



UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA  
DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA  
VALPARAÍSO – CHILE



# **HIGH FREQUENCY TRADING & GRAPHICS PROCESSING UNIT**

Tesis presentada como requerimiento parcial  
para optar al grado académico de

**INGENIERO CIVIL**

por

**Jonathan Andrés Antognini Cavieres**

Comisión Evaluadora:

Dr. Luis Salinas Carrasco (Guía, UTFSM)

Dr. Héctor Allende Olivares (UTFSM)

MARZO - 2013

UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA  
DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA  
VALPARAÍSO – CHILE

TÍTULO DE LA TESIS:

**HIGH FREQUENCY TRADING & GRAPHICS PROCESSING UNIT**

AUTOR:

**JONATHAN ANDRÉS ANTOGNINI CAVIERES**

Tesis presentada como requerimiento parcial para optar al grado académico de **Ingeniero Civil** de la Universidad Técnica Federico Santa María.

Profesor Guía:

---

Dr. Luis Salinas Carrasco

Profesor Correferente

---

Dr. Héctor Allende Olivares

Marzo - 2013.  
Valparaíso, Chile.

*A mi familia*

# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Mercados Financieros . . . . .	2
1.1.1. Mercados bursátiles . . . . .	3
1.2. Series de tiempo financiera . . . . .	4
1.2.1. Descripción de serie financiera . . . . .	5
1.2.2. High frequency trading . . . . .	6
1.3. High Performance Computing . . . . .	7
1.3.1. Graphics Processing Unit . . . . .	7
1.4. Motivación . . . . .	8
1.5. Organización de la Memoria . . . . .	9
<b>2. Estado del arte</b>	<b>11</b>
2.1. Artificial Neuronal Network . . . . .	11
2.1.1. Tipos de aprendizaje . . . . .	12
2.1.1.1. Aprendizaje supervisado . . . . .	12
2.1.1.2. Aprendizaje no supervisado . . . . .	13
2.1.1.3. Aprendizaje Hebbiano . . . . .	13
2.1.1.4. Aprendizaje competitivo . . . . .	13
2.1.1.5. Aprendizaje Min-Max . . . . .	14
2.1.1.6. Aprendizaje de corrección de error . . . . .	14
2.1.1.7. Aprendizaje reforzado . . . . .	14
2.1.1.8. Tabla Resumen . . . . .	15
2.1.2. Feedforward Artificial Neuronal Network . . . . .	15
2.2. Wavelet Multiscale . . . . .	16

2.3. High Performance Computing . . . . .	16
<b>3. Descripción del problema</b>	<b>17</b>
3.1. Descripción histórica . . . . .	17
3.2. Descripción y formalización a usar . . . . .	17
<b>4. Solución propuesta</b>	<b>18</b>
4.1. Algoritmo y fundamentos teóricos . . . . .	18
<b>5. Estudio experimental</b>	<b>19</b>
5.1. Selección de data (sector, frecuencia) . . . . .	19
5.2. Parámetros del algoritmo . . . . .	19
5.3. Validación . . . . .	19
5.4. Speed up: multicore, gpu, híbrido . . . . .	19
<b>6. Conclusiones</b>	<b>20</b>
<b>Bibliography</b>	<b>21</b>

# Capítulo 1

## Introducción

A través de los años el hombre ha presentado un cambio sustancial en su nivel de vida; los conocimientos que ha logrado acumular y aplicar han sido para su beneficio, y han cambiado radicalmente su modo de vivir. Existe una notable diferencia entre el hombre de hace unas cuantas décadas y el hombre moderno. Tal diferencia se ha dado por el desarrollo de la ciencia, que está estrechamente relacionada con la innovación tecnológica. Por esta razón se amplía el contenido de cómo ha evolucionado la ciencia y la tecnología en el mundo, su origen remoto, los países que más han aportado en esta área y su respectiva utilización, ya sea para el desarrollo o la destrucción. Como se sabe, la tecnología se está haciendo presente en todas y cada una de las áreas de investigación, como física, química, biología, computación, y lo que es de interés para este documento es el área de los mercados financieros [WP97].

Esta memoria está enfocada a abordar un problema relacionado con las series financieras de alta frecuencia y una forma particular de poder realizar pronósticos tomando en cuenta las distintas características de naturaleza propia de este tipo de datos. Se pretende abordar esta problemática con metodologías computacionales, aplicando algunos análisis matemáticos útiles para esta área. El problema es de carácter financiero, por lo que es necesario contextualizar el tema mediante conceptos, criterios y términos generales asociados al área.

Este capítulo tiene como objetivo introducir los conceptos de series de tiempo financieras, sus orígenes y la alta frecuencia.

## 1.1. Mercados Financieros

El mercado financiero es un espacio con marco institucional que permite poner en contacto a oferentes y demandantes para que efectúen transacciones financieras. La idea de mercado como foro organizado a la que acuden agentes económicos para efectuar transacciones queda reducida en el mundo financiero como las bolsas de valores [ME06].

El concepto de mercado financiero se utiliza en general para referirse a cualquier mercado organizado en el que se negocien instrumentos financieros de todo tipo, como acciones, divisas, etc. El espacio para generar estas interacciones no necesariamente debe ser físico. Por otro lado, el negociar instrumentos financieros implica a grandes rasgos: definir su precio e intercambiarlos, por ende, estos mercados están basados en las fuerzas de oferta y demanda, ubicando a todos los oferentes en el mismo lugar, y así facilitarle la búsqueda a los demandantes. Dentro de este tipo de mercado se distinguieron bloques de estudio en la economía moderna [JS84].

Una de las razones que hace importante este tipo de mercado, es su funcionalidad, ya que permiten: por un lado aumentar el capital, siendo esto uno de los casos favorables, ya que también hay probabilidades considerables de disminuir el capital; comercio internacional, como en los mercados de divisas, por ejemplo Forex; y reunir a quienes necesitan recursos financieros, con los que tienen recursos financieros. Factores que permiten generar los efectos de oferta y demanda.

En este tipo de mercado se definen los siguientes términos [NSS03]:

- *Dealer*: Un dealer es un ente presente en los mercados que está dispuestos a comprar o vender.
- *Orders*: Operación de compra/venta de activos.
- *Bid price*: Precio al cual un *dealer* está dispuesto a comprar.
- *Ask price*: Precio al cual un *dealer* está dispuesto a vender.
- *Market orders*: instrucción del cliente al dealer, de comprar o vender al mejor precio posible dentro de los valores actuales del mercado. Esto asegura la realización de la transacción, pero no el precio.
- *Limit orders*: es una orden para comprar a un valor máximo (precio determinado), o para vender a un valor mínimo (precio determinado). Esto le da al cliente el control

sobre el precio al que se ejecuta el comercio, sin embargo, no garantiza la realización de la transacción.

El conjunto de *Limit orders* forman los *books* para cierto instrumento, los cuales proveen información detallada del mismo. Con estos datos se forman los llamados bid-ask spreads, que es la diferencia entre el precios cotizados para una venta inmediata (oferta) y una compra inmediata (bid). También se generan los bid-ask quote, el cual define cotas para el precio de transacción.

### 1.1.1. Mercados bursátiles

Los mercados bursátiles están clasificados dentro de los mercados de capitales, en donde se negocian activos financieros. Este tipo de mercado provee financiamiento por medio de la emisión de acciones y permiten luego el intercambio de estas. La aplicación más directa de este tipo de mercados, son las bolsas de valores, cuyo origen se remonta a finales del siglo XV en las ferias medievales de Europa. Las bolsas de valores se pueden definir como mercados organizados y especializados, en los que se pueden realizar transacciones de títulos de valores por medio de intermediarios autorizados. Estas bolsas ofrecen al público y a sus miembros facilidades, mecanismos e instrumentos técnicos que facilitan la negociación de títulos de valores susceptibles de ofertas públicas, y precios determinados mediante subasta [LZ98].

La principal función de las Bolsas de Valores es proporcionar a los participantes información objetiva, completa y permanente de los valores y las empresas inscritas en la bolsa, sus emisiones y las operaciones que en ella se realicen. Además debe supervisar las actividades. Las componentes de este sistema son los activos y las instituciones financieras, cuya misión es contactar demandantes y oferentes en los mercados donde se negocian los diferentes instrumentos o activos financieros. En el documento se hablará de instrumento, ya que pueden ser acciones, divisas, etc. los cuales quedan generalizados bajo ese concepto.

La economía presenta a este tipo de mercado, como de competencia perfecta, ya que sus características principales son: elevado número de compradores y vendedores; La decisión individual de cada uno de ellos ejercerá escasa influencia sobre el mercado global; Homogeneidad de los productos, es decir, no existen diferencias entre productos que venden los oferentes; Transparencia del mercado, todos los participantes tienen pleno conocimiento de las condiciones generales en que opera el mercado; Libertad de entrada



y salida de empresas, todos los participantes, cuando lo deseen, podrán entrar o salir del mercado a costos nulos o casi nulos [Man11].

Por otra parte, Fama propuso la Hipótesis de eficiencia de los mercados [MF12], la cual establece que los mercados son eficientes cuando son capaces de trasladar a los precios de los instrumentos financieros, todos los datos relevantes, por lo tanto, el precio refleja *toda* la información disponible, y lo hace de manera insesgada. Cuando se cumplen estas condiciones, el precio del instrumento financiero se comporta como un *Random Walk* [Fam65], por lo que los resultados no pueden ser predichos sistemáticamente.

## 1.2. Series de tiempo financiera

La mayoría de los fenómenos que se estudian en su componente temporal, deben tomar en cuenta la dinámica de los proceso con la finalidad tener una comprensión general del proceso. Una herramienta útil en dicho objetivo es el análisis de series de tiempo. Una serie de tiempo, es una secuencia de datos indexados por su marca temporal. Se pueden presentar casos de series de tiempo en una multitud de disciplinas como ingeniería, sociología, economía, finanzas por solo mencionar algunas de ellas.

El propósito fundamental es mostrar las técnicas que permitan hacer inferencias del proceso en estudio incluyendo su predicción. Esto se logra estableciendo modelos probabilísticos hipotéticos que representen a los datos; y en consecuencia, se lleva a cabo el proceso de ajuste, que incluye desde la estimación hasta la predicción, una vez que se ha determinado un modelo satisfactorio para la muestra de datos [BJR11] [Van83]. Los modelos de series deben considerar la naturaleza del fenómeno y determinar los factores que pueden ser incluidos en el.

En particular, el análisis de una serie de tiempo financiera puede enfocarse en analizar de forma teórica y práctica la valoración de cierto instrumento en el tiempo, como también los volúmenes transados, etc. Lo que se intenta es modelar la incertidumbre generada por las características propias de este fenómeno [Tsa05].

Las características diferenciadoras han propiciado numerosos trabajos en las áreas de econometría y economía financiera desde los años 60. Es por ello que, en el área financiera las evidencias sobre patrones ha conducido a la formulación de distintos modelos matemáticos.

### 1.2.1. Descripción de serie financiera

Una tendencia en el análisis de las series financieras, es el seguimiento del precio de un instrumento en el tiempo. Existen varios tipos de precios que se pueden analizar, por un lado están los indicadores que se utilizaron en los primeros estudios formales, los cuales mostraban información al respecto de los precios de: *apertura*, *cierre*, *el más bajo*, *el más alto*, *promedio*. Esos datos estaban orientados a tomar métricas respecto a valores que resumían los cambios de precio de un instrumento en un día. Una muestra gráfica de esta información sería la siguiente:



**Figura 1.** Información de los precios de microsoft en la bolsa. Tomada desde <http://www.stockrageous.com/>.

Con esa información se realizaban *estudios técnicos* [TA92], los cuales proporcionaban pronósticos de tendencias (como subir o bajar de precio), basándose en la inspección visual y búsqueda de patrones en los precios anteriores del instrumento.

Sin embargo la data estudiada actualmente corresponde a data *intra diaria*, la cual reside en los valores específicos en que se compró o vendió algún instrumento. Ese precio se conoce como el *last price*, y corresponde al valor específico con el cual se realizó la transacción. La forma de como se efecúa este evento es mediante los *market* o *limit orders*,

donde existe una cola de compras o ventas obtenidas mediante los *limit orders* y que cuando se cumpla la condición asociada (de vender o comprar a cierto precio), se realiza la transacción y se registra dicho *last price*; por otro lado, si se entra a comprar/vender directamente mediante una *market order* también se registra dicho valor. Recopilando esa información, se puede generar una secuencia temporal de los *last prices*. Estudios prácticos de estas series [BHS12], generalizan su gráfica con forma de  $U$ ,

A través de la historia, estas interacciones se realizaban personalmente en las bolsas de comercio, en los llamados *floor market* [Jai05], sin embargo con el avance de las tecnologías, se han implementado distintas plataformas de *trading electrónico*: un método de negociación de instrumentos financieros por medios electrónicos [Wes02]. Estas tecnologías se utilizan para reunir a compradores y vendedores a través de plataformas de comercio electrónico, como por ejemplo: National Association of Securities Dealers Automated Quotation (NASDAQ), New York Stock Exchange (NYSE), etc. Tomando en cuenta las nuevas frecuencias de aparición de datos, en el orden de fracción de segundos, se torna difícil manejar los datos de forma humana, es por esta razón que es necesario realizar análisis cuantitativos mediante algoritmos computacionales.

Las series financieras de alta frecuencia tienen características particulares en relación a otras series, como son:

- Frecuencia: la frecuencia en la observación de los datos es mayor que en otro tipo de series de tiempo, en el orden de fracción de segundos.
- Heterocedasticidad: ocurre cuando la varianza de las perturbaciones no es constante a lo largo de las observaciones. Este factor hace inadecuados los modelos desarrollados para series estacionarias.
- No estacionalidad: en muchos casos la media y varianza se presentan como no estacionarias.
- Información oculta: se pueden encontrar distintos tipos de patrones a diferentes niveles de escala.

### 1.2.2. High frequency trading

Con el paso del tiempo y la implementación de distintos sistemas de trading electrónico, la frecuencia de la data aumentó, pasando de minutos a fracciones de segundos. En estos sistemas se define como unidad atómica de información un *Tick*. Un *Tick* especifica

una gran cantidad de parámetros como la marca temporal, precio, cantidad transada, etc. Los datos de alta frecuencia son un conjunto de datos de reportes detallados sobre la actividad y movimiento efectuados sobre un instrumento. Se reúne la información de los ticks con cierto intervalo de tiempo, el cual para este tipo de series es variable. En la literatura se puede encontrar más de un término para definir este fenómeno [eS07], como (ultra-)high-frequency data, microstructure data, entre otros.

Los sistemas informáticos que realizan la labor de facilitar el comercio de instrumentos financieros, son los llamados *Electronic communication networks* (ECN). Se crearon en 1998, año que fueron autorizados por la *Securities and Exchange Commission*. La SEC [Has04] es una organización estadounidense creada en 1933, y tiene la responsabilidad de velar por el cumplimiento de las leyes federales las bolsas de valores. Un caso emblemático, fue el 6 de mayo del 2010, fecha en la cual ocurrió el *Flash-Crash* [ALUG11], dio a lugar a una quiebra financiera estadounidense en el que el índice Dow Jones Industrial Average se desplomó un 9 %.

### 1.3. High Performance Computing

La capacidad de cómputo de los procesadores actuales ha incrementado, al igual que la cantidad de procesadores de las CPU y también las que tienen las tarjetas de video. Además, la naturaleza de los problemas que se están estudiando tales como: simulación de tsunamis, series de tiempo financiera, entre otros; al crear modelos más realistas, es decir, que tomen en cuenta una mayor cantidad de características del fenómeno, se van generando grandes cantidades de cálculos, por lo que es necesario optimizar y hacer más eficientes los algoritmos. Es por esto que nace el concepto de HPC, una forma de aprovechar los recursos computacionales actuales, tanto en hardware como software. El objetivo es poder realizar eficientemente tareas que implican alta cantidad de cálculos o que requieren manejo de grandes volúmenes de información.

#### 1.3.1. Graphics Processing Unit

Las siglas GPU provienen de Graphics Processing Unit, o en español Unidad de procesamiento gráfico. Para efectos de hardware, la GPU funciona como coprocesador, pudiéndose utilizar de forma simultánea a la CPU y así aprovechar el potencial que puedan ofrecer ambas al mismo tiempo. Una GPU era un procesador diseñado para llevar a cabo cálculos necesarios en la generación de gráficos, sin embargo, actualmente tienen

una componente multipropósito, pudiéndose realizar distintos tipos de operaciones. Hoy en día las GPU son más potentes y pueden incluso superar frecuencias de reloj de una CPU antigua, pero un factor importante, es que poseen una arquitectura que permite el paralelismo masivo.

Una GPU está formada por cientos de pequeños núcleos que trabajan juntos para procesar los datos de alguna aplicación. Esta arquitectura de procesamiento paralelo masivo es la que proporciona al GPU su alta capacidad de cálculo. Existen numerosas aplicaciones aceleradas en la GPU que brindan una forma rápida de acceder a la computación de alto desempeño (High Performance Computing). Durante los últimos años se han desarrollado nuevas tecnologías y arquitecturas que permiten obtener mayor provecho a sus capacidades [Owe07].

El concepto implícito en todo este tema es el paralelismo, que es una forma de computación en la cual varios cálculos pueden realizarse simultáneamente, siempre y cuando no existan dependencias secuenciales entre ellos. Un ejemplo es el "divide y vencerás", principio que busca dividir los problemas grandes, en varios problemas pequeños, que son posteriormente solucionados en paralelo.

La evolución de las tarjetas gráficas ha venido acompañado de un gran crecimiento en el mundo de los videojuegos y las aplicaciones 3D, realizándose grandes producciones de chips gráficos por parte de grandes fabricantes, como NVIDIA, AMD (ex ATI). Los recientes desarrollos sobre GPU abarcan distintas áreas de la ciencia [KWm10], como problemas astrofísicos (n-body simulation), modelamiento molecular, computación financiera, etc. En los últimos años también han aparecido conjuntos de herramientas y compiladores que facilitan la programación de las GPUs, como por ejemplo, NVIDIA CUDA, que cuenta con la comunidad más activa hasta la fecha en programación de GPUs.

## 1.4. Motivación

Dadas las características particulares que presentan las series financieras de alta frecuencia, su análisis se puede transformar en una tarea árdua. La literatura presenta distintos modelos y métodos para resolver este problema, sin embargo no existe un método único que pueda solucionar este tipo problema. Los métodos actuales inclusive, no consideran todas las características propias de este tipo de fenómeno. La no existencia de un método que solucione este tipo de problema, ha generado una tendencia de fusionar métodos, con el objetivo de abogar de mejor forma el problema.

La mayor parte de los métodos, analizan este tipo de fenómenos en el dominio del tiempo, lo que no ha presentado buenos resultados. Uno de los enfoques, es realizar análisis de Multiresolución Wavelet (MRA) [BMSR06], centrando el estudio en el dominio de la frecuencia. Este enfoque se ha utilizado en distintas áreas de la ciencia, y en particular en series financieras, teniendo resultados alentadores. Más en particular, Zhang ha propuesto un modelo neural-wavelet [ZD01], mezclando redes neuronales con MRA, los cuales llegan a buenas aproximaciones pero no logran competir en eficiencia temporal. La idea es poder rescatar información de la serie por bandas, para luego realizar pronósticos (por bandas) mediante redes neurales, y se espera, que la predicción de multiple escala tenga mejor performance de pronóstico que solamente una red.

La motivación principal de esta memoria, es que el modelo no ha sido aplicado para serie financieras de alta frecuencia, y en los casos que se ha implementado, si bien ha tenido buenos resultados, no ha logrado tener buen rendimiento a nivel de eficiencia, ya que el proceso involucra una alta cantidad de cálculos. En base a esto se identificaron los objetivos para esta memoria.

Los **objetivos principales** son:

- Implementar un modelo Neural-Wavelet y analizar su comportamiento con series financieras de alta frecuencia.
- Optimizar dichos algoritmos usando computación heterogénea (CPU + GPU) para aumentar su rendimiento.

Los **objetivos secundarios**:

- Adaptar el modelo Neural-Wavelet para este tipo serie, encontrando los parámetros apropiados para su funcionamiento.
- Encontrar una combinación de carga para CPU y GPU que permita hacer más eficiente los cálculos.

## 1.5. Organización de la Memoria

Esta memoria se organizará con el siguiente esquema:

- Capítulo 2: Estado del arte: se estudiarán y repasarán las técnicas relativas a .

- Capítulo 3: Descripción formal del problema: se formalizará el problema a resolver, indicando las características consideradas.
- Capítulo 4: Solución propuesta: se definirá una propuesta de solución, con la respectiva metodología de implementación.
- Capítulo 5: Estudio experimental: se implementará y testeará la solución propuesta, comparando sus resultados.
- Capítulo 6: Conclusiones: se realizarán conclusiones generales del trabajo realizado y se detallarán posibles trabajos futuros.

# Capítulo 2

## Estado del arte

En este capítulo se revisarán las aplicaciones y estudios hechos en el área. Para ordenar esta sección, se dividirá respecto a los métodos cuantitativos a usar (neural-wavelet), sus aplicaciones en esta área, y finalmente los desarrollos realizados mediante técnicas de HPC.

### 2.1. Artificial Neuronal Network

Las redes neuronales artificiales (ANN), han sido usadas en distintos campos de la ciencia. En particular en el área de computación, son de interés como herramienta para procesos de minería de datos [Big96], ya que se ha convertido en una metodología multipropósito, robusta computacionalmente, con apoyo teórico sólido. Como es conocido los problemas de minería de datos no son de naturaleza computacional generalmente, sino que son técnicas o metodologías, para satisfacer algún tipo de apoyo a procesos que involucren manejo con grandes volúmenes de datos. Los modelos de redes neuronales buscan encontrar relaciones entre los datos existentes, y la manera en que lo hacen es de forma inductiva, es decir, mediante algoritmos de aprendizaje.

$$y = \gamma \left( \sum_{i=1}^m w_i x_i + w_0 \right)$$

Donde:

- $w_i$ : pesos de la entrada  $i$ .
- $x_i$ : entrada  $i$ .



- $w_o$ : sesgo.
- $\gamma$ : función no lineal.

La propuesta de McCulloch fue una salida binaria  $sign(z)$ , es decir:

$$\gamma(z) = sign(z) = \begin{cases} 1 & \text{si } z \geq 0 \\ -1 & \text{si } z < 0 \end{cases}$$

Esta no es la única función no lineal que se puede especificar.

### 2.1.1. Tipos de aprendizaje

Una de las principales capacidades de una ANN es su capacidad de aprender a partir de un conjunto de patrones de entrenamiento, es decir, que es capaz de encontrar un modelo de ajustes de dato. Es por ello que se conocen varios tipos de aprendizajes:

#### 2.1.1.1. Aprendizaje supervisado

El aprendizaje supervisado es un caso de entrenamiento con entrenador, y se utiliza información global. En su implementación se presentan dos vectores (uno de entrada y otro de salida deseada). La salida computada por la red se compara con la salida deseada, y los pesos de la red se modifican en el sentido de reducir el error cometido. Se repite iterativamente, hasta que la diferencia entre la salida computada y la deseada sea aceptablemente pequeña, comparada con algún parámetro de error. Con  $n$  parejas de este tipo se forma un conjunto de entrenamiento.

El aprendizaje supervisado se suele dividir a su vez en dos sub categorías:

- Aprendizaje estructural: se refiere a la búsqueda de la mejor conexión o afinidad posible entrada/salida para cada parja de patrones individuales. Este enfoque es uno de los más utilizados
- Aprendizaje temporal: hace referencia a la captura de una serie de patrones necesarios para conseguir algún resultado final. En el aprendizaje temporal la respuesta actual de la red depende de las entradas y respuestas previas. En el aprendizaje estructural no existe esta dependencia.

### 2.1.1.2. Aprendizaje no supervisado

El aprendizaje no supervisado es un caso de entrenamiento sin entrenador y sólo se usa información local durante todo el proceso de aprendizaje. Es un modelo más cercano al sistema biológico, no se utiliza vector de salida esperada, y sólo hay vectores de entrada en el conjunto de entrenamiento. El algoritmo modifica los pesos de forma que las salidas sean consistentes, es decir, que a entradas muy parecidas, la red compute la misma salida. Las salidas se asocian a las entradas de acuerdo con el proceso de entrenamiento. El proceso extrae características, abstrayendo las propiedades colectivas subyacentes del conjunto de entrenamiento, y agrupa por clases de similitudes.

### 2.1.1.3. Aprendizaje Hebbiano

El aprendizaje Hebbiano propone que los pesos de la red se incrementan si las neuronas origen y destino están activadas, es decir, refuerza los caminos usados frecuentemente en la red, lo que explicaría los hábitos y el aprendizaje por repetición.

El aprendizaje hebbiano está matemáticamente caracterizado por la ecuación:

$$w_{ij}^{nuevo} = w_{ij}^{anterior} + a_{ki}b_{kj}$$

Donde  $i = 1, 2, \dots, n$ ;  $j = 1, 2, \dots, p$ ;  $w_{ij}$  es el peso de la conexión entre los dos procesadores elementales (neuronas artificiales).

Las redes neuronales como la memoria asociativa lineal emplean este tipo de aprendizaje. El número de patrones que una red adiestra usando conexiones y pesos ilimitados puede producir, está limitado por la dimensión de patrones de entrada.

Si los valores de los PEs están limitados y los pesos ilimitados, se encuentra el caso denominado Hopfield, que restringen el valor de los PEs a un valor binario o bipolar. producir está

### 2.1.1.4. Aprendizaje competitivo

El aprendizaje competitivo usa inhibición lateral para activar una sola neurona (se puede ver como el ganador). Algunas redes neuronales que emplean aprendizaje competitivo son los mapas auto-organizativos (Kohonen, 1984) y Adaptive Resonance Theory (Caprenter y Grossber).

### 2.1.1.5. Aprendizaje Min-Max

Un clasificador min-max usa un par de vectores para cada clase. La clase  $j$  está representada por el PE  $y_i$  y está definida por los vectores  $V_j$  (el vector min) y  $W_j$  (el vector max). El aprendizaje min-max es un sistema neuronal que viene dado por la ecuación:

$$v_{ij}^{nuevo} = \min(a_{ki}, v_{ij}^{anterior})$$

para el vector min y:

$$w_{ij}^{nuevo} = \min(a_{ki}, w_{ij}^{anterior})$$

### 2.1.1.6. Aprendizaje de corrección de error

Este tipo de aprendizaje ajusta los pesos de conexión entre PEs en proporción a la diferencia entre los valores deseados y los computados para cada PE de la capa de salida. Dependiendo del número de capas de las redes se distinguen dos casos:

- Red de dos capas: puede capturar mapeos lineales entre las entradas y salidas. Dos redes neuronales que utilizan este tipo de aprendizaje son el Perceptrón (Rosenblatt) y ADALINE (Widrow y Hoff)
- Red multicapa: pueden capturar mapeos no lineales entre las entradas y salidas. La versión multinivel de este algoritmo es denominado Regla de Aprendizaje de Retropropagación de errores (Backpropagation). Utilizando la regla encadenada, se calculan los cambios de los pesos para un número arbitrario de capas. El número de iteraciones que deben ser realizadas para cada patrón del conjunto de datos es grande, haciendo este algoritmo de aprendizaje muy lento para entrenar. El algoritmo de retropropagación ha sido estudiado por Werbos (1974) y Parker (1982), y fue introducido por Rumelhart, Hinton y Williams (1986).

### 2.1.1.7. Aprendizaje reforzado

Esta heurística para redes neuronales fue ideada por Widrow, Gupta y Maitra (1973) y desarrollado por Williams (1983). Este tipo de aprendizaje es similar al anterior, en que los pesos son fortalecidos en las acciones desarrolladas correctamente y penalizados en aquellas mal realizadas. La diferencia entre ambas es que el aprendizaje por corrección de error utiliza información de error más específica reuniendo valores del error por cada PE

de la capa de salida, mientras que el aprendizaje reforzado utiliza información de error no específica para determinar el desarrollo de la red. Mientras que el primero tiene un vector completo de valores que utiliza para la corrección de error, sólo un valor es usado para describir la ejecución de la capa de salida durante el aprendizaje reforzado. Esta forma de aprendizaje es ideal en situaciones donde no está disponible información específica sobre el error, pero sí información global de la ejecución, tal como predicción y control.

Las redes que implementan este tipo de aprendizaje son: Adaptive Hueristic Critic, Barto, Sutton y Anderon 1983, y Associative Reward-Penalty, Barto 1985.

#### 2.1.1.8. Tabla Resumen

Una tabla de resumen para recordar los factores e importancia de cada tipo de aprendizaje sería:

Aprendizaje	Tiempo en- entrenamiento	Supervisión	Linealidad	Estructural / Temporal	Cap. de al- macen.
Hebbiano	Rápido	No supervi- sado	Lineal	Estructural	Baja
Competitivo	Lento	No supervi- sado	Lineal	Estructural	Buena
Min-Max	Rápido	No supervi- sado	No lineal	Estructural	Buena
Corr. error dos niveles	Lento	Supervisado	Lineal	Ambos	Buena
Corr. error multinivel	Muy lento	Supervisado	No lineal	Ambos	Alta
Reforzado	Muy lento	Supervisado	No lineal	Ambos	Buena

#### 2.1.2. Feedforward Artificial Neuronal Network

El modelo de red neuronal a utilizar en esta memoria, serán las Feedforward Artificial Neuronal Network (FFANN).

$$g_{\lambda}(x,w) = \gamma_2 \left( \sum_{j=1}^{\lambda} w_j^{[2]} \gamma_1 \left( \sum_{i=1}^m w_{ij}^{[1]} x_i + w_{m+1,j}^{[1]} \right) + w_{\lambda+1}^{[2]} \right)$$

En donde:

- Las principales componentes se mantienen al igual que en el modelo más simple, es decir,  $w$  y  $x$  siguen siendo los vectores de los pesos y datos de entrada.
- $\gamma_2$ : Es una función que puede ser lineal o no.
- $\gamma_1$ : Es una función no lineal y diferenciable.

La estructura física de cómo se compone el modelo es una división por capas:

- Capa de entrada:
- Capa oculta:
- Capa de salida:

## 2.2. Wavelet Multiscale

## 2.3. High Performance Computing

## **Capítulo 3**

### **Descripción del problema**

**3.1. Descripción histórica**

**3.2. Descripción y formalización a usar**

# Capítulo 4

## Solución propuesta

### 4.1. Algoritmo y fundamentos teóricos

# Capítulo 5

## Estudio experimental

- 5.1. Selección de data (sector, frecuencia)
- 5.2. Parámetros del algoritmo
- 5.3. Validación
- 5.4. Speed up: multicore, gpu, híbrido



## **Capítulo 6**

### **Conclusiones**

# Bibliografía

- [ALUG11] B. Arndt, M. Lutat, T. Uhle, and P. Gomber. High frequency trading. 2011.
- [BHS12] B. Biais, P. Hillion, and C. Spatt. An empirical analysis of the limit order book and the order flow in the paris bourse. *the Journal of Finance*, 50(5):1655–1689, 2012.
- [Big96] Joseph P Bigus. *Data mining with neural networks: solving business problems from application development to decision support*. McGraw-Hill, Inc., 1996.
- [BJR11] G.E.P. Box, G.M. Jenkins, and G.C. Reinsel. *Time series analysis: forecasting and control*, volume 734. Wiley, 2011.
- [BMSR06] D. Benaouda, F. Murtagh, J.L. Starck, and O. Renaud. Wavelet-based nonlinear multiscale decomposition model for electricity load forecasting. *Neurocomputing*, 70(1):139–154, 2006.
- [eS07] W. ei Sun. Quantitative methods in high-frequency financial econometrics: Modeling univariate and multivariate time series. 2007.
- [Fam65] E.F. Fama. Random walks in stock market prices. *Financial Analysts Journal*, pages 55–59, 1965.
- [Has04] J. Hasbrouck. Economic and statistical perspectives on the dynamics of trade in securities markets. *Teaching Notes, Stern School of Business, New York University*, 2004.
- [Jai05] P.K. Jain. Financial market design and the equity premium: Electronic versus floor trading. *The Journal of Finance*, 60(6):2955–2985, 2005.
- [JS84] M. Jensen and C. Smith. The theory of corporate finance: a historical overview. 1984.
- [Kir07] D. Kirk. Nvidia cuda software and gpu parallel computing architecture. In *International Symposium on Memory Management: Proceedings of the 6 th international symposium on Memory management*, volume 21, pages 103–104, 2007.

- [KWm10] D.B. Kirk and W.H. Wen-mei. *Programming massively parallel processors: a hands-on approach*. Morgan Kaufmann, 2010.
- [LZ98] R. Levine and S. Zervos. Stock markets, banks, and economic growth. *American economic review*, pages 537–558, 1998.
- [Man11] N.G. Mankiw. *Principles of economics*. South-Western Pub, 2011.
- [ME06] F.S. Mishkin and S.G. Eakins. *Financial markets and institutions*. Pearson Education India, 2006.
- [MF12] B.G. Malkiel and E.F. Fama. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work\*. *The journal of Finance*, 25(2):383–417, 2012.
- [MP43] Warren S McCulloch and Walter Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of mathematical biology*, 5(4):115–133, 1943.
- [NSS03] Y. Nevmyvaka, K. Sycara, and D.J. Seppi. Electronic market making: Initial investigation. In *the Proceedings of Third International Workshop on Computational Intelligence in Economics and Finance*, 2003.
- [Owe07] J. Owens. Gpu architecture overview. In *ACM SIGGRAPH*, volume 1, pages 5–9, 2007.
- [Sch97] R.R. Schaller. Moore’s law: past, present and future. *Spectrum, IEEE*, 34(6):52–59, 1997.
- [TA92] M.P. Taylor and H. Allen. The use of technical analysis in the foreign exchange market. *Journal of international Money and Finance*, 11(3):304–314, 1992.
- [Tsa05] R.S. Tsay. *Analysis of financial time series*, volume 543. Wiley-Interscience, 2005.
- [Van83] W. Vandaele. *Applied time series and Box-Jenkins models*. 1983.
- [Wes02] J.P. Weston. Electronic communication networks and liquidity on the nasdaq. *Journal of Financial Services Research*, 22(1):125–139, 2002.
- [WP97] T.J. Watsham and K. Parramore. *Quantitative methods in finance*. Cengage Learning Business Press, 1997.
- [ZD01] B.L. Zhang and Z.Y. Dong. An adaptive neural-wavelet model for short term load forecasting. *Electric power systems research*, 59(2):121–129, 2001.