasa				1							
Aliados												
	Parauco									1		
Índices	Igpa			1								
	Ipsa				1	1						
	IGBC			1					1			
	Merval			1			1					
	US\$			1			1		1			
Empresas Relacionadas	Cap					1					1	
	Cristales				1							
	CMPC									1		
	Besalco											1
	Enersis							1				1
	Endesa							1				1
	Gener							1				
	Colbún							1				
	Antar										1	
	Banmed										1	
	Copec									1		
	Entel		1									
	Lan							1				

D&S:

	Modelos	D&S1	D&S2	D&S3	D&S4	D&S5	D&S6	D&S7	D&S8	D&S9	D&S10
Competidores	Falab	1		1	1			1			
	Falab(-1)	1									
	Bsant				1						
	Bci				1						1
	Corpban					1		1	1		
Aliados	Fasa		1								
	Igpa	1				1					
Índices	Ipsa	1			1		1			1	
	Copec			1						1	1
Empresas Relacionadas	Entel		1				1				
	Cristales					1					
	Parauco			1						1	1
	Parauco(-1)								1		
	Lan			1			1				
	CMPC		1				1		1		
	Cge						1	1			
	Conchayto		1							1	1
	Madeco							1	1		

Ripley:

	Modelos	RIP1	RIP2	RIP3	RIP4	RIP5	RIP6	RIP7	RIP8	RIP9	RIP10
Competidores	La Polar	1						1			
	La Polar(-1)							1			
	La Polar(-2)							1			
	Falab	1			1				1		
	Falab(-1)				1						
	Falab(-2)				1						
	Cenco	1					1	1			
	Cenco(-1)							1			
	Cenco(-2)							1			
	D&S				1						
	D&S(-1)				1						
	D&S(-2)				1						
	Zofri						1				
	Chile			1							
	Bsant			1							
	Bci			1							
Corpban			1								
Aliados	Parauco					1					
	Lan					1					1
Índices	Igpa	1		1	1		1	1		1	1
	Ipsa									1	
	IGBC								1		
	IGBVL								1		
	Merval								1	1	
	US\$									1	
Empresas Relacionadas	Copec										1
	Entel										1

De esta forma el modelo RIP1, queda constituido con la variable de entrada número uno correspondiente a la diferencia porcentual del precio de la acción del competidor La Polar. La variable de entrada número dos corresponde a la diferencia porcentual del precio de la acción del competidor Falabella. La variable de entrada número tres corresponde a la diferencia porcentual del precio de la acción del competidor Cencosud. La variable de entrada número cuatro corresponde a la diferencia porcentual del precio de la acción del índice Igpa.

Los siguientes modelos que muestra el cuadro se construyeron de la misma forma.

4.4. Evaluación De La Capacidad Predictiva Y Significancia Estadística

El proceso de evaluación empírica se hizo sobre la base de los datos del conjunto extramuestral. En ésta etapa, el desempeño relativo de los modelos fue medido por el número de predicciones correctas (*hits*) del signo de la variación del índice. Luego, al igual que Kanas (2001), se aplicó el *directional accuracy test (DA)* de Pesaran & Timmermann (1992), con el objeto de medir la significancia estadística de la capacidad predictiva de los modelos de proyección. Pesaran & Timmermann (1992) mostraron que, bajo la hipótesis nula las variaciones de la variable a explicar y las variaciones de la proyección están dependientemente distribuidos, dicho test sigue una distribución normal estándar. Si se rechaza la hipótesis nula, entonces eso prueba que los resultados obtenidos no son producto del azar¹⁰.

4.5. Rentabilidad de Red Neuronal

A este método, se agregó, el cálculo de la rentabilidad obtenida de seguir las recomendaciones de compra cuando el valor proyectado para el futuro cercano indicaba un alza en el precio, y una recomendación de venta en el caso contrario. El cálculo de las rentabilidades de las técnicas, consideró un monto de inversión inicial de US\$ 10.000 de manera referencial, valorándose la estrategia como el valor total de la cartera, es decir, la suma del inventario de la acción, más el dinero en efectivo con el que se contaba. Las señales de compra fueron ejecutadas en la medida que la cartera contaba con dinero en

¹⁰ En el cuadro de resultados, se muestran los resultados del Test obtenidos para cada modelo.

efectivo al momento de la señal, y las recomendaciones de ventas fueron ejecutadas en la medida que se contaba con las acciones. No se consideraron ventas cortas, costos de transacción, ni de almacenaje.

5.- ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS

Ripley:

En este estudio se ejecutaron 10 modelos con distintas variables de entrada para la Empresa Ripley S.A. y mediante la técnica aleatoria con 2.000, iteraciones sobre las cuales, los mejores resultados en cuanto al número de aciertos intra y extra muestral, estabilidad, significancia estadística *DAT* y beneficios al final del período extramuestral se encontraron en el modelo número 2, en que la predicción del signo de esta mejor combinación de funciones de activación y escalamiento, acertó intra muestral 64,90% y 63,80% extra muestral, con un acierto direccional de 2,91 siendo estadísticamente significativo en un 5%. En dicho test, sobre un total de 116 observaciones (extra muestrales), la proyección de cambio de signo acertó 73 veces, lo que implica obtener un retorno equivalente al 66,59% sobre la inversión inicial en el evento de haber seguido a las recomendaciones, cifra que es ampliamente superior a la rentabilidad esperada en una estrategia “buy and hold”, la que alcanzó un retorno de 23,64%.

En el cuadro N° 1 se muestra el resumen de los resultados obtenidos por esta metodología, destacando en color rojo el mejor modelo.

Cuadro N° 1 Resumen de los resultados

RIPLEY(2000 iteraciones)	intramuestral	extramuestral	rentabilidad	buy & hold	test DA
Ripley, Lapolar, Falabella, Cencosud, Igpa	57,90%	58,60%	60,69%	23,64%	1,79
Ripley, Bci, Bsan, Corpbanc, Chile	64,90%	63,80%	66,59%	23,64%	2,91
Ripley, Dys, Dys(-1), Dys(-2), Igpa	61,40%	63,80%	45,07%	23,64%	-2,52
Ripley, Falab, Igpa, Falab(-1), Falab(-2)	63,20%	62,10%	41,60%	23,64%	-2,69
Ripley, Lan, Parauco, Zofri, Cencosud	59,60%	63,80%	32,19%	23,64%	-2,49
Ripley, Cenco, Cenco(-1), Cenco(-2), Igpa	61,40%	58,60%	31,29%	23,64%	-3,04
Ripley, Lapolar, Lapolar(-1), Lapolar(-2), Igpa	59,60%	60,30%	63,66%	23,64%	-1,93
Ripley, IGBVL, Merval, IGBC, Falabella	66,70%	63,80%	52,54%	23,64%	-3,07
Ripley, Ipsa, Igpa, Us\$, Merval	61,40%	62,10%	36,24%	23,64%	-2,05
Ripley, Lan, Copec, Entel, Igpa	57,90%	58,60%	46,37%	23,64%	-2,19

Falabella:

En este estudio se ejecutaron 10 modelos con distintas variables de entrada para Empresas Falabella S.A. y mediante la técnica aleatoria con 1.000, iteraciones sobre las cuales, los mejores resultados en cuanto al número de aciertos intra y extra muestral, estabilidad, significancia estadística *DAT* y beneficios al final del período extramuestral se encontraron en el modelo número 10, en que la predicción del signo de esta mejor combinación de funciones de activación y escalamiento, acertó intra muestral 61,00% y 60,70% extra muestral, con un acierto direccional de -3,86 siendo estadísticamente significativo en un 5%. En dicho test, sobre un total de 246 observaciones (extra muestrales), la proyección de cambio de signo acertó 96 veces, lo que implica obtener un retorno equivalente al 607,45% sobre la inversión inicial en el evento de haber seguido a las recomendaciones, cifra que es ampliamente superior a la rentabilidad esperada en una estrategia “buy and hold”, la que alcanzó un retorno de 380,44%.

En el cuadro N° 2 se muestra el resumen de los resultados obtenidos por esta metodología, destacando en color rojo el mejor modelo.

Cuadro N° 2 Resumen de los resultados

FALABELLA (1000 iteraciones)	intramuestral	extramuestral	rentabilidad	buy & hold	test DA
Falab, Falab(-2), Falab(-1), Merval, IGBVL	58,50%	57,40%	605,80%	380,44%	-4,68
Falab, Copec, Dys, Merval, Lan	57,70%	57,40%	583,24%	380,44%	-5,12
Falab, Cap, Copec, Dys, Lan	56,90%	57,40%	468,54%	380,44%	-3,12
Falab, Falab(-1), Falab(-2), Merval, Dys	56,90%	59,00%	568,99%	380,44%	-2,55
Falab, Merval, Us\$, IGBVL, Parauco	56,90%	57,40%	469,31%	380,44%	2,17
Falab, IGBC, Ipsa, Dys, Merval	57,70%	58,20%	589,94%	380,44%	-2,80
Falab, Ipsa, Dys, Us\$, Chile	59,30%	59,00%	492,72%	380,44%	-2,97
Falab, Chile, US\$, Bci, Copec(desf1)	57,70%	56,60%	506,78%	380,44%	-3,30
Falab, Chile, Us\$, Bci, Ipsa	59,30%	59,80%	530,86%	380,44%	-3,73
Falab, Fasa, Entel, Igpa, IGBVL	61,00%	60,70%	607,45%	380,44%	-3,86

Cencosud:

En este estudio se ejecutaron 10 modelos con distintas variables de entrada para la Empresa Cencosud S.A. y mediante la técnica aleatoria con 1.000, iteraciones sobre las cuales, los mejores resultados en cuanto al número de aciertos intra y extra muestral, estabilidad, significancia estadística *DAT* y beneficios al final del período extramuestral se encontraron en el modelo número 2, en que la predicción del signo de esta mejor combinación de funciones de activación y escalamiento, acertó intra muestral 63,60% y 62,90% extra muestral, con un acierto direccional de -2,59 siendo estadísticamente significativo en un 5%. En dicho test, sobre un total de 178 observaciones (extra muestrales), la proyección de cambio de signo acertó 69 veces, lo que implica obtener un retorno equivalente al 224,66% sobre la inversión inicial en el evento de haber seguido a las recomendaciones, cifra que es ampliamente superior a la rentabilidad esperada en una estrategia “buy and hold”, la que alcanzó un retorno de 178,85%.

En el cuadro N° 3 se muestra el resumen de los resultados obtenidos por esta metodología, destacando en color rojo el mejor modelo.

Cuadro N° 3 Resumen de los resultados

CENCOSUD (1000 Iteraciones)	intramuestral	extramuestral	rentabilidad	buy & hold	test DA
Cencosud, Falabella, La Polar, Entel, Bci	61,36%	65,71%	194,33%	178,85%	-3,93
Cencosud, US\$, Merval, Igpa, IGBC	63,60%	62,90%	224,66%	178,85%	-2,59
Cencosud, BCI, Fasa, Ipsa, Cristal	61,40%	62,90%	179,89%	178,85%	-3,52
Cencosud, Bsan, Cap, La Polar, Ipsa	60,20%	62,90%	214,67%	178,85%	-3,32
Cencosud, Lan, Merval, US\$, Chile	60,20%	62,90%	185,44%	178,85%	-1,10
Cencosud, Enersis, Endesa, Gener, Colbún	61,40%	62,90%	182,99%	178,85%	-2,96
Cencosud, IGBC, D&S, US\$, Chile	64,80%	62,90%	187,28%	178,85%	-1,65
Cencosud, Parauco, Falabella, Copec, CMPC	63,60%	65,70%	223,48%	178,85%	-2,04
Cencosud, Cap, La Polar, Banmed, Antar	64,80%	62,90%	189,34%	178,85%	-1,15
Cencosud, Endesa, Enersis, Besalco, D&S	60,20%	62,90%	181,46%	178,85%	-2,09

D&S:

En este estudio se ejecutaron 10 modelos con distintas variables de entrada para la Empresa D&S S.A. y mediante la técnica aleatoria con 1.000, iteraciones sobre las cuales, los mejores resultados en cuanto al número de aciertos intra y extra muestral, estabilidad, significancia estadística *DAT* y beneficios al final del período extramuestral se encontraron en el modelo número 8, en que la predicción del signo de esta mejor combinación de funciones de activación y escalamiento, acertó intra muestral 58,54% y 59,02% extra muestral, con un acierto direccional de -3,39 siendo estadísticamente significativo en un 5%. En dicho test, sobre un total de 246 observaciones (extra muestrales), la proyección de cambio de signo acertó 101 veces, lo que implica obtener un retorno equivalente al 235,37% sobre la inversión inicial en el evento de haber seguido a las recomendaciones, cifra que es ampliamente superior a la rentabilidad esperada en una estrategia “buy and hold”, la que alcanzó un retorno de 116,36%. Se eligió en desmedro de la rentabilidad igual a 238.10% ya que esta posee un nivel extra muestral de 56.56%, inferior al 59,02% que muestra el modelo elegido.

En el cuadro N° 4 se muestra el resumen de los resultados obtenidos por esta metodología, destacando en color rojo el mejor modelo.

Cuadro N° 4 Resumen de los resultados

D&S (1000 iteraciones)	intramuestral	extramuestral	rentabilidad	buy & hold	test DA
D&S, Falabella, Falabella (-1), Ipsa, Igpa	57,70%	58,20%	151,39%	116,36%	-2,47
D&S, CMPC, Conchaytoro, Entel, Fasa	56,10%	55,70%	196,94%	116,36%	1,29
D&S, Parauco, Falabella, Copec, Lan	56,90%	57,40%	122,64%	116,36%	-0,63
D&S, IPSA, Bsan, Falabella, Bci	56,10%	56,56%	238,10%	116,36%	-1,79
D&S, Igpa, Cristal, Corpbanca, Cmpc	58,54%	58,20%	175,39%	116,36%	-2,46
D&S, LAN, CGE, Ipsa, Entel	56,10%	56,56%	142,67%	116,36%	1,63
D&S, Madeco, Corpbanca, Falabella, Ccge	58,54%	57,38%	150,85%	116,36%	-2,33
D&S, Parauco (-1), Madeco, Corpbanca, Cmpc	58,54%	59,02%	235,37%	116,36%	-3,39
D&S, Parauco, Ipsa, Concha y toro, Copec	59,84%	56,91%	118,13%	116,36%	-2,61
D&S, Parauco, Bci, Concha y toro, Copec	58,54%	57,38%	219,01%	116,36%	-2,42

6.- CONCLUSIONES

Con los resultados obtenidos, después de estudiar distintos modelos y metodologías, concluimos que la aplicación de redes neuronales Ward y sin necesidad de levantar supuestos sobre el comportamiento de los retornos, logran predecir el cambio de signo en los precios de las acciones de las cuatro empresas estudiadas semanalmente.

Por otro lado, Para las empresas D&S, Falabella, Cencosud y Ripley, las pruebas de acierto direccional (DA) de Pesaran & Timmermann (1992) con un intervalo de confianza del 95% (5% de significancia con valor crítico de 1.96), arrojaron valores, -3,39, -3,86, -2,59 y 2,91 respectivamente, con lo que inferimos q los modelos son estadísticamente significativos y poseen capacidad predictiva.

Las mejores rentabilidades mostradas para la metodología de Red Neuronal Ward de una inversión ficticia de US\$10.000, siguiendo las recomendaciones predictivas del modelo (compra o venta), fueron de 235,37%, 607,45%, 224,66% y 66,59%.

Finalmente, podemos afirmar que existe evidencia significativa de que los precios accionarios no siguen un camino aleatorio y muestran que los retornos accionarios son predecibles en algún grado, en nuestro caso, con un modelo con un acierto extra muestral del 59,02%, 60,70%, 62,90% y 63,80% respectivamente, eliminado la hipótesis de que los precios de las acciones siguen un comportamiento de “caminata aleatoria”.

7.- BIBLIOGRAFÍA Y REFERENCIAS:

Alvarez-Diaz, M. & A. Alvarez (2002) Forecasting exchange rates using genetic algorithms, *Applied Economic Letters*, forthcoming.

Baille R. & P.McMahon (1989) *The foreign exchange market: Theory and evidence*. Cambridge University Press.

Ball, R. & Kothari, S.P. (1989). Nonstationary expected returns: Implications for test of market efficiency and serial correlation in returns. *Journal of Financial Economics* 25, 51-74.

Blume, L., Easley D. & O'Hara M. (1994). Market statistics and technical analysis: The role of volumen *Journal of Finance* 49, 153-82.

Brock, W., Lakonishok J. & LeBaron B. (1992). Simple technical trading rules and the stochastic properties of stocks returns. *The Journal of Finance*, Vol. XLVII, N°5, 1731-1763 (December).

Chan, K.C. (1988). On the contrarian investment strategy. *Journal of Business* 61, 147-163.

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* 61, 409-425.

Conrad J. & Kaul G. (1989). Mean reversion in short-horizon expected returns. *Review of Financial Studies* 2, 225-240.

Conrad J. & Kaul G. (1993). Long-term market overreaction or biases in computed return *Journal of Finance* 48, 39-63.

DeBondt, W. F. M. & Thaler R. (1985). Does the stock market overreact? *Journal of Finance* 40, 793-805.

DeBondt, W. F. M. & Thaler R. (1987). Further evidence on investor overreaction and stock market seasonability. *Journal of Finance* 42, 557-581.

- Diebold, F.X. & J.A Nason (1990) Nonparametric exchange rate prediction?, *Journal of International Economics*, 28, pp. 315-332
- Díaz, D (2005) Prediciendo el Cambio de Signo del Precio del Oro: Modelos de Redes Neuronales Rolling y Recursivos. Tesis Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Universidad de Chile.
- Ferson, W. & Harvey, C. (1991). The variation of economic risk premiums. *Journal of Political Economy* 99, 385-415.
- French, K. R. & Roll R. (1986). Stock return variances: The arrival of information and reaction of traders. *Journal of Financial Economics* 17, 5-26.
- Friz, R (2005) Determinación de Optimo de Rolling, en Modelos ARIMAX. Tesis Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Universidad de Chile.
- Hu M.Y.,G.Zhang,C.X.Jiang & B.E Patuwo (1999) a cross – validation analysis of neural network out-of sample performance in exchange rate forecasting. *Decision Sciences*, 30,1, 197-216.
- Grundy, B. & McNichols M. (1989). Trade and the revelation of information through prices and direct disclosure. *Review of Financial Studies* 2, 495-526.
- Goldberg D.E (1989) Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Reading, MA: Addison – Wesley.
- González I. & Jiménez J.(2003) Redes neuronales aplicadas a la predicción del precio del tipo de Cambio, Rolling vs. Recursivo. Tesis Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Universidad de Chile.
- Holland J.H (1975) Adaptation in natural and artificial systems, Ann Arbor. The University of Michigan Press.
- Hsieh, D.A (1989) Testing for no linear dependence in daily foreign exchange rates, *Journal of Business*, 62, pp. 329-368.
- Jegadeesh, Narasimhan (1990). Evidence of predictable behavior of security returns. *The Journal of Finance*, Vol. 45(3), 881-898 (July).

Jensen, Michael C. & Benington, George A (May 1970). Random Walks and Technical Theories: Some Additional Evidence. *Journal of Finance*. Reprinted in *Security Evaluation and Portfolio Analysis*.

E. Elton and M. Gruber, Editors (Prentice-Hall, 1972), and *Investment Management: Some Readings*, J. Lorie and R. Brealey, Editors (Praeger Publishers, 1972).

Kuan C.M. & T.Liu (1995) Forecasting exchange rates using feedforward and recurrent neural network. *Journal of Applied Econometrics*, 10, 4, 347 – 364.

Lehmann, B. (1990) Fads, martingales, and market efficiency. *Quarterly Journal of Economics* 105, 1-28.

Lisi F. & A. Medio (1997) Is a random walk the best exchange rate predictor, *International Journal of Forecasting*, 13, 255-267. Tesis para optar al Grado de Magíster en Finanzas.

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.

Malkiel, B. (1981). *A random walk down Wall Street*, 2 ed. (Norton, New York).

Pesaran M.H. & Timmermann (1992) A simple no parametric test of predictive performance. *Journal of Business & Economic Statistics*, 10,4, 461- 465.

Parisi, F. & Vasquez, A. (2000). Simple technical trading rules of stock returns: evidence from 1987 to 1998 in Chile. *Emerging Markets Review*, Vol. 1, N°2, 152-164.

Parisi, A. (2002) “Evaluación de modelos de redes neuronales de predicción del signo de la variación del IPSA”, *Estudios de Administración*, vol. 9, No 1, Universidad de Chile, 2002, p. 76.

Parisi, Parisi (2003) Modelos de redes neuronales Rolling versus Recursivo: Precio del Oro, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Universidad de Chile.

Parisi A., Parisi F. & E.Cornejo (2003) “Algoritmos Genéticos: Predicción de Índices Bursátiles de América del Norte. Universidad de Chile.

Poterba, J. M. & Summers L. H. (1988). Mean reversion in stock prices: Evidence and implications. *Journal of Financial Economics* 22, 27-59.

Shefrin, H. M. & Statman M. (1985). The disposition to ride winners too long and sell losers too soon: Theory and evidence. *Journal of Finance* 41, 774-790.

Urrutia, J. (1994). Time series properties of four Latin American equity markets: Argentina, Brazil, Chile and Mexico. *Estudios de Administración* 2, 1-8.

Vega, M. & Álvarez, J. (2001) Tipos de cambio flexibles y volatilidad: las regularidades empíricas de las observaciones diarias. Universidad de Navarra.

Vera, L. (2005) Predicción del cambio de signos en los tipos de cambio Peso chileno y Peso Mexicano. Tesis Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Universidad de Chile.

Inouye, G. (2005) Aplicación de redes neuronales y Algoritmos Genéticos para predecir la apreciación o depreciación de los tipos de cambio, evidencias para el Real Brasileiro y Nuevo Sol Peruano. Tesis Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Universidad de Chile.

Zarowin, P. (1990). Size, seasonality, and stock market overreaction. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 25, 113-125.

Referencias:

Parisi, A., F. Parisi, y J.L. Guerrero, (2003), "Modelos predictivos de redes neuronales e índices bursátiles", *El Trimestre Económico*, México, (Forthcoming).

Parisi F., A. Parisi, y E. Cañas, (2002), "Reglas simples de análisis técnico y modelos autoregresivos en el mercado cambiario chileno entre 1995 al 2001" *Estudios de Administración*, Vol 9, N° 2.

Parisi, A. (2002), "Evaluación de modelos de redes neuronales de predicción del signo de las variaciones del IPSA", Estudios de Administración, Vol 9, N° 1.

ANEXOS:

ANEXO 1. -Resultados y Ponderadores Mejores Modelos Redes Neuronales

Cencosud:

Ponderadores Slab-2 Mejor Modelo				
Sesgo	Var1	Var2	Var3	Var4
0,451449	-0,406677	0,286648	-0,684058	0,697576
-0,436995	-0,106594	-0,134663	-0,897114	-0,865219
-0,361805	-0,765175	-0,342449	-0,224291	0,955641
-0,205016	0,871334	0,139950	0,692772	-0,963215
0,706304	-0,918208	0,458065	-0,813559	0,742772
0,776328	-0,841833	0,379262	0,176352	0,295057

Ponderadores Slab - 3 Mejor Modelo				
Sesgo	Var1	Var2	Var3	Var4
0,445766	-0,058037	-0,151561	0,677673	0,372697
-0,926998	0,486167	0,325228	0,567549	-0,548402
-0,741979	0,436090	0,683842	-0,181014	0,559148
-0,817214	-0,484598	-0,120854	-0,034064	0,492368
0,598520	-0,154549	-0,253190	-0,658047	0,972500
-0,905147	-0,856463	-0,602513	0,818550	0,219774

Ponderadores Slab - 4 Salida Mejor Modelo						
Sesgo	N1	N2	N3	N4	N5	N6
0,390367	-0,235824	-0,482299	0,496395	-0,314013	0,508631	-0,762032
-0,178921	0,622890	-0,339049	-0,812418	0,130614	0,211354	-0,267408

Date	y Cencosud	MODELO				Slab 1 - Entrada			
		Datos de Entrada (X)				Escalamiento TanH			
		US\$	Merval	Igpa	IGBC	Ent.1	Ent.2	Ent.3	Ent.4
14-may-04	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
21-may-04	-0,41%	0,64%	0,63%	-0,26%	-1,29%	0,242131	0,063677	-0,053651	-0,068247
28-may-04	3,70%	-1,57%	4,73%	0,61%	0,40%	-0,490558	0,478434	0,110678	0,040712
04-jun-04	1,29%	2,01%	-4,16%	-0,92%	8,14%	0,757136	-0,422617	-0,191232	0,820315
11-jun-04	5,31%	0,67%	-4,96%	2,31%	-3,84%	0,251303	-0,504779	0,417533	-0,203850
18-jun-04	-0,93%	-0,23%	7,64%	1,47%	-0,08%	-0,072081	0,772408	0,266986	-0,004210
25-jun-04	-0,63%	-2,07%	-1,88%	1,11%	-0,20%	-0,645411	-0,170450	0,200952	-0,010840
02-jul-04	0,14%	-0,60%	4,14%	0,55%	0,29%	-0,187878	0,418004	0,099615	0,029284
09-jul-04	1,22%	0,75%	1,78%	0,98%	1,14%	0,282160	0,177600	0,176808	0,115090
16-jul-04	3,00%	-2,00%	-1,96%	1,83%	1,90%	-0,623737	-0,199619	0,332259	0,191160

SLAB2 - Capa Oculta						SLAB3 - Capa Oculta					
Activacion Gaussiana						Activacion ComGausiana					
N1	N2	N3	N4	N5	N6	N1	N2	N3	N4	N5	N6
0,815620	0,826162	0,877303	0,958839	0,607219	0,547340	0,180211	0,576553	0,423357	0,487185	0,301085	0,559256
0,815620	0,826162	0,877303	0,958839	0,607219	0,725031	0,180211	0,576553	0,423357	0,487185	0,301085	0,559256
0,878241	0,875779	0,679111	0,998115	0,774034	0,139962	0,121724	0,457133	0,320232	0,612763	0,232107	0,768605
0,577669	0,711312	0,981621	0,756672	0,176914	0,965643	0,214918	0,609272	0,324214	0,320016	0,236896	0,364855
0,590807	0,368826	0,999077	0,757453	0,712352	0,861030	0,337796	0,792865	0,042146	0,406788	0,898374	0,803324
0,951376	0,702687	0,638593	0,831962	0,940922	0,250952	0,399951	0,319334	0,743907	0,626643	0,044962	0,236349
0,765768	0,553402	0,668105	0,999142	0,440090	0,190707	0,230791	0,266733	0,083827	0,544525	0,053422	0,695985
0,763043	0,766131	0,981944	0,662569	0,332521	0,285738	0,337102	0,749297	0,752946	0,218115	0,301191	0,007639
0,697709	0,707726	0,881250	0,929986	0,359833	0,637225	0,199514	0,507776	0,252706	0,443583	0,209339	0,561620
0,886590	0,570482	0,724083	0,994039	0,801633	0,165716	0,273440	0,382939	0,194546	0,574801	0,225513	0,891060

SLAB 4 - Capa Salida					
Activacion TanH					
S1	Prediccion	Real	Error	Error^2	pps
0,208350	0,208350	0,000000	-0,208350	0,043410	0
-0,665513	-0,665513	-0,004093	0,661420	0,437477	1
-0,734326	-0,734326	0,036986	0,771312	0,594922	0
-0,480085	-0,480085	0,012933	0,493017	0,243066	0
-0,764038	-0,764038	0,053091	0,817130	0,667701	0
-0,202991	-0,202991	-0,009288	0,193703	0,037521	1
-0,417020	-0,417020	-0,006250	0,410770	0,168732	1
-0,252523	-0,252523	0,001384	0,253907	0,064469	0
-0,586892	-0,586892	0,012184	0,599076	0,358892	0
-0,636791	-0,636791	0,030032	0,666823	0,444654	0

TIEMPO DE EJECUCION	
hora inicio	22/11/2007 18:12
hora termino	22/11/2007 18:16
Total	0:03:40

TIEMPO DE EJECUCION	
hora inicio	22/11/2007 18:12
hora termino	22/11/2007 18:16
Total	0:03:40

RESULTADOS		
INVERSO	ENCONTRADO	MEJOR PPS
63,6%	36,4%	Intramuestral
62,9%	37,1%	Extramuestral

D&S:

Ponderadores Slab-2 Mejor Modelo				
Sesgo	Var1	Var2	Var3	Var4
-0,268235	-0,283638	-0,360916	0,274035	-0,244472
-0,924779	-0,852736	-0,936651	-0,524952	0,295367
-0,679169	0,268148	0,351221	-0,140816	0,998812
0,663812	0,752870	-0,437977	0,887665	0,949593
0,323815	0,198569	0,271401	0,372374	-0,469937
-0,125962	0,141541	0,281623	-0,948501	-0,608642

Ponderadores Slab - 3 Mejor Modelo				
Sesgo	Var1	Var2	Var3	Var4
0,952902	-0,543076	0,614649	0,433198	-0,889708
-0,225516	0,926089	0,964537	-0,899503	0,391437
0,506426	-0,618767	0,264658	-0,007863	0,362149
0,826635	0,033344	0,569012	-0,416740	-0,575266
0,855769	-0,182887	0,298032	0,507654	0,932588
-0,263288	-0,539217	0,764313	0,992574	0,454999

Ponderadores Slab - 4 Salida Mejor Modelo						
Sesgo	N1	N2	N3	N4	N5	N6
-0,623368	0,290562	-0,382622	0,683829	-0,348632	0,337245	-0,626851
-0,305337	-0,929377	-0,061346	0,448829	0,384138	0,671120	-0,817185

Date	y D&S	MODELO Datos de Entrada (X)				Slab 1 - Entrada Escalamiento TanH			
		Parauco (-1)	madeco	Corbanca	cmpe	Ent.1	Ent.2	Ent.3	Ent.4
24-ene-03	2,18%	0,00%	-5,37%	0,00%	0,00%	0,000000	-0,356120	0,000000	0,000000
31-ene-03	-1,49%	-0,01%	1,89%	1,42%	-0,32%	-0,000564	0,043200	0,090643	-0,031652
07-feb-03	1,52%	-6,73%	-7,42%	1,40%	3,25%	-0,717012	-0,492445	0,089378	0,344333
14-feb-03	-3,20%	2,77%	-4,01%	0,00%	0,47%	0,168982	-0,265960	0,000000	0,050023
21-feb-03	-0,66%	-2,70%	0,00%	-3,67%	-1,25%	-0,287211	0,000000	-0,447706	-0,122440
28-feb-03	-2,65%	5,58%	0,21%	1,90%	0,32%	0,338657	0,004771	0,122008	0,033613
07-mar-03	-5,68%	-2,63%	5,50%	2,80%	4,51%	-0,280210	0,125692	0,179591	0,477476
14-mar-03	2,40%	0,00%	-5,41%	-1,82%	2,95%	0,000000	-0,359041	-0,221818	0,312597
21-mar-03	-3,52%	-2,16%	-4,13%	0,48%	1,47%	-0,229521	-0,274294	0,029655	0,155709
28-mar-03	-0,86%	16,02%	-13,07%	0,00%	-2,61%	0,976200	-0,867034	0,000000	-0,254729

SLAB2 - Capa Oculta					
Activacion Gaussiana					
N1	N2	N3	N4	N5	N6
0,935489	0,425192	0,630482	0,643620	0,900454	0,950141
0,983317	0,705013	0,523713	0,510663	0,949705	0,967950
0,943533	0,352094	0,605314	0,617026	0,862864	0,646550
0,996016	0,959754	0,601430	0,573212	0,993503	0,957941
0,951739	0,523087	0,632079	0,401695	0,933816	0,895242
0,929932	0,793451	0,514308	0,995640	0,975465	0,955739
0,896348	0,198221	0,722361	0,327242	0,836879	0,705129
0,918465	0,563967	0,935341	0,360104	0,979257	0,958119
0,931759	0,865734	0,807939	0,428165	0,999990	0,879397
0,984723	0,822742	0,624884	0,539699	0,980131	0,994115

SLAB3 - Capa Oculta					
Activacion ComGausiana					
N1	N2	N3	N4	N5	N6
0,596679	0,049586	0,226220	0,495065	0,519217	0,066972
0,416538	0,276583	0,156242	0,322519	0,429904	0,249288
0,665997	0,074524	0,225912	0,499232	0,543267	0,023557
0,448959	0,820293	0,589622	0,079165	0,766823	0,000059
0,347282	0,089370	0,115042	0,346433	0,466161	0,248844
0,649471	0,018517	0,338908	0,684512	0,274791	0,309462
0,468372	0,000015	0,091263	0,447689	0,545930	0,089305
0,502300	0,108214	0,542732	0,252355	0,888437	0,134053
0,120295	0,060557	0,241982	0,248862	0,577088	0,315469
0,458550	0,360271	0,329301	0,269983	0,614453	0,060067

SLAB 4 - Capa Salida					
Activacion TanH					
S1	Prediccion	Real	Error	Error^2	pps
-0,729989	-0,729989	0,021768	0,751757	0,565139	0
-0,704858	-0,704858	-0,014947	0,689911	0,475977	1
-0,815888	-0,815888	0,015174	0,831062	0,690664	0
-0,597831	-0,597831	-0,031956	0,565875	0,320214	1
-0,615957	-0,615957	-0,006567	0,609390	0,371356	1
-0,686024	-0,686024	-0,026530	0,659495	0,434933	1
-0,902548	-0,902548	-0,056799	0,845748	0,715290	1
-0,424329	-0,424329	0,024030	0,448359	0,201025	0
-0,273025	-0,273025	-0,035246	0,237779	0,056539	1
-0,523986	-0,523986	-0,008567	0,515419	0,265657	1

TIEMPO DE EJECUCION	
hora inicio	23/11/2007 23:26
hora termino	23/11/2007 23:29
Total	0:02:29

OBJETIVOS	
PPS Objetivo	55%
Iteraciones	1000
Avance Itera	1000

RESULTADOS		
INVERSO	ENCONTRADO	MEJOR PPS
58,5%	41,5%	Intramuestral
59,0%	41,0%	Extramuestral

Falabella:

Ponderadores Slab-2 Mejor Modelo				
Sesgo	Var1	Var2	Var3	Var4
-0,517200	0,518465	0,268176	0,174696	0,110484
-0,816698	0,610618	-0,694210	0,583602	-0,022965
0,878754	0,669767	0,207164	0,980586	0,756889
-0,172350	-0,226965	-0,600147	0,379382	0,337756
-0,471747	-0,600377	0,118660	-0,216521	-0,030069
-0,883252	0,000526	-0,411948	0,681918	-0,462469

Ponderadores Slab - 3 Mejor Modelo				
Sesgo	Var1	Var2	Var3	Var4
-0,779884	-0,538764	-0,086647	-0,565371	0,077285
0,938973	0,141179	-0,262120	-0,375795	-0,591874
-0,066268	0,502343	-0,020967	0,917784	0,167447
0,645937	0,231771	0,586053	0,124851	0,891732
-0,465078	-0,437317	0,549651	-0,351275	-0,717114
0,525686	0,640068	-0,503593	-0,847462	-0,457924

Ponderadores Slab - 4 Salida Mejor Modelo						
Sesgo	N1	N2	N3	N4	N5	N6
0,629785	-0,326824	0,686454	0,090552	-0,262270	0,672856	0,543143
-0,708196	-0,770870	-0,287245	-0,609113	0,320803	-0,972954	-0,959653

Date	y falabella	MODELO Datos de Entrada (X)				Slab 1 - Entrada Escalamiento TanH			
		fasa	entel	igpa	peru	Ent. 1	Ent. 2	Ent. 3	Ent. 4
24-ene-03	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
31-ene-03	3,98%	-1,96%	0,48%	1,03%	0,76%	-0,203699	0,028726	0,186364	0,044167
07-feb-03	-0,97%	-2,00%	-3,69%	0,04%	-0,68%	-0,207773	-0,247569	0,007665	-0,066990
14-feb-03	-0,96%	-1,02%	-1,00%	-0,22%	1,92%	-0,106007	-0,067059	-0,045321	0,112450
21-feb-03	0,97%	-0,93%	4,38%	0,43%	0,64%	-0,096390	0,259858	0,078011	0,037138
28-feb-03	4,81%	0,00%	-0,16%	1,58%	-1,07%	0,000000	-0,010816	0,283319	-0,108553
07-mar-03	-2,75%	-1,14%	0,16%	-1,32%	-0,91%	-0,118805	0,009591	-0,275411	-0,092159
14-mar-03	1,89%	-1,05%	3,23%	0,42%	1,75%	-0,109462	0,191508	0,075859	0,102096
21-mar-03	-1,85%	0,00%	1,88%	-0,60%	0,18%	0,000000	0,111314	-0,124081	0,010252
28-mar-03	1,89%	-1,06%	0,61%	0,92%	4,08%	-0,110518	0,036422	0,165986	0,238366

SLAB2 - Capa Oculta					
Activacion Gaussiana					
N1	N2	N3	N4	N5	N6
0,785294	0,513332	0,461991	0,970732	0,800479	0,458344
0,785294	0,513332	0,461991	0,970732	0,800479	0,536985
0,716267	0,482919	0,394489	0,996672	0,860426	0,573914
0,614876	0,556476	0,659562	0,999987	0,868146	0,414386
0,709659	0,474183	0,498353	0,992415	0,845527	0,402225
0,794402	0,359702	0,388283	0,932536	0,851428	0,687828
0,792231	0,662852	0,316780	0,991009	0,754215	0,344397
0,668570	0,328970	0,808281	0,921062	0,892716	0,399650
0,780309	0,386908	0,370256	0,961106	0,850231	0,354423
0,772631	0,392913	0,537519	0,923156	0,829770	0,448577

SLAB3 - Capa Oculta					
Activacion ComGaussiana					
N1	N2	N3	N4	N5	N6
0,455680	0,585909	0,004384	0,341133	0,194504	0,241457
0,455680	0,585909	0,004384	0,341133	0,194504	0,241457
0,451173	0,478193	0,000085	0,388874	0,188740	0,040250
0,349712	0,640389	0,028372	0,143895	0,194386	0,254193
0,372497	0,548767	0,019657	0,367448	0,237157	0,204664
0,465698	0,477725	0,001791	0,488249	0,105652	0,080596
0,592530	0,554812	0,030429	0,284156	0,215535	0,109623
0,275853	0,686985	0,144036	0,227019	0,058267	0,404892
0,449406	0,459500	0,001487	0,500473	0,155999	0,059721
0,403314	0,594720	0,032155	0,391415	0,126443	0,277481

SLAB 4 - Capa Salida					
Activacion TanH					
S1	Prediccion	Real	Error	Error^2	pps
-0,078251	-0,078251	0,000000	0,078251	0,006123	0
-0,230878	-0,230878	0,039807	0,270684	0,073270	0
-0,190064	-0,190064	-0,009718	0,180346	0,032525	1
0,094505	0,094505	-0,009621	-0,104126	0,010842	0
-0,147341	-0,147341	0,009715	0,157056	0,024866	0
-0,176754	-0,176754	0,048087	0,224841	0,050553	0
0,132668	0,132668	-0,027540	-0,160208	0,025667	0
-0,270512	-0,270512	0,018880	0,289392	0,083748	0
-0,283850	-0,283850	-0,018530	0,265320	0,070395	1
-0,049621	-0,049621	0,018880	0,088500	0,004892	0

TIEMPO DE EJECUCION	
hora inicio	27/11/2007 14:32
hora termino	27/11/2007 14:33
Total	0:01:02

OBJETIVOS	
PPS Objetivo	55%
Iteraciones	1000
Avance Itera	1000

RESULTADOS		
INVERSO	ENCONTRADO	MEJOR PPS
61,0%	39,0%	Intramuestral
60,7%	39,3%	Extramuestral

Ripley:

Ponderadores Slab-2 Mejor Modelo				
Sesgo	Var1	Var2	Var3	Var4
-0,597080	0,056902	-0,745214	-0,324668	-0,141637
-0,557888	-0,591691	-0,579517	0,989865	-0,116064
0,562805	-0,270994	0,990920	0,248444	0,392110
-0,661108	-0,321805	-0,028808	-0,500329	0,691278
-0,539717	-0,140464	0,926400	0,592605	0,397003
-0,609811	-0,536307	-0,827518	-0,630448	0,792754

Ponderadores Slab - 3 Mejor Modelo				
Sesgo	Var1	Var2	Var3	Var4
-0,072598	0,426166	-0,202933	-0,584835	0,763008
0,154254	-0,650759	-0,681745	-0,992532	0,763100
0,825565	0,300288	-0,444824	-0,193747	-0,365267
-0,866914	0,460236	0,395523	0,853011	-0,153616
-0,237435	0,569251	-0,960540	0,961671	0,995737
-0,440453	0,735998	-0,324259	-0,129717	0,469403

Ponderadores Slab - 4 Salida Mejor Modelo						
Sesgo	N1	N2	N3	N4	N5	N6
-0,879775	-0,087611	-0,001005	0,550092	0,873646	0,502557	0,038153
0,399088	-0,132463	-0,499638	-0,521058	-0,888292	0,507389	-0,507740

Date	y ripley	MODELO			
		Datos de Entrada (X)			
		bci	bsan	corp banca	chile
22-jul-05	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
29-jul-05	0,10%	1,14%	4,59%	-1,27%	2,33%
05-ago-05	-0,48%	-0,75%	-1,03%	-0,32%	0,24%
12-ago-05	-0,29%	1,89%	1,78%	0,97%	0,03%
19-ago-05	-1,37%	1,48%	0,05%	-0,32%	0,71%
26-ago-05	-4,06%	0,80%	2,62%	-0,96%	-1,12%
02-sep-05	1,03%	1,01%	2,20%	-0,97%	-0,98%
09-sep-05	-0,61%	2,51%	1,42%	0,33%	0,69%
16-sep-05	4,11%	2,80%	5,11%	3,58%	2,11%
23-sep-05	0,20%	1,36%	2,06%	0,00%	-0,82%

Slab 1 - Entrada			
Escalamiento TanH			
Ent.1	Ent.2	Ent.3	Ent.4
0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
0,162574	0,473681	-0,196248	0,152452
-0,128277	-0,148370	-0,049693	0,015478
0,269934	0,183041	0,077972	0,001930
0,211948	0,005290	-0,049376	0,046310
0,114870	0,269634	-0,148601	-0,101480
0,145033	0,226696	-0,150044	-0,089121
0,358944	0,146199	0,026331	0,045005
0,400182	0,526909	0,288692	0,137979
0,194646	0,212811	0,000000	-0,074274

SLAB2 - Capa Oculta					
Activacion Gaussiana					
N1	N2	N3	N4	N5	N6
0,700119	0,732539	0,728513	0,645930	0,747295	0,689444
0,700119	0,732539	0,728513	0,645930	0,747295	0,490301
0,445899	0,272305	0,368506	0,760295	0,968290	0,868968
0,794315	0,818895	0,820884	0,714344	0,627669	0,402934
0,575158	0,572585	0,620205	0,534960	0,877756	0,647043
0,714760	0,577813	0,765846	0,635977	0,718092	0,460013
0,587878	0,430987	0,593629	0,611217	0,828022	0,484629
0,615691	0,434292	0,633267	0,611899	0,798490	0,441771
0,612174	0,498667	0,668507	0,558776	0,837418	0,169308
0,311324	0,501901	0,296684	0,482133	0,986159	0,406331

SLAB3 - Capa Oculta					
Activacion ComGausiana					
N1	N2	N3	N4	N5	N6
0,005257	0,023513	0,494172	0,528360	0,054816	0,176341
0,005257	0,023513	0,494172	0,528360	0,054816	0,176341
0,017184	0,001342	0,341201	0,468960	0,333369	0,132747
0,003163	0,147867	0,520245	0,653429	0,039333	0,200491
0,001507	0,048137	0,480617	0,305734	0,032824	0,091835
0,006518	0,009378	0,538621	0,486592	0,015072	0,064423
0,004734	0,001174	0,477746	0,488321	0,365943	0,199494
0,001371	0,000189	0,497789	0,493532	0,307069	0,168528
0,004839	0,028749	0,511802	0,326196	0,010635	0,041549
0,005248	0,341724	0,306532	0,060244	0,010095	0,080392

SLAB 4 - Capa Salida					
Activacion TanH					
S1	Prediccion	Real	Error	Error^2	pps
-0,446793	-0,446793	0,000000	0,446793	0,199624	0
0,023164	0,023164	0,000969	-0,022195	0,000493	1
0,015569	0,015569	-0,004840	-0,020410	0,000417	0
0,354981	0,354981	-0,002918	-0,357899	0,128092	0
-0,151128	-0,151128	-0,013659	0,137469	0,018898	1
0,164938	0,164938	-0,040554	-0,205492	0,042227	0
0,067846	0,067846	0,010289	-0,057557	0,003313	1
0,161570	0,161570	-0,006102	-0,167672	0,028114	0
0,137324	0,137324	0,041068	-0,096256	0,009265	1
0,159878	0,159878	0,001972	-0,157906	0,024934	1

TIEMPO DE EJECUCION	
hora inicio	18/11/2007 18:39
hora termino	18/11/2007 18:43
Total	0:03:59

OBJETIVOS	
PPS Objetivo	55%
Iteraciones	2000
Avance Itera	2000

RESULTADOS		
INVERSO	ENCONTRADO	MEJOR PPS
64,9%	64,9%	Intramensual
63,8%	63,8%	Extramensual

ANEXO 2.- Fundamentos de las Redes Neuronales

El Modelo Biológico

Se estima que el cerebro humano contiene más de cien mil millones de neuronas. Estudios sobre la anatomía del cerebro humano concluyen que hay más de 1000 sinápsis a la entrada y a la salida de cada neurona. Es importante notar que aunque el tiempo de conmutación de la neurona (*unos pocos milisegundos*) es casi un millón de veces menor que en los actuales elementos de las computadoras, ellas tienen una conectividad miles de veces superior que las actuales supercomputadoras.

Las neuronas y las conexiones entre ellas (sinápsis) constituyen la clave para el procesamiento de la información.

Algunos elementos ha destacar de su estructura histológica son:

Las dendritas, que son la vía de entrada de las señales que se combinan en el cuerpo de la neurona. De alguna manera la neurona elabora una señal de salida a partir de ellas.

El axón, que es el camino de salida de la señal generada por la neurona.

Las sinapsis, que son las unidades funcionales y estructurales elementales que median entre las interacciones de las neuronas. En las terminaciones de las sinapsis se encuentran unas vesículas que contienen unas sustancias químicas llamadas neurotransmisores, que ayudan a la propagación de las señales electroquímicas de una neurona a otra.

Lo que básicamente ocurre en una neurona biológica es lo siguiente: la neurona es estimulada o excitada a través de sus entradas (inputs) y cuando se alcanza un cierto umbral, la neurona se dispara o activa, pasando una señal hacia el *axón*.

Posteriores investigaciones condujeron al descubrimiento de que estos procesos son el resultado de eventos electroquímicos. Como ya se sabe, el pensamiento tiene lugar en el cerebro, que consta de billones de neuronas interconectadas. Así, el secreto de la "inteligencia" -sin importar como se defina- se sitúa dentro de estas neuronas interconectadas y de su interacción.

La forma que dos neuronas interactúan no está totalmente conocida, dependiendo además de cada neurona. En general, una neurona envía su salida a otras por su axón. El axón lleva la información por medio de diferencias de potencial, u ondas de corriente, que depende del potencial de la neurona.

Este proceso es a menudo modelado como una regla de propagación representada por la función de red $u(\cdot)$. La neurona recoge las señales por su sinápsis sumando todas las influencias excitadoras e inhibitoras. Si las influencias excitadoras positivas dominan, entonces la neurona da una señal positiva y manda este mensaje a otras neuronas por sus sinápsis de salida. En este sentido la neurona puede ser modelada como una simple función escalón $f(\cdot)$. Como se muestra en la próxima figura, la neurona se activa si la fuerza combinada de la señal de entrada es superior a un cierto nivel, en el caso general el valor de activación de la neurona viene dado por una función de activación $f(\cdot)$.

Otras definiciones de Redes Neuronales

Una red neuronal es un procesador masivamente paralelo distribuido que es propenso por naturaleza a almacenar conocimiento experimental y hacerlo disponible para su uso. Este mecanismo se parece al cerebro en dos aspectos [SH1]:

El conocimiento es adquirido por la red a través de un proceso que se denomina aprendizaje.

El conocimiento se almacena mediante la modificación de la fuerza o peso sináptico de las distintas uniones entre neuronas.

Una red neuronal es un **modelo computacional** con un conjunto de propiedades específicas, como son la habilidad de adaptarse o aprender, generalizar u organizar la información, todo ello basado en un procesamiento eminentemente paralelo. [BJAK] [PPVS]

Elementos de una Red Neuronal Artificial

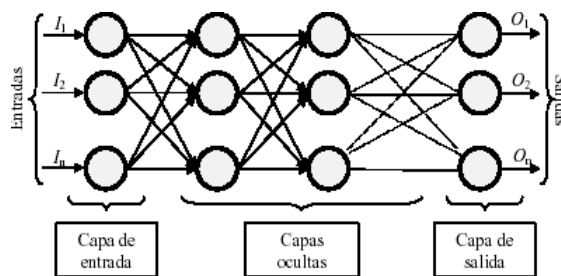
Las redes neuronales son modelos que intentan reproducir el comportamiento del cerebro. Los mismos constan de dispositivos elementales de proceso: *las neuronas*. A partir de ellas, se pueden generar representaciones específicas, de tal forma que un estado conjunto de ellas puede significar una letra, un número u otro objeto. Generalmente se pueden encontrar tres tipos de neuronas:

Aquellas que reciben estímulos externos relacionados con el aparato sensorial, que tomarán la información de entrada.

Dicha información se transmite a ciertos elementos internos que se ocupan de su procesamiento. Es en las *sinapsis* y *neuronas* correspondientes a este segundo nivel donde se genera cualquier tipo de representación interna de información. Como no tienen relación directa con la información de entrada ni con la salida, estos elementos se denominan *unidades ocultas*.

Una vez finalizado el período de procesado, la información llega a las unidades de salida, cuya misión es dar la respuesta al sistema.

A continuación se puede ver en la siguiente figura, un esquema de una red neuronal:



La misma está constituida por neuronas interconectadas y arregladas en tres capas (esto último puede variar). Los datos ingresan por medio de la "capa de entrada", pasan a través de la "capa oculta" y salen por la "capa de salida". Cabe mencionar que la capa oculta puede estar constituida por varias capas.

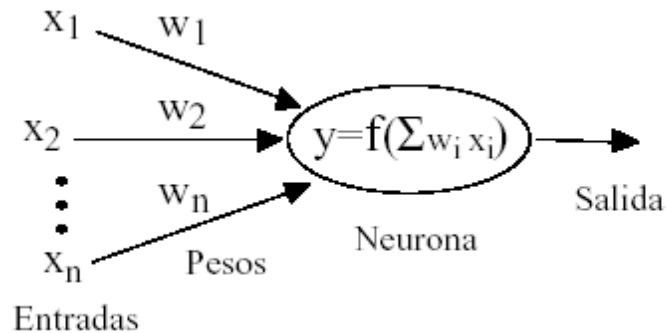
En la siguiente figura se compara una neurona biológica con una neurona artificial. En la misma se pueden observar las similitudes entre ambas (tienen entradas, utilizan pesos y generan salidas).



La neurona artificial pretende mimetizar las características más importantes de las neuronas biológicas. Cada neurona i -ésima está caracterizada en cualquier instante por un valor numérico denominado valor o estado de activación $a_i(t)$; asociado a cada unidad, existe una función de salida, f_i , que transforma el estado actual de activación en una señal de salida. Dicha señal es enviada a través de los canales de comunicación unidireccionales a otras unidades de la red; en estos canales la señal se modifica de acuerdo con la sinápsis (el peso, w_{ji}) asociada a cada uno de ellos según determinada regla. Las señales moduladas que han llegado a la unidad j -ésima se combinan entre ellas, generando así la entrada total Net_j .

$$Net_j = \sum_i y_i w_{ji}$$

Una función de activación, F , determina el nuevo estado de activación $a_j(t+1)$ de la neurona, teniendo en cuenta la entrada total calculada y el anterior estado de activación $a_j(t)$.



La dinámica que rige la actualización de los estados de las unidades puede ser de dos tipos: asíncrono y modo síncrono. En el primer caso, las neuronas evalúan su estado continuamente según les va llegando información, y lo hacen de forma independiente. En el segundo caso, la información llega de forma continua, pero los cambios se realizan simultáneamente, como si existiera un reloj interno que decidiera cuando cambiar su estado. Los sistemas biológicos quedan probablemente entre ambas posibilidades.

Unidades de Proceso: La Neurona Artificial

Si se tienen N unidades (neuronas), podemos ordenarlas arbitrariamente y designar la j -ésima unidad como U_j . Su trabajo es simple y único, y consiste en recibir las entradas de las células vecinas y calcular un valor de salida, el cual es enviado a todas las células restantes.

En cualquier sistema que se esté modelando, es útil caracterizar tres tipos de unidades: entradas, salidas y ocultas. Las unidades de entrada reciben señales del entorno, éstas pueden ser provenientes de sensores o de otros sectores del sistema. Las unidades de salida envían la señal fuera del sistema; éstas pueden controlar directamente potencias u otros sistemas. Las unidades ocultas son aquellas cuyas entradas y salidas se encuentran dentro del sistema; es decir no tienen contacto con el exterior.

Se conoce como nivel o capa a un conjunto de neuronas cuyas entradas provienen de la misma fuente, y cuyas salidas se dirigen a un mismo destino.

Estado de Activación

Junto al conjunto de unidades, la representación necesita los estados del sistema en un tiempo t . Esto se especifica en un vector de N números reales $A(t)$, que representa el *estado de activación* del conjunto de unidades de procesamiento. Cada elemento del vector representa la activación de una unidad en el tiempo t . La activación de una unidad U_i en el tiempo t se designa por $a_i(t)$; es decir:

$$A(t) = (a_1(t), \dots, a_i(t), \dots, a_N(t))$$

El procesamiento que realiza la red se ve como la evolución de un patrón de activación en el conjunto de unidades que lo componen a través del tiempo.

Todas las neuronas que componen la red se hallan en cierto estado. Podemos decir que hay dos posibles estados, *reposo* y *excitado*, a los que denominaremos *estados de activación* y a cada uno de los cuales se le asigna un valor. Los valores de activación pueden ser continuos o discretos. Además pueden ser limitados o ilimitados. Si son discretos, suelen tomar un conjunto pequeño de valores o bien valores binarios. En notación binaria, un estado activo se indicaría por un 1, y se caracteriza por la emisión de un impulso por parte de la neurona (potencial de acción), mientras que un estado pasivo se indicaría por un 0. En otros modelos se considera un conjunto continuo de estados de activación, en cuyo caso se asigna un valor entre $[0,1]$ o en el intervalo $[-1,1]$, generalmente siguiendo una función sigmoideal.

Los criterios o reglas que siguen las neuronas para alcanzar tales estados dependen de dos factores:

Dado que las propiedades macroscópicas de las redes neuronales no son producto de actuación de elementos individuales, es necesario tener idea del mecanismo de interacción entre las neuronas. El estado de activación estará fuertemente influenciado por tales interacciones ya que el efecto que producirá una neurona sobre otra será proporcional a la fuerza, peso de la conexión entre ambas.

La señal que envía cada una de las neuronas a sus vecinas dependerá de su propio estado de activación.

Función de Salida o Transferencia

Asociada a cada unidad U_i (neurona) hay una función de salida $f_i(a_i(t))$, que transforma el estado actual de activación en una señal de salida.

En algunos modelos, esta salida es igual al nivel de activación de la unidad, en cuyo caso la función f_i es la función identidad, $f_i(a_i(t)) = a_i(t)$. A menudo, f_i es de tipo sigmoideal, y suele ser la misma para todas las unidades.

Existen cuatro funciones de transferencia típicas que determinan distintos tipos de neuronas:

- ✓ *Función Escalón*
- ✓ *Función Lineal y Mixta*
- ✓ *Sigmoideal*
- ✓ *Función Gaussiana*

La función escalón únicamente se utiliza cuando las salidas de la red son binarias. La salida de una neurona se activa sólo cuando el estado de activación es mayor o igual a cierto valor umbral. La función lineal o identidad equivale a no aplicar función de salida. Las funciones mixta y sigmoideal son las más apropiadas cuando queremos como salida información analógica.

Neurona de Función Escalón

La función escalón se asocia a neuronas binarias en las cuales cuando la suma de las entradas es mayor o igual que el umbral de la neurona, la activación es 1, si es menor, la activación es 0 (ó -1). Las redes formadas por este tipo de neuronas son fáciles de implementar en hardware, pero sus capacidades están limitadas.

Neurona de Función Lineal o Mixta

La función lineal o mixta corresponde a la función $F(x) = x$. En las neuronas con función mixta si la suma de las señales de entrada es menor que un límite inferior, la activación se define como 0 (ó -1). Si dicha suma es mayor o igual que el límite superior, entonces la activación es 1. Si la suma de entrada está comprendida entre ambos límites, la activación se define como una función lineal de suma de las señales de entrada.

Neurona de Función Continua (Sigmoideal)

Cualquier función definida simplemente en un intervalo de posibles valores de entrada, con un incremento monótonico y que tengan ambos limites superiores e inferiores (por ejemplo las funciones sigmoideal y arco tangente), podrá realizar la función de activación o transferencia de forma satisfactoria.

Con la función sigmoideal, para la mayoría de los valores del estímulo de entrada, el valor dado por la función es cercano a uno de los valores asintóticos. Esto hace posible que en la mayoría de los casos, el valor de salida esté comprendido en la zona alta o baja del sigmoide. De hecho cuando la pendiente es elevada, esta función tiende a la función escalón. La importancia de ésta función es que su derivada es siempre positiva y cercana a cero para los valores grandes positivos o negativos; además toma su valor máximo cuando x es cero. Esto hace que se puedan utilizar las reglas de aprendizaje definidas para la función escalón, con la ventaja respecto a esta función, que la derivada está definida para todo el intervalo. La función escalón no podía definir la derivada en el punto de transición y esto no ayuda a los métodos de aprendizaje en los cuales se usan derivadas.

Función de Transferencia Gaussiana

Los centros y anchura de estas funciones pueden ser adaptados, lo cual las hace más adaptativas que las funciones sigmoideas.

Conexiones entre Neuronas

Las conexiones que unen las neuronas que forman una RNA tienen asociado un peso que es el que hace que la red adquiera conocimiento. Consideremos y_i como el valor de salida de una neurona i en un instante dado. Una neurona recibe un conjunto de señales que le dan información del estado de activación de todas las neuronas con las que se encuentra conectada. Cada conexión (sinápsis) entre la neurona i y la j está ponderada por un peso w_{ji} . Normalmente, como simplificación, se considera que el efecto de cada señal es aditivo, de tal forma que la entrada neta que recibe una neurona net_j , es la

suma de cada señal individual por el valor de la sinapsis que conecta ambas neuronas:

$$net_j = \sum_i^N w_{ji} * y_i$$

Esta regla muestra el procedimiento a seguir para combinar los valores de entrada a una unidad con los pesos de las conexiones que llegan a esa unidad y es conocida como *regla de propagación*.

Función o Regla de Activación

Así como es necesaria una regla que combine las entradas de una neurona con los pesos de las conexiones, también se requiere una regla que combine las entradas con el estado actual de la neurona para producir un nuevo estado de activación. Esta función F produce un nuevo estado de activación en una neurona a partir del estado (a_i) que existía y la combinación de las entradas con los pesos de las conexiones (net_i) .

Dado el estado de activación $a_i(t)$ de la unidad U_i y la entrada total que llega, Net_i , el estado de activación siguiente, $a_i(t+1)$, se obtiene aplicando una función F, llamada *función de activación*.

$$a_i(t+1) = F(a_i(t), Net_i)$$

En la mayoría de los casos la función F es la *función identidad*, por lo que el estado de activación de la neurona en $t+1$ coincidirá con el Net de la misma t . En este caso, el parámetro que se le pasa a la función de salida f , de la

neurona será directamente el Net. El estado de activación anterior no se tiene en cuenta. Según esto, la salida de una neurona $y_i(t)$ quedará según la expresión:

$$y_i(t+1) = f(Net_i) = f\left(\sum_{j=1}^M w_{ji} y_j(t)\right)$$

Por tanto, y en lo sucesivo, consideraremos únicamente la función f , que denominaremos de transferencia o de activación. Además, la misma no está centrada en el origen del eje que representa el valor de entrada neta sino que existe cierto desplazamiento debido a las características internas de la neurona y que no es igual en todas ellas. Este valor se denota como θ_i y representa el umbral de activación de la neurona i .

$$y_i(t+1) = f(Net_i - \theta_i) = f\left(\sum_{j=1}^M w_{ji} y_j(t) - \theta_i\right)$$

La salida se obtiene en una neurona para las diferentes forma de la función f serán:

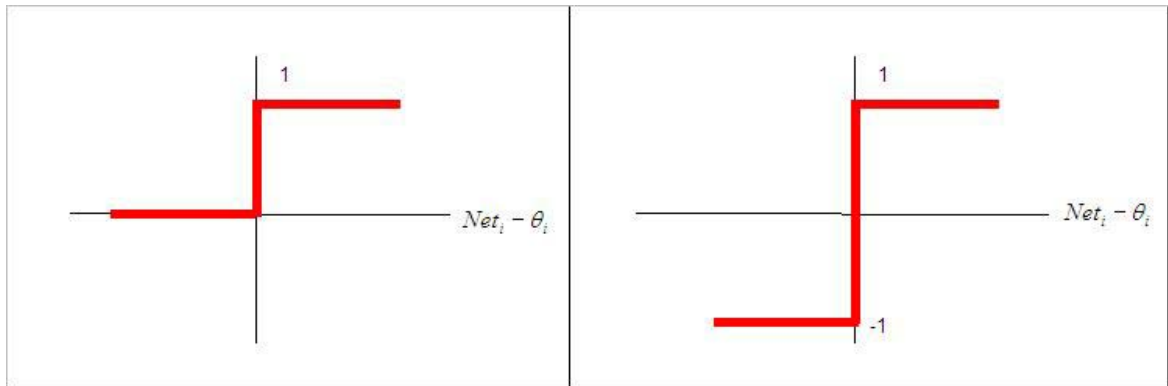
Función de Activación Escalón

Si el conjunto de los estados de activación es $E = \{0, 1\}$, tenemos que:

$$y_i(t+1) = \begin{cases} 1 & \text{si } [Net_i > \theta_i] \\ y(t) & \text{si } [Net_i = \theta_i] \\ 0 & \text{si } [Net_i < \theta_i] \end{cases}$$

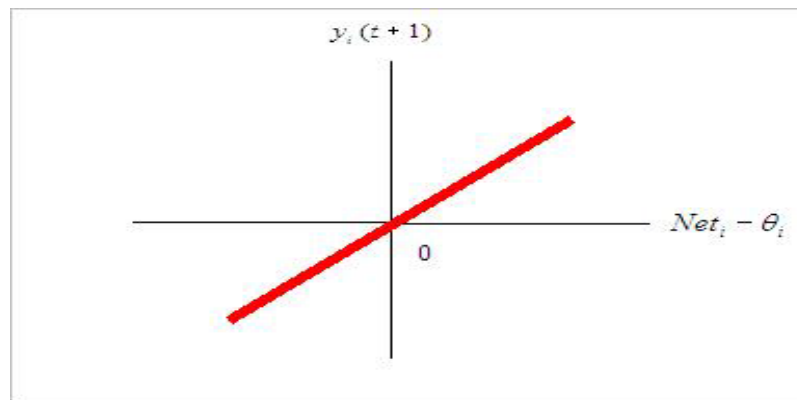
Si el conjunto es $E = \{-1, 1\}$, tendremos que:

$$y_i(t+1) = \begin{cases} 1 & \text{si } [Net_i > \theta_i] \\ y(t) & \text{si } [Net_i = \theta_i] \\ -1 & \text{si } [Net_i < \theta_i] \end{cases}$$



Función de Activación Lineal o Identidad

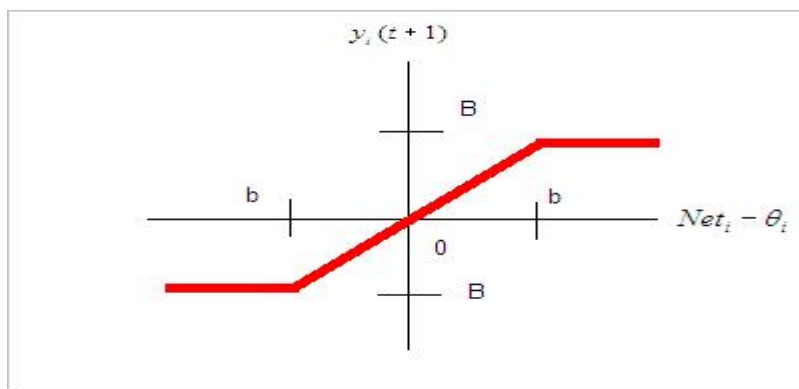
El conjunto de estados E puede contener cualquier número real; el estado de activación coincide con la entrada total que ha llegado a la unidad.



Función de activación lineal-mixta

$$y_i(t+1) = \begin{cases} b & \text{si } Net_i - \theta_i \geq b \\ Net_i - \theta_i & \text{si } -b < Net_i - \theta_i < b \\ -b & \text{si } Net_i - \theta_i \leq -b \end{cases}$$

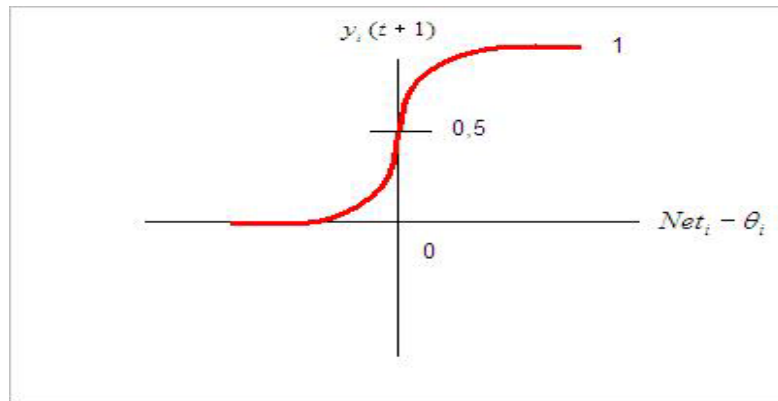
Con esta función, el estado de activación de la unidad está obligado a permanecer dentro de un intervalo de valores reales prefijados.



Función de activación sigmoideal

Es una función continua, por tanto el espacio de los estados de activación es un intervalo del eje real.

$$y_i(t+1) = \frac{1}{1 + e^{-(Net_i - \theta_i)}}$$



Para simplificar la expresión de la salida de una neurona i , es habitual considerar la existencia de una neurona ficticia, con valor de salida unidad, asociada a la entrada de cada neurona i mediante una conexión con peso de valor $-\theta_i$. De esta forma la expresión de salida quedará:

$$y_i(t+1) = f\left(\sum_{j=1}^N w_{ji} y_j(t) - \theta_i * 1\right) = f\left(\sum_{j=1}^N w_{ji} y_j(t)\right) = f(Net_i)$$

Regla de aprendizaje

Existen muchas definiciones del concepto aprendizaje, una de ellas podría ser: La modificación del comportamiento inducido por la interacción con el entorno y como resultado de experiencias conducente al establecimiento de nuevos modelos de respuesta a estímulos externos.

Biológicamente, se suele aceptar que la información memorizada en el cerebro está mas relacionada con los valores sinápticos de las conexiones entre las neuronas que con ellas mismas. En el caso de las RNA, se puede considerar

que el conocimiento se encuentra representado en los *pesos* de las conexiones entre neuronas. Todo proceso de aprendizaje implica cierto número de cambios en estas conexiones. Puede decirse que se aprende modificando los valores de los pesos de la red.

Estructura de una Red Neuronal Artificial

Niveles o capas de neuronas

La distribución de neuronas dentro de la red se realiza formando niveles o capas de un número determinado cada una. Se pueden distinguir tres tipos de capas:

De Entrada: es la capa que recibe directamente la información proveniente de las fuentes externas de la red.

Ocultas: son internas a la red, no tiene contacto directo con el exterior. El número de niveles ocultos puede ser de cero a un número elevado. Las neuronas de las capas ocultas pueden estar interconectadas de distintas maneras, lo que determina junto a su número, las distintas topologías.

De Salida: transfieren información de la red hacia el exterior.

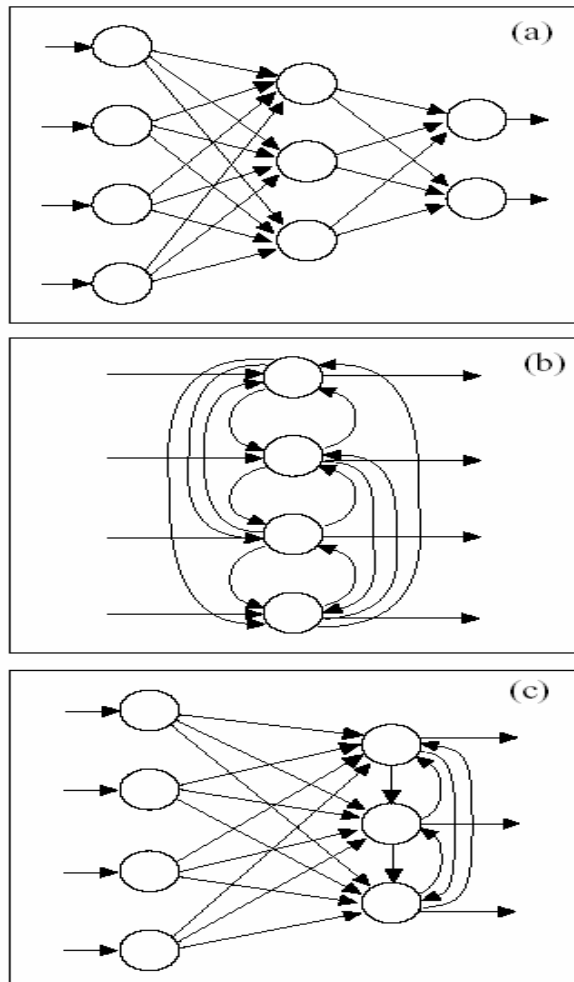
Se dice que una red es *totalmente conectada* si todas las salidas desde un nivel llegan a todos y cada uno de los nodos del mismo nivel siguiente.

Formas de Conexión entre neuronas

La conectividad entre los nodos de una red neuronal está relacionada con la forma en que las salidas de las neuronas están canalizadas para convertirse en entradas de otras neuronas. La señal de salida de un nodo puede ser una entrada de otro elemento de proceso, o incluso de sí mismo (conexión auto-recurrente).

Cuando ninguna salida de las neuronas es entrada de neuronas del mismo nivel o de niveles precedentes, la red se describe como propagación hacia delante. Cuando las salidas pueden estar conectadas como entradas de neuronas de niveles previos o del mismo nivel, incluyéndose ellas mismas, la red es de propagación hacia atrás. Las redes de propagación hacia atrás que tienen lazos cerrados son sistemas recurrentes.

En la siguiente figura se muestran ejemplos de conexiones.



- a) Conexiones hacia delante.
- b) Conexiones laterales.
- c) Conexiones hacia atrás (o recurrentes).

VENTAJAS DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES.

Adaptabilidad: Esta se basa en la capacidad que poseen las redes neuronales artificiales de aprender y realizar ciertas tareas basadas en un determinado entrenamiento o en una experiencia inicial. En este sentido, una

red neuronal ya entrenada y operando puede realizar un aprendizaje continuo presentándole constantemente nuevos ejemplos. De esta forma, las redes neuronales pueden mejorar su capacidad de segregar entre entradas similares, adaptándose a los cambios del ambiente.

Autoorganización: A diferencia de las tecnologías actuales , en donde es necesario que toda la información sea especificada explícitamente por el programador, las redes neuronales, durante el proceso de aprendizaje o entrenamiento, organizan y crean su propia representación de la información que recibe. Así, las redes neuronales son adecuadas para problemas en los cuales es difícil o imposible definir un modelo explícito para obtener una determinada solución. Esta es una ventaja clara, ya que existe un gran número de problemas de este tipo.

Tolerancia a Fallas: En el caso de que una neurona o una porción completa de una red neuronal sean destruidas, esta continuara funcionando adecuadamente. Cuando el daño llega a ser tan extensivo que el comportamiento de la red comienza a ser afectado, el efecto será una degradación gradual de su rendimiento, y no una falla completa inmediata.

La razón de lo anterior radica en que las redes neuronales son capaces de almacenar la información de una manera distribuida. El conocimiento o información no es codificada ni manejada en una sola neurona, sino que a través de diversas neuronas y capas.

Procesamiento Rápido: Gracias a la capacidad de paralizar el procesamiento de datos mediante la división de tareas computacionales en pequeñas subtareas (las cuales son repartidas sobre varios procesadores que operan simultáneamente), las redes neuronales aventajan a otras técnicas de

procesamiento de datos, logrando uno de sus intereses mas críticos: “La velocidad de procesamiento”.

Compatibilidad con las tecnologías existentes: Como ocurre con la mayoría de las nuevas tecnologías, si los elementos necesarios para su uso fueran incompatibles y difíciles de integrar con otras tecnologías existentes y consolidadas, lo mas probable, es que tendría muy poca oportunidad de éxito y aceptación. Con esto en mente, las redes neuronales son sumamente prácticas, ya que pueden ser fácilmente integrables a casi cualquier tipo de sistema.

DESVENTAJAS DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES.

Las redes neuronales no permiten conocer a priori la topología con la que se va a solucionar del modo más eficiente un determinado problema. Si bien, existen métodos incipientes que tratan de solucionar de una manera formal el inconveniente anterior, aun son muy complejos, poco difundidos y no exactos, por lo que los métodos heurísticos cobran gran importancia.

Una vez entrenada una red neuronal, se hace difícil interpretar su funcionamiento, los datos entran y se obtienen predicciones, pero no se revela las relaciones entre las variables (Efecto “Black Box”). Aun mas, no es fácil asegurar con que grado de acierto responderá ante casos nunca vistos (generalización).

Ante un determinado problema de error de predicción, o sobre ajuste puede resultar dificultoso saber el por que del no funcionamiento adecuado de una red neuronal, ya que existen una multitud de factores que pueden influir en su rendimiento (Tasa de aprendizaje, momentum, numero de capas ocultas,

numero de neuronas, escalamiento de datos, funciones de activación, entre otros).

Los Modelos Neuronales necesitan una herramienta de procesamiento poderosa, lo cual se manifiesta principalmente en el proceso de aprendizaje, pero este inconveniente se contrasta con la facilidad de implementación en dispositivos de hardware específicos.

ANEXO 3.-Test de acierto direccional (DA) de Pesaran & Timmermann (1992)

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:

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

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:

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

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

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:

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

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

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

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

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

Como dicho test sigue una distribución normal estándar, los valores de rechazo de la hipótesis nula serán el -1,96 y el 1,968. 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.

⁸ Al 5% de nivel de significancia.