AAS9891

TESIS
IF 2014
C5

UNIVERSIDAD CATOLICA ANDRES BELLO

VICERRECTORADO ACADEMICO

ESTUDIOS DE POSTGRADO

AREA DE CIENCIAS ECONOMICAS

PROGRAMA INSTITUCIONES FINANCIERAS

TRABAJO DE GRADO DE MAESTRÍA

Aplicación de Redes Neuronales en la predicción del INPC venezolano.

Presentado por,

Chang, Guillermo

Para optar al título de

Maestría en Instituciones Financieras

Tutor

López Falcón, Reinaldo

Caracas, Julio 2014

AA59891

DEDICATORIA

"Dedicado a Dios y a la Virgen
por todas las bendiciones recibidas.

A mis padres, por guiarme en todo momento,
ayudarme a levantar ante cualquier dificultad
y por ser mi mano amiga en todas
las etapas de mi vida.

A todos aquellos familiares y amigos
por todas las palabras de aliento y
apoyo incondicional."

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a todas aquellas personas que hicieron posible este Trabajo Especial de Maestría, y en especial a:

Ana Julia Guillén y Reinaldo López por aceptar la proposición de esta investigación dentro de su Seminario y ser el Tutor de Tesis.

Oscar Chang y María Teresa Chang, por sus conocimientos, consejos, correcciones, el tiempo y el empeño por enseñarme a realizar siempre un trabajo de calidad; por estar siempre ahí con la mejor disposición para responder cualquier pregunta sobre el proyecto y guiarme a la hora de realizar este trabajo.

Estefania Peña por darme la fuerza para culminar este trabajo y estar siempre conmigo en estos momentos importantes de mi vida.

Jennyn Coromoto del BCV, por la atención que me brindó y la ayuda para conseguir los datos necesarios.

A mis compañeros de trabajo y todas aquellas personas que me brindaron su apoyo durante la realización de este trabajo.

ACEPTACION DEL TUTOR

Por la presente hago constar que he leído el proyecto de investigación de grado de Maestría, presentado por el ciudadano CHANG, GUILLERMO, titular de la C.I. 16.462.222, para optar al Título de Magíster en INSTITUCIONES FINANCIERAS, cuyo título tentativo es: Aplicación de Redes Neuronales en la predicción del INPC venezolano; y que acepto asesorar al estudiante, durante la etapa de desarrollo del Trabajo hasta su presentación y evaluación.

En la Ciudad de Caracas, a los 29 días del mes de Febrero de 2012.

López Falcón, Reinaldo

UNIVERSIDAD CATOLICA ANDRES BELLO
VICERRECTORADO ACADEMICO
ESTUDIOS DE POSTGRADO
AREA DE CIENCIAS ECONOMICAS
PROGRAMAINSTITUCIONES FINANCIERAS

Aplicación de Redes Neuronales en la predicción del INPC venezolano.

Autor: Chang, Guillermo
Tutor: López Falcón, Reinaldo
Año: 2014

RESUMEN

La aplicación de la Redes Neuronales Artificiales como método alternativo para el estudio de variables con comportamiento no lineales, se vienen destacando a través de distintos estudios y procedimientos. Los sistemas entrenables son capaces de aprender mediante ejemplos y generalizar el aprendizaje. La aplicación de este tipo de tecnología en la economía venezolana puede contribuir a la toma de decisiones acertadas y prepararse para cualquier situación futura.

Las Redes Neuronales Artificiales están compuestas de un gran número de elementos de procesamiento altamente interconectados trabajando al mismo tiempo para la solución de problemas específicos; basando su aprendizaje en la experiencia de ejemplos situacionales, denominado como Back Propagation o Propagación hacia Atrás. Este sistema trata de una nueva forma de computación que es capaz de manejar las imprecisiones e incertidumbres que aparecen cuando se trata de resolver problemas relacionados con el mundo real.

La base principal de la Propagación hacia Atrás estándar es tomar los resultados arrojados por la Red y utilizarlos como fuentes de error, para obligar a la red a corregir su salida con respecto al resultado ideal.

El presente trabajo de investigación estudia la posibilidad de predecir los movimientos, a lo largo de un tiempo determinado, del Indice Nacional de Precios en Venezuela, dada las distintas variables que lo afectan, a través de Redes Neurales Artificiales por el modelo de *Propagación hacia Atrás* y los métodos evolutivos (algoritmos genéticos) capaces de escapar de los mínimos locales, aprendiendo y corrigiendo los valores de los resultados obtenidos, para así encontrar un modelo predictor eficiente que pueda servir como método alternativo o auxiliar en la estimación del mismo.

Palabras clave: Redes Neuronales Artificiales, Algoritmos Genéticos, Predicción, Pronóstico, Indice Nacional de Precios al Consumidor.

Línea de Investigación: Inteligencia Artificial aplicada a la Economía.

LISTA DE ACRONIMOS

SIGLAS	NOMBRE COMPLETO
BCV	Banco Central de Venezuela
ENPF	Encuesta Nacional de Presupuestos Familiares
EPF	Encuesta de Presupuestos Familiares
EP	Encuesta de Precios
FMI	Fondo Monetario Internacional
INE	Instituto Nacional de Estadística
INPC	Indice Nacional de Precios al Consumidor
IPC	Indice de Precios al Consumidor
IPC-AMC	Indice de Precios al Consumidor del Area Metropolitana de Caracas
OCEI	Oficina Central de Estadísticas e Informática
RNA	Red Neuronal Artificial

INDICE GENERAL

LISTA DE ACRONIMOS i

INDICE GENERAL ii

INDICE DE GRAFICOS iii

INDICE DE CUADROS iii

INTRODUCCION 1

I. EL PROBLEMA 4
- **i. Planteamiento del Problema** 4
  - Interrogantes de Estudio 6
- **ii. Objetivos de la investigación** 6
  - Objetivo general 6
  - Objetivos específicos 7
  - Justificación e importancia 7

II. MARCO TEORICO 8
- **i. Antecedentes de la investigación** 8
- **ii. Bases teóricas** 20
  - Neurona Biológica 20
  - Red Neuronal Artificial 22
    - Características de las Redes Neurales 25
    - Back Propagation o Propagación hacia atrás 27
  - Algoritmos Genéticos 31
  - Indice de Precios al Consumidor 32
    - Encuesta de presupuestos familiares (EPF) 33
    - Encuestas de Precios (EP) 33
    - Principales usos del Indice de Precios al Consumidor 33
  - Indice Nacional de Precios al Consumidor 34
- **iii. Basamento jurídico** 40

III. MARCO METODOLOGICO 42
- **i. Diseño de la Investigación** 42
  - Unidad de Análisis. 42
  - Variables 42
- **ii. Técnicas de Utilización o Procesamiento de Datos** 43
  - Desarrollo del programa basado en Redes Neurales Artificiales: 44
- **iii. Operacionalización de los Objetivos y Variables** 45
  - Operacionalización del Objetivo General 45
  - Operacionalización de los Objetivos Específicos 46
- **iv. Código de Ética** 48

IV. RESULTADOS 49
- **i. Desarrollo del Programa basado en Redes Neurales** 50
- **ii. Captación de Datos** 51
- **iii. Fase de Entrenamiento** 56
- **iv. Rutina de Generación de Targets** 58
- **v. Fase Genética** 59
- **vi. Fase de Evaluación** 60
- **vii. Imágenes de la programación de Red** 62

IV. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES 65

BIBLIOGRAFIA 68

INDICE DE GRAFICOS

Gráfico 1. Neurona Biológica 20
Gráfico 2. Comunicación Inter-Neuronas 22
Gráfico 3. Neurona Artificial 24
Gráfico 4. Conexión de entras y salidas de una Red Neural. 24
Gráfico 5. Modelo Matemático Estándar. 25
Gráfico 6. Diseño de una red neural artificial, con una sola salida. 28
Gráfico 7. Diseño de una red Back Propagation, con dos salidas y demostración de la propagación de los errores. 30
Gráfico 8. INPC (base100) 51
Gráfico 9. Liquidez Monetaria 52
Gráfico 10. Reservas Internacionales 52
Gráfico 11. Cálculo del Dólar Implícito 53
Gráfico 12. Tasa de desempleo (mensualizada) 53
Gráfico 13. Exportaciones de bienes f.o.b. Petroleras 54
Gráfico 14. Tasas Activas bancarias 54
Gráfico 15. Tasas Pasivas bancarias 55
Gráfico 16. Representación de la Traslación de errores basado en Back Propagation 58
Gráfico 17. Funcionamiento general de la RNA 61
Gráfico 18. Indicadores económicos. 62
Gráfico 19. Sinapsis (pesos) de las Neuronas después del proceso de Mutación y Regresión 62
Gráfico 20. Variables de verificación del error, regresión y mutación 63
Gráfico 21. Resultados de la RNA entrenada con Backpropagation y con el algoritmo de Mutación y Regresión. 63
Gráfico 22. Comparativo de la RNA. 64

INDICE DE CUADROS

Cuadro 1: Componentes del IPC 32
Cuadro 2: Cobertura geográfica de los Índices de precios al consumidor de algunos Países de América 36
Cuadro 3: Operacionalización de los Objetivos y Variables – Objetivo General 45
Cuadro 4: Operacionalización de los Objetivos y Variables – 1er Objetivo Específico 46
Cuadro 5: Operacionalización de los Objetivos y Variables – 2do Objetivo Específico 46
Cuadro 6: Operacionalización de los Objetivos y Variables – 3er Objetivo Específico 47
Cuadro 7: Operacionalización de los Objetivos y Variables – 4to Objetivo Específico 47

INTRODUCCION

El Indice Nacional de Precios al Consumidor (INPC) es uno de los indicadores estadísticos que sintetiza, en general, el desempeño de la economía de un país. En tal sentido, constituye un elemento de esencial importancia para el seguimiento y evaluación de las políticas económicas.

En efecto, el INPC es el indicador por excelencia que se utiliza para estimar la inflación y, a diferencia de otros indicadores, tiene una estructura metodológica que debe ser permanentemente revisada y actualizada.

Los sistemas entrenables son capaces de aprender mediante ejemplos y generalizar su aprendizaje; hoy en día son una solución para problemas no lineales y de difícil predicción. La aplicación de este tipo de tecnología en la economía, puede contribuir a la toma de decisiones acertadas en el comportamiento de indicadores importantes.

El objetivo general de este trabajo de investigación es aplicar técnicas de Redes Neurales Artificiales para la construcción de un predictor del comportamiento del Indice Nacional de Precios al Consumidor, basándose en datos del mercado venezolano. Se buscará entrenar un sistema artificial con los datos de índices económicos de Venezuela para realizar un modelo que pueda acertar los valores del índice.

En esta tesis se usa una combinación de Propagación hacia Atrás y un tipo de evolución por mutación selectiva usada extensamente en los seres vivos, particularmente por las bacterias. Para completar el ambiente evolutivo también se incorpora un método de "poda genética", donde solo sobreviven las sinapsis más fuertes.

A continuación se presenta la propuesta del trabajo de investigación de Maestría "*Aplicación de Redes Neuronales en la predicción del INPC venezolano*", basándose en una muestra a definir del INPC y de distintas variables que inciden en el INPC en la economía venezolana, estructurado de la siguiente manera:

Capítulo I: Se establecen los conceptos introductorios los movimientos del INPC y la utilización de sistemas entrenables basados en Redes Neurales, describiendo el problema planteado, los objetivos del trabajo y la justificación del desarrollo que se establecieron para la planificación del mismo.

Capítulo II: Se detallan los estudios previos realizados como antecedentes, y se hace una recopilación teórica de los conceptos necesarios para entender los movimientos del INPC dentro de la economía venezolana y los conceptos generales de las Redes Neurales Artificiales, haciendo especial énfasis en aquellas que sirven de base para comprender y sustentar conocimientos claves en el desarrollo de la propuesta de investigación.

Capítulo III: Se define y explica detalladamente la metodología empleada para la elaboración del programa de Redes Neurales Artificiales basado en las fluctuaciones del INPC. Se explican las etapas que se siguieron para el logro de los objetivos planteados.

Capítulo IV: Presenta las respuestas a los objetivos planteados en este Trabajo Especial de Grado, los cuales comprenden los resultados del análisis realizado a los índices económicos utilizados para la creación del programa; además de la descripción de la red entrenada de manera eficiente basado en las pruebas realizadas.

Capítulo V: Presenta las conclusiones y recomendaciones derivadas de la realización del trabajo y el análisis de los resultados obtenidos.

I. EL PROBLEMA

i. Planteamiento del Problema

El Indice Nacional de Precios al Consumidor (INPC) es un indicador estadístico que mide, en un periodo determinado, los cambios ocurridos en los precios de distintos bienes y servicios más representativos en el consumo de los hogares que habitan en un área específica, según el Banco Central de Venezuela (BCV).

Algunas de las variables que modifican o intervienen en el comportamiento del INPC tienen que ver con el nivel de desarrollo económico del país, como lo son las tasas de interés, los incentivos al ahorro, las tasas de desempleo, la liquidez monetaria, la situación política, el riesgo país, las actividades internacionales, la época del año, entre otras.

Estas variables que pueden intervenir en el desarrollo del índice, no tienen parámetros de funcionamientos constantes o que se puedan estimar con facilidad. El comportamiento de las mismas no son de fácil predicción para los modelos matemáticos, estadísticos y econométricos existentes, debido a que dependen de la acción de los humanos, lo que da alta complejidad la manipulación de la información para predecir el siguiente accionar. Muchos autores asocian este comportamiento al movimiento Browniano[1].

La función del mencionado índice es mostrar en cada localidad venezolana las variaciones intermensuales y las acumuladas, por agrupaciones según

[1] El movimiento browniano es el movimiento aleatorio que se observa en algunas partículas microscópicas que se hallan en un medio fluido (por ejemplo polen en una gota de agua). El movimiento aleatorio de estas partículas se debe a que su superficie es bombardeada incesantemente por las moléculas del fluido sometidas a una agitación térmica. Este bombardeo a escala atómica no es siempre completamente uniforme y sufre variaciones estadísticas importantes. Así la presión ejercida sobre los lados puede variar ligeramente con el tiempo provocando el movimiento observado.

bienes y servicios, esto con la finalidad de saber desde la cuantificación del poder adquisitivo, comparar los niveles de precios con otros países, saber el abastecimiento o distribución de productos, hasta saber la evolución económica de la nación, manteniendo un comportamiento impredecible a lo largo del tiempo.

En estos entornos complejos, dónde las relaciones son no lineales, es necesario recurrir a técnicas diferentes a los modelos econométricos como por ejemplo aquellas basadas en sistemas entrenables, que son capaces de aprender mediante ejemplos y generalizar tal aprendizaje.

De esta forma pueden destacar las Redes Neurales Artificiales (RNA), basadas en modelos matemáticos de las neuronas biológicas y sus redes; las cuales en principio, podrían aplicarse a temas complicados como predecir el comportamiento de Indice Nacional de Precios al Consumidor.

Existen muchos modelos basados en Redes Neurales para entrenar una red, la selección depende del sistema que se desea analizar. La Propagación hacia Atrás (Back Propagation) es uno de los modelos que puede tomarse en cuenta para este estudio, debido a que está basado en el entrenamiento de una red que va aprendiendo a partir de ejemplos, donde se van corrigiendo las conexiones sinápticas, hasta que la red desarrolle la capacidad de inferir o generalizar.

La Propagación hacia Atrás, es un modelo en el cual se presentan ejemplos de entrada/salida y luego se utiliza el error cometido por la red para corregir todas las conexiones sinápticas (pesos) y disminuir así el error detectado.

Uno de los principales problemas para usar Redes Neurales es escoger parámetros apropiados tales como: número de neurona por capa, ganancia,

coeficiente de aprendizaje y otros. En esta etapa siempre se requiere de experiencia previa y pruebas por ensayo y error.

En base a lo antes expuesto, se plantea la siguiente interrogante:

¿Será factible predecir el Indice Nacional de Precios al Consumidor (INPC), haciendo un modelo basado en Redes Neurales entrenables a través de la Propagación hacia atrás (Back Propagation)?

Interrogantes de Estudio

* ¿Qué aspectos pueden ser considerados relevantes en el comportamiento del Indice Nacional de Precios al Consumidor (INPC)?

* ¿Cuáles son los métodos existentes bajo la tecnología de Redes Neurales aplicables en la predicción de comportamientos?

* ¿Cómo aplicar las Redes Neurales para la construcción de un predictor del comportamiento del INPC?

* ¿Cómo evaluar la eficiencia del modelo predictor realizado?

* ¿Qué beneficios se obtendrían en el sector financiero con la utilización de las RNA para predecir fenómenos económicos?

ii. Objetivos de la investigación

Objetivo general

Aplicar técnicas de Redes Neurales para la construcción de un predictor del comportamiento del Indice Nacional de Precios al Consumidor, basándose en datos del mercado venezolano.

Objetivos específicos

- Estudiar el comportamiento del Indice Nacional de Precios al Consumidor en el mercado venezolano.
- Investigar métodos existentes bajo la tecnología de Redes Neurales aplicables en la predicción de comportamientos.
- Utilizar Redes Neurales y seleccionar una topología específica para construir un predictor confiable del comportamiento del INPC.
- Evaluar la eficiencia del Predictor.
- Estudiar las ventajas que se obtendrían con la utilización de la evaluación de variables económicas a través de las RNA.

Justificación e importancia

Al desarrollar el planteamiento del presente trabajo de investigación de Maestría se estudiaron las variables que influyen en el comportamiento del Indice Nacional de Precios al Consumidor, para la creación de un modelo predictor basado en Inteligencia Artificial. Inicialmente se sabe que el INPC no posee patrones de comportamiento constantes y el análisis de correlación que tiene con las demás variables económicas, políticas y sociales se dificulta, por lo que con este trabajo se buscará crear un modelo predictor basado en Redes Neurales para obtener una herramienta que disminuya la incertidumbre al estimarlo.

Adicionalmente, se analizaron las ventajas que la aplicación de esta herramienta implica para las instituciones financieras desde el punto de vista de administración y rentabilidad,

II. MARCO TEORICO

i. Antecedentes de la investigación

Las distintas posibilidades de aplicaciones de las Redes Neurales Artificiales basadas en buscar comportamientos específicos y reconocimientos de patrones tienen la ventaja de que es un procesado paralelo, adaptativo y no lineal, puntos que son claves en muchos estudios que a continuación se presentan.

- **Torres, I. (2008).** Pronósticos en el mercado de derivados utilizando redes neuronales y modelos ARIMA: una aplicación al Cete de 91 días en el MexDer.

Resumen: El objetivo de esta tesis es proponer un modelo que permita pronosticar la tendencia de la serie del futuro del Cete de 91 días en el MexDer con vencimiento en diciembre de 2008, aplicando redes neuronales y series de tiempo, y comparar los pronósticos obtenidos de esta forma con los que se obtendría con un modelo ARIMA tradicional, con el fin de conocer qué modelo ajusta mejor los datos dentro de muestra y qué modelo pronostica mejor los datos fuera de muestra.

La principal aportación es demostrar que el modelo propuesto basado en redes neuronales es capaz de obtener buenas aproximaciones tanto en el ajuste como en el pronóstico, además de observar que, en este caso en particular, la aproximación resulta mejor que la generada por medio de la metodología ARIMA. Así también, la tesis contiene una propuesta metodológica para la aplicación de las redes neuronales a las series de tiempo financieras.

Palabras Clave: Arima, Pronósticos, Redes Neuronales

- **Zapata, L. y Díaz, H. (2008).** Predicción del Tipo de Cambio Peso-Dólar utilizando Redes Neuronales Artificiales (RNA)

Resumen: El objetivo de este trabajo es realizar predicciones del tipo de cambio peso-dólar utilizando Redes Neuronales, para lo cual la investigación se basó en determinar la relación existente entre los resultados obtenidos y los tipos de cambio vigentes en las fechas de estudio, determinar el tipo de red neuronal que más se adapta a la predicción de tipos de cambio y analizar el comportamiento de las variables de la RNA en el proceso de predicción de los tipos de cambio. Una vez realizado el entrenamiento de la red y establecidos los valores de las variables de entrada para el proceso de predicción, se obtuvieron los valores del tipo de cambio para el primer mes de 2006; de esta forma, se realizaron dieciocho pruebas, utilizando diferentes combinaciones de variables. Los resultados obtenidos demuestran márgenes de errores bajos entre las predicciones y los resultados reales.

Palabras Clave: Predicción del tipo de cambio, Redes Neuronales Artificiales.

- Parisi, A., Parisi, F. y Díaz, D. (2006). Modelos de Algoritmos Genéticos y Redes Neuronales en la Predicción de Índices Bursátiles Asiáticos.

Resumen: Este estudio analiza la capacidad de los modelos construidos a partir de algoritmos genéticos y redes neuronales para predecir el signo de las variaciones semanales de los índices bursátiles Nikkei 225, HangSeng, ShangaiComposite, SeoulComposite y TaiwanWeighted. Se utilizó un modelo multivariado dinámico construido a partir de algoritmos genéticos recursivos y

una red neuronal ward. Los resultados fueron comparados con los de un modelo ingenuo o AR (1) y una estrategia buy and hold. El modelo multivariado obtenido a través de algoritmos genéticos obtuvo el mejor desempeño en términos de rentabilidad corregida por riesgo, medida por los índices de Sharpe y Treynor. Si bien la red ward obtuvo una mejor capacidad predictiva, ésta no se vio reflejada en una mayor rentabilidad corregida por riesgo. De esta manera, se presenta evidencia de que, para el caso asiático, los modelos de algoritmos genéticos y la red ward recursiva pueden predecir el cambio direccional del índice, junto con generar mayores retornos que un modelo ingenuo y una estrategia buy and hold.

Palabras Claves: Algoritmos Genéticos, Redes Neuronales Artificiales, Capacidad de pronóstico

- **Santana, J. (2006).**Predicción de series temporales con redes neuronales: una aplicación a la inflación colombiana

Resumen: Evaluar la capacidad de las redes neuronales en la predicción de series temporales es de sumo interés. Una aplicación que pronostique valores futuros de la serie de inflación colombiana permite mostrar que las redes neuronales pueden ser m´as precisas que las metodologías SARIMA de Box-Jenkins y el suavizamiento exponencial. Además, los resultados revelan que la combinación de pronósticos que hacen uso de las redes neuronales tiende a mejorar la capacidad de predicción.

Palabras Claves: Perceptron multicapas, modelos SARIMA, suavizamiento exponencial, combinación de pronósticos, componentes no observables.

- **Montero, D. (2004).** Aplicación de las redes neuronales a la predicción del rendimiento a corto plazo de las salidas a bolsa.

Resumen: El objeto de este trabajo es contrastar la utilidad de las redes neuronales artificiales para la predecir el precio de cierre de las acciones en su primer día de cotización, El estudio se centra en el mercado estadounidense y se divide en tres secciones principales. La primera de ellas recoge la investigación sobre el comportamiento a lo largo del tiempo del rendimiento inicial promedio mediante medias móviles, modelos ARIMA y redes neuronales.

La segunda es un análisis de corte transversal segmentado por sectores en el que se consideran una serie de variables explicativas clásicas y dos nuevas formas de representación. Por último, los segmentos y variables presentadas en las dos secciones anteriores se integran en un conjunto único sobre el que comparar la capacidad para predecir de las redes neuronales frente a los modelos de regresión lineal.

Palabras Claves: Redes Neuronales, Predicción, Rendimiento a corto plazo, Medias Móviles, Modelos ARIMA, Variables Explicativas Clásicas, Modelos de Regresión Lineal.

- **Parisi, A.,Parisi, F. y Cornejo, E. (2004).** Algoritmos genéticos y modelos multivariados recursivos en la predicción de índices bursátiles de América del Norte: IPC, TSE, NASDAQ y DJI.

Resumen: Con valores de cierres semanales, correspondientes al periodo del 7 de abril de 1998 al 14 de abril de 2003, se analizó la eficiencia de los modelos multivariados dinámicos, elaborados a partir de algoritmos genéticos recursivos, para predecir el signo de las variaciones semanales de los índices bursátiles IPC, TSE, Nasdaq y DJI. Los resultados fueron comparados con los de un modelo AR(1) y de un modelo multivariado elaborado de manera

aleatoria. Los mejores modelos producidos por el algoritmo genético obtienen un porcentaje de predicción de signo (PPS) de 59, 60, 59 y 59%, para los índices IPC, Nasdaq, TSE y DJI, respectivamente. La capacidad predictiva resultó significativa en cada uno de los índices, de acuerdo con la prueba de acierto direccional de Pesaran y Timmerman (1992). Al analizar el PPS de los modelos AR(1) se encontró que éstos fueron menores, resultando significativos únicamente en el caso del Nasdaq. Los modelos multivariados dinámicos elaborados de manera aleatoria presentaron el PPS más bajo (excepto en el índice TSE), siendo significativo para el Nasdaq sólo al considerar una significación de 10%. Además, los modelos elaborados por el algoritmo genético generaron el mayor rendimiento acumulado, excepto en el caso del Nasdaq, en el que la rentabilidad más alta fue obtenida por el modelo AR(1). Al efectuar una prueba de solidez por medio del análisis de mil series bootstrap se observó que, en promedio, el PPS fue de 51, 53, 49 y 53%, para los índices DJI, IPC, Nasdaq y TSE, respectivamente. Pese a ello los modelos multivariados superaron el rendimiento de una estrategia buyandhold en 57, 59 y 71% de los casos de los índices DJI, IPC y TSE, respectivamente. En el Nasdaq la frecuencia con que el modelo multivariado superó en rentabilidad a la estrategia pasiva fue de 41 por ciento.

Palabras Claves: Algoritmos Genéticos, Modelos Multivariados Dinámicos, Predicción de índices bursátiles de América del Norte IPC, TSE, NASDAQ y DJI.

- **Martel, C. (2003).** Nuevas perspectivas del análisis técnico de los mercados bursátiles mediante el aprendizaje automático: aplicaciones al índice general de la bolsa de Madrid.

Resumen: Diversos trabajos han puesto de manifiesto que las conclusiones sobre la falta de poder predictivo de que las reglas técnicas eran, cuanto menos, precipitadas. Debido a que la eficiencia e integración pueden variar considerablemente de unos mercados a otros, tiene elevado valor empírico las investigaciones en mercados bursátiles de tamaño mediano como ocurre con el caso de la Bolsa de Madrid. Esta Tesis presenta diversas aportaciones sobre la capacidad de generar beneficios de determinadas metodologías para crear reglas técnicas sobre el IGBM, que dan pie al siguiente primer grupo de conclusiones. Por una parte, se ha examinado la capacidad de obtener beneficios de una simple regla técnica de contratación basada en redes neuronales aplicada sobre el IGBM. Asimismo, se ha investigado la capacidad de obtener beneficios de las reglas técnicas de contratación más comúnmente usadas por los inversores como son las de cruce de medias móviles o la de ruptura de rango, pero realizando una aportación metodológica en el sentido de optimizar los valores de los parámetros que aparecen en tales reglas mediante un algoritmo genético. Se ha estudiado la posibilidad de implementar en el IGBM nuevas reglas técnicas de contratación creadas mediante la programación genética, que permite diseñar reglas técnicas óptimas distintas a las más comúnmente usadas en el mercado. Por último, se ha diseñado un procedimiento para ajustar, mediante la validación cruzada, los parámetros claves de una regla técnica simple basada en las predicciones por ocurrencias análogas. En este sentido, los

parámetros se obtienen mediante optimización con un algoritmo genético de la función de pérdida dada por el exceso rendimientos sobre la estrategia de "comprar y mantener" ajustada por riesgo.

Palabras Claves: Mercados Bursátiles, Aprendizaje Automático, Redes Neuronales, Tiempo Discreto, Ciclos, Algoritmo del descenso por el Gradiente, Forma del filtro de Kalman extendido.

- **Fiszelew, A. y García-Martínez, R. (2002).** Generación automática de redes neuronales con ajuste de parámetros basado en algoritmos genéticos.

Resumen: Este trabajo trata con métodos para encontrar arquitecturas óptimas de red neuronal para aprender problemas particulares. Se utiliza un algoritmo genético para encontrar las arquitecturas adecuadas, este algoritmo evolutivo emplea codificación directa y usa el error de la red entrenada como medida de desempeño para guiar la evolución. El entrenamiento de la red se lleva a cabo mediante el algoritmo de retro-propagación o back-propagation; se aplican técnicas como la repetición del entrenamiento, la detención temprana y la regularización de la complejidad para mejorar los resultados del proceso evolutivo. El criterio de evaluación se basa en las habilidades tanto de aprendizaje como de generalización de las arquitecturas generadas específicas de un dominio. Los resultados de la clasificación también se comparan con arquitecturas halladas por otros métodos.

Palabras Claves: Computación evolutiva, Redes neuronales, Algoritmos genéticos, Métodos de codificación.

- **García, P. (2002).** Aplicaciones de las Redes Neuronales en las Finanzas.

Resumen: Se pretende conseguir un algoritmo mediante una red neuronal supervisada que calcule el precio de una opción de compra de la compañía Telefónica utilizando datos históricos del mercado.

Palabras Claves: Redes Neuronales, Algoritmo, Precio de una Opción de Compra.

- **Pérez, J. (2002).** Modelos predictivos basados en redes neuronales recurrentes de tiempo discreto.

Resumen: Este trabajo estudia la aplicación de distintos modelos de redes neuronales recurrentes de tiempo discreto a diversas tareas de carácter predictivo, Las redes neuronales recurrentes son redes neuronales que presentan uno o más ciclos en el grafo definido por las interconexiones de sus unidades de procesamiento. La existencia de estos ciclos les permite trabajar de forma innata con secuencias temporales. Las redes recurrentes son sistemas dinámicos no lineales capaces de descubrir regularidades temporales en las secuencias procesadas y pueden aplicarse, por lo tanto, a multitud de tareas de procesamiento de este tipo de secuencias. Esta tesis se centra en la aplicación de las redes neuronales recurrentes a la predicción del siguiente elemento de secuencias de naturaleza simbólica o numérica.

No obstante, la predicción en sí no es el objetivo último: en esta tesis la capacidad predictiva de las redes recurrentes se aplica a la comprensión de señales de voz o de secuencias de texto, a la inferencia de lenguajes regulares o sensibles al contexto, y a la desambiguación de las palabras homógrafas de una oración.

Los modelos concretos de redes utilizados son, principalmente, la red recurrente simple, la red parcialmente recurrente y el modelo neuronal de

memoria a corto y largo plazo; este último permite superar el llamado problema del gradiente evanescente que aparece cuando los intervalos de tiempo mínimos entre eventos interdependientes son relativamente largos.

Para determinar valores correctos de los parámetros libres de las redes se usan dos algoritmos, el clásico algoritmo del descenso por el gradiente y una forma del filtro de Kalman extendido.

Palabras Claves: Modelos predictivos, Redes Neuronales, Tiempo Discreto, Ciclos, Algoritmo del descenso por el Gradiente, Forma del filtro de Kalman extendido.

- **Torre, A. (2002).** Métodos evolutivos para el aprendizaje de redes neuronales.

Resumen: Uno de los aspectos más importantes en el uso de las redes neuronales es el del entrenamiento o aprendizaje: a partir de unos vectores de muestra o entrenamiento, se ajustan los pesos de los enlaces entre las diferentes capas de neuronas que componen la red para minimizar una función de error, es decir, para ajustar las salidas producidas por la red, a las esperadas. Sin embargo el método de aprendizaje más comúnmente usado, la propagación hacia atrás y en general todos los métodos basados en el gradiente, tienen unas limitaciones muy conocidas: convergencia a mínimos locales muy dependientes de la solución inicial, y por lo general, muy alejados de los óptimos globales.

Técnicas más recientes de optimización global como Algoritmos Genéticos, Temple Simulado o Búsqueda Tabú son usados como métodos de aprendizaje alternativos y en muchos casos consiguen mejorar notablemente las soluciones obtenidas.

Ejemplo del uso de redes neuronales que no requieran un método de aprendizaje rápido es el "predecir" o determinar si un determinado cliente que pide un crédito a un banco va a ser capaz de pagar ese crédito o no. Otros ejemplos muy típicos, en nuestro campo o en campos próximos, de este tipo de aplicaciones son el uso de las redes como métodos de clasificación o predicción en estudios econométricos o estadísticos tales como: Predicción de Quiebra o Solvencia de determinadas entidades financieras o empresas, Análisis de valores bursátiles, entre otros.

Por el contrario no es fácil encontrar aplicaciones de redes neuronales en las que se requiera un método de aprendizaje rápido. Sin embargo un tipo de estas aplicaciones que está surgiendo muy recientemente es la optimización de simulaciones. Los métodos para obtener una óptima o pseudo-óptima solución o combinación de parámetros tienen el inconveniente de que determinar o estimar la función objetivo de cada solución puede requerir un tiempo de computación.

Palabras Claves: Redes Neuronales, Capas de Neuronas, Predicción de Quiebra o Solvencia.

- **Moshiri, S. y N. Cameron, (2000).** Redes Neuronales Versus Modelos Econométricos en la predicción de la inflación.

Resumen: Los modelos de Redes Neuronales recientemente han atraído mucho la atención cómo una nueva técnica para estimar y predecir indicadores en la economía y en las finanzas. Estos accesos a los nuevos modelos usualmente pueden buscar una solución a problemas muy complejos. Este artículo comparó el desempeño de la Red Neural de propagación hacia atrás con el tradicional acercamiento de un modelo

econométrico para pronosticar la tasa de inflación. En el modelo tradicional usó mínimos cuadrados reducidos, un modelo ARIMA, un modelo con vector auto regresivo y un modelo con vector auto regresivo Bayesiano. Se comparó cada modelo econométrico con una RNA híbrida que usa las mismas variables. Las predicciones son comparadas en tres horizontes: uno, tres y doce meses hacia delante. La raíz de los errores al cuadrado y absolutos son usados para comparar la calidad del pronóstico. Los resultados muestran que las RNA híbridas son capaces de pronosticar tan bien como todos los modelos tradicionales econométricos, y pueden superarlos en algunos casos.

Palabras Claves: Predicción, Inflación, Modelos Estructurales, Modelos de Series de Tiempo, Modelos de Redes Neuronales.

- **Mendez, J. (1998).** Desarrollo de estrategias de control predictivas de alto rendimiento mediante la incorporación de técnicas de control robusto y de redes neuronales.

Resumen: En esta tesis se aborda el desarrollo de estrategias de control predictivas con mejores características en cuanto a estabilidad, carga computacional y seguimiento de consignas variables, El algoritmo de control empleado es el controlador predictivo generalizado (GPC). Se diferencian tres partes en el trabajo.

En la primera parte se estudian cuestiones relacionadas con la aplicabilidad del GPC.

Para ello se ha llevado a cabo el diseño e implementación de una estrategia GPC mejorada sobre un motor de corriente continua. En la segunda parte de la tesis se propone un algoritmo GPC con mejores características en cuanto a

estabilidad y, por lo tanto, computacionalmente más eficaz. Para lograr esto se emplean técnicas de control robusto. En la última parte se aborda el problema de la elección acertada de los horizontes de predicción cuando se consideran consignas variables.

Para resolver este problema se plantea un esquema basado en redes neuronales que permite la sintonización automática del horizonte de predicción en el GPC.

Palabras Claves: Estrategias de Control Predictivas, Redes Neuronales, Carga Computacional, Algoritmo, Controlador Predictivo Generalizado.

ii. Bases teóricas

A continuación se desarrollan conceptos importantes dentro del trabajo de investigación, que son necesarios para comprender el desarrollo del modelo a plantear.

Neurona Biológica

Las neuronas son la unidad celular del Sistema Nervioso Central. Son elementos que forman la corteza cerebral de los seres vivos; cada una está formada por un núcleo, cuerpo, axón y dendritas.

Estructural y funcionalmente, las neuronas son unidades celulares y tienen la característica de ser capaces de conectarse con otras para enviarles la señal electroquímica que viene desde el cerebro, y cuyo destino son las unidades motoras. Estas poseen dos grandes propiedades; la irritabilidad, que le da a esta la capacidad de dar respuesta a agentes físicos y químicos con la iniciación de un impulso y la conductibilidad que le da la propiedad de transmitir los impulsos de un lado a otro.

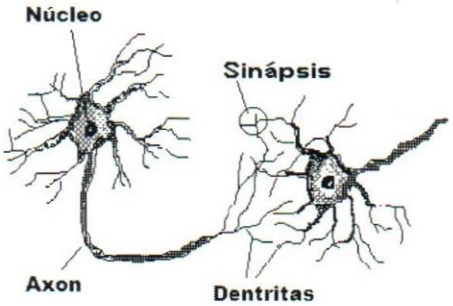


Gráfico 1. Neurona Biológica
(Kandel E.R., 2000)

Las dendritas forman una estructura de filamentos muy fina que rodean el cuerpo de la neurona. El axón es un tubo largo y delgado que se ramifica en su extremo en pequeños bulbos finales que casi tocan las dendritas de las células vecinas. La pequeña separación entre los bulbos finales de la primera neurona y las dendritas de la segunda, en donde se transmiten los impulsos nerviosos de ambas, se le denomina sinapsis. (Kandel E.R., 2000)

Las neuronas, al igual que las demás células del cuerpo, funcionan a través de impulsos eléctricos y reacciones químicas. Los impulsos eléctricos que utiliza una neurona para intercambiar información con las demás, viajan por el axón que hace contacto con las dendritas de la neurona cercanas mediante las sinapsis. La intensidad de la corriente (señal) transmitida depende de la eficiencia (masa) de la transmisión sináptica. Una neurona en especial transmitirá un impulso eléctrico por su axón si suficientes señales de las neuronas vecinas transmiten a través de sus dendritas en un tiempo corto.

La forma que dos neuronas interactúan es compleja, no es totalmente conocida; 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. La neurona recoge las señales por su sinapsis sumando todas las influencias excitadoras e inhibidoras. Si las influencias excitadoras positivas dominan, entonces la neurona da una señal positiva y manda este mensaje a otras neuronas por sus sinapsis de salida.

Las neuronas se comunican mediante eventos de corta duración llamados pulsos iónicos. Cada pulso se mueve a través del axón y genera fenómenos de descarga iónica en las neuronas receptoras.

Las descargas dependen de la naturaleza (+, -) y tamaño de las sinapsis en las neuronas receptoras.

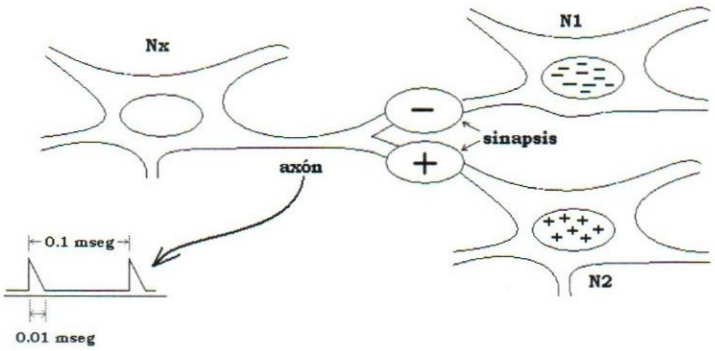


Gráfico 2. Comunicación Inter-Neuronas
(Rojas, 1996)

Red Neuronal Artificial

Desde hace muchos años, investigadores han tenido la iniciativa de crear modelos que interpreten la actividad cerebral, teniendo como fin producir una forma de inteligencia artificial. Su objetivo era modelar la biofisiología del cerebro humano; estudiar, analizar y explicar el funcionamiento del mismo, de forma de crear un modelo semejante a la forma de razonamiento del hombre.

Muchos modelos teóricos datan desde los años 50's. Algunos de ellos tienen aplicaciones limitadas en el mundo real, acción que trajo como consecuencia la poca atención al desarrollo de ésta tecnología. (Rojas, 1996)

La creación de la primera red neuronal capaz de aprender se remonta en el año 1951, donde Marvin Lee Minsky, uno de los científicos vivos más

influyentes dentro del campo de la Inteligencia Artificial, propuso que la inteligencia no es el producto de ningún mecanismo singular, proviene de las interacciones gestionadas de una gran variedad de agentes, se necesita una diversidad de agentes ya que diferentes tareas requieren mecanismos fundamentales muy distintos. (Minsky, 1988)

Las Redes Neuronales Artificiales están compuestas de un gran número de elementos de procesamiento altamente interconectados trabajando al mismo tiempo para la solución de problemas específicos; basando su aprendizaje en la experiencia de situaciones anteriores(Chang, 2003). Este sistema trata de una nueva forma de computación que es capaz de manejar las imprecisiones e incertidumbres que aparecen cuando se trata de resolver problemas relacionados con el mundo real.

Las Redes Neurales trabajan entrenando para desarrollar funciones complejas en variados campos de aplicación. Hoy en día pueden ser entrenadas para la solución de problemas que son difíciles para sistemas computacionales comunes o para el ser humano.

A nivel de ingeniería se trabajan como un sistema compuesto por un gran número de elementos básicos, agrupados en capas y que se encuentran altamente interconectados; estructura que posee entradas y salidas, que serán entrenadas para reaccionar a los estímulos como lo desee el programador. Esta tecnología es de gran utilidad para aplicaciones en las cuales se dispone de un registro muy amplio de datos con mucha incertidumbre, donde no se sabe exactamente la estructura y los parámetros que pudieran modelar el problema.(Lackes and D. Mack, 1998)

Una neurona artificial es un elemento con entradas, salida y memoria; posee entradas (I) que son ponderadas (w), sumadas y comparadas.

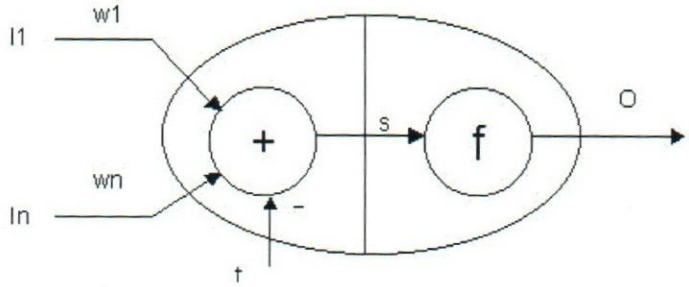


Gráfico 3. Neurona Artificial
(Rojas, 1996)

Por lo general estas están agrupadas en capas; las salidas de una capa están conectadas a las entradas de la capa siguiente; es posible que no todas las unidades estén conectadas, también es posible tener unidades de realimentación, conectando algunas salidas hacia entradas en capas anteriores.

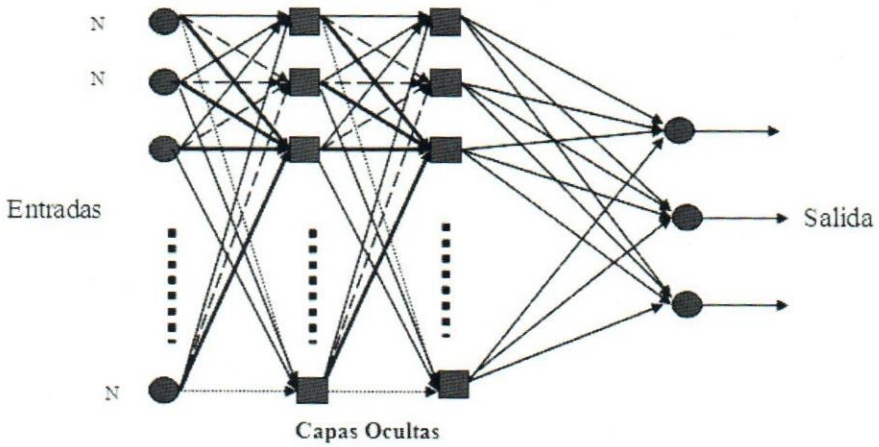


Gráfico 4. Conexión de entras y salidas de una Red Neural.
(Rojas, 1996)

Existen varios modelos matemáticos de neuronas. Los más antiguos solo contemplan procesos DC. Los más modernos (Berger – Liaw[2]) contemplan procesos dinámicos (AC) de corta duración(Chang, 2003)

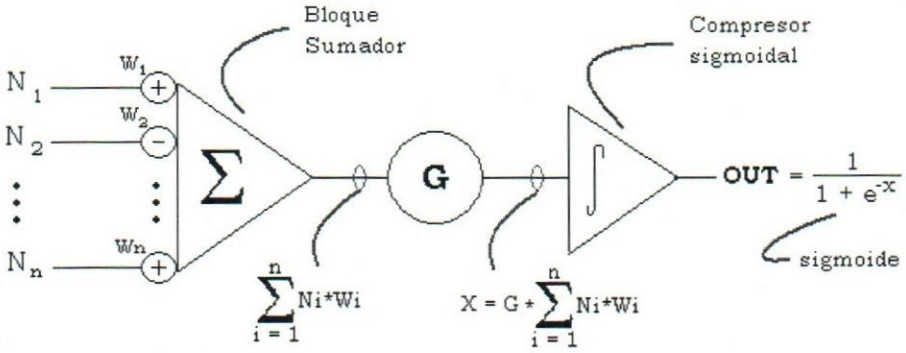


Gráfico 5. Modelo Matemático Estándar.
(Rojas, 1996)

Características de las Redes Neurales

* Tienen una inclinación natural a obtener el conocimiento a través de la experiencia, el cual es almacenado, al igual que en el cerebro, en el peso relativo de las conexiones inter-neurales.

* Cuentan con una altísima plasticidad y gran adaptabilidad, son capaces de cambiar dinámicamente junto con el medio.

[2] Según Theodore Berger, las redes neurales precedentes simplificaban demasiado los modelos biológicos, omitiendo una dimensión crucial. Las neuronas electrónicas desarrolladas por el equipo de Berger imitan mejor a sus equivalentes vivas, en especial las del hipocampo, la estructura cerebral implicada en el aprendizaje asociativo. La red neural definitiva actúa de forma mucho más eficiente, y permite logros como el descrito. Los ingenieros biomédicos de USC, Theodore Berger y Jim-ShihLiaw, crean un nuevo Sistema de Reconocimiento de Voz (SRS) de la red neuronal Berger-Liaw que comprende los idiomas hablados mejor que los humanos. La máquina se llama Berger-Liaw Neural Network Speaker IndependentSpeechRecognitionSystem y no sólo superó a todos sus contrincantes electrónicos sino también a algunos oídos humanos.

* Poseen un alto nivel de tolerancia a fallas, pueden sufrir un daño considerable y continuar teniendo un buen comportamiento, al igual como ocurre en los sistemas biológicos.

* Tienen comportamiento no lineal, lo que les permite procesar información procedente de otros fenómenos no lineales.

Las Redes Neurales Artificiales adaptables tienen dos fases en su operación.

1. Entrenamiento de la red. El usuario proporciona a la red un número "adecuado" de estímulos ejemplos de entrada y salida; la red entonces ajusta sus pesos de interconexión o sinapsis hasta que la salida de la red está lo suficientemente cerca de las salidas correctas.

2. Recuperación de lo aprendido. A la red se le presenta un conjunto de estímulos de entrada y esta simplemente calcula su salida. Cuando la red emplea entrenamiento no supervisado, algunas veces será necesario que reajuste su sinapsis durante la fase de recuperación.

La gran diferencia del empleo de las Redes Neuronales en relación con otras aplicaciones de la computación radica en que no son algorítmicas; generan ellas mismas sus propias reglas, para asociar la respuesta a su entrada; es decir, aprende por ejemplos y de sus propios errores.

El conocimiento de una red neural artificial se encuentra en la función de activación utilizada y en los valores de sus pesos; los cuales son seleccionados inicialmente de forma aleatoria y son los únicos valores modificables para obtener el conocimiento o comportamiento "inteligente" de la salida deseada en las situaciones tomadas como patrón.

Una de las aplicaciones más importantes de las Redes Neuronales Artificiales es aquella donde mediante ejemplos se desarrollan respuestas que tienen un

comportamiento específico; en otras palabras, a partir de ciertas imágenes o patrones de acción, la red es capaz de generalizar y dar una respuesta razonable ante problemas no vistos durante el entrenamiento.

Existen varios métodos de entrenamiento para las Redes Neurales, como lo son la Regla Delta y el Back Propagation, entre otros. En este caso se explicará el proceso de Back Propagation.

Back Propagation o Propagación hacia atrás

El Back Propagation estándar es un algoritmo de gradiente descendente; se basa en la propagación inversa de los resultados obtenidos; en otras palabras, las entradas de un grupo de neuronas, serán las salidas del grupo anterior.

Las redes de una sola capa tienen la desventaja de sólo poder resolver problemas linealmente separables. La necesidad de desarrollar problemas más complicados fue el punto de partida para el surgimiento de las redes multi-capa, en función de superar dicha dificultad.

Cuando las redes Back Propagation están entrenadas de manera apropiada, tienden a dar respuestas razonables ante entradas que no se encuentran dentro de las imágenes que fueron presentadas en su entrenamiento. Una entrada desconocida conduce a una salida similar a la deseada para los vectores de entrada que se han empleado en el entrenamiento. Debido a esta forma de trabajo, se puede entrenar a la red con un conjunto representativo de imágenes, entradas y salidas, obteniendo buenos resultados sin la necesidad de entrenarla sobre todo el universo de combinaciones posibles; que en muchos casos son imposibles de calcular. Con esta forma de trabajo,

se puede decir que las Redes Back Propagation bien entrenadas pueden predecir el comportamiento de las variables que se desean estudiar.

La característica principal de éste algoritmo, es su trabajo en forma paralela, lo cual reduce el tiempo requerido para determinación de patrones; sin la necesidad de interpretación humana para el desarrollo delas soluciones del algoritmo de trabajo.

El algoritmo de propagación inversa es un tipo de red con aprendizaje supervisado. Una vez que se aplica un patrón a la entrada como estímulo, se propaga en las restantes capas, hasta generar una salida, la cual se compara con la salida deseada definida dentro del sistema como "target[3]". Al comienzo del entrenamiento se obtienen errores los cuales irán disminuyendo a medida que mayor sea el proceso de educación de la red.

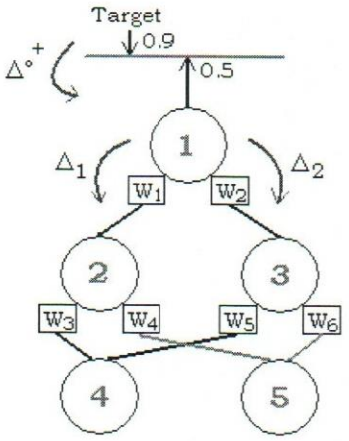


Gráfico 6. Diseño de una red neural artificial, con una sola salida.
(Rojas, 1996)

En el gráfico mostrado existen cinco (5) círculos; el cuarto y quinto son los censores de entradas, el segundo y tercero están en representación de la

[3] Target, se define como el valor de salida que se desea obtener de una red neuronal ya entrenada.

capa oculta, y por último, el círculo uno (1) representa la neurona de salida del sistema. Es importante resaltar que las entradas y el target son las imágenes de trabajo que el programador de la red utiliza para el entrenamiento. Los valores W acompañados de los subíndices respectivos, representan los pesos iniciales por los cuales se multiplican las entradas de las neuronas; son valores aleatorios que tienen el deber de modificarse durante el entrenamiento para lograr el valor de salida deseado.

En inicio, como los valores de los pesos son aleatorios, la salida tiende a ser diferente del target; ésta variación dicta un error, utilizado a partir de fórmulas matemáticas para calcular los cambios de todas las sinapsis de la red en los rangos de W; de forma tal que esta converja hacia un estado que permita clasificar correctamente todos los patrones de entrenamiento. Los cálculos del error se propagan hacia atrás, partiendo de la capa de salida hacia todas las neuronas de la capa oculta. Las neuronas de la capa oculta solo reciben una fracción de la señal total del error, ello se debe a que las modificaciones de los pesos sean en variaciones muy pequeñas.

Una acción dentro del sistema; es que a medida que sucede el entrenamiento, las neuronas de las capas intermedias se organizan de modo tal, que las distintas neuronas aprenden a reconocer las características del espacio total de entrada; logrando que después del entrenamiento; ante la presencia de un patrón arbitrario de entrada que contenga ruido o que este incompleta, las neuronas de la capa oculta tendrán una salida apropiada, si la nueva entrada contiene un patrón que se asemeje a aquella característica que las neuronas individuales hayan aprendido a reconocer durante su entrenamiento.

Se ha determinado, que las neuronas organizan en clases los datos obtenidos durante el entrenamiento; llegando a la hipótesis que todas las unidades de la capa oculta de una red de propagación inversa, están asociadas de alguna manera a características específicas del patrón de entrada como consecuencia del entrenamiento. El programador de la red necesita definir el tipo de topología a utilizar, esto es el número de neuronas en la capa de entrada, número de componentes en la capa oculta y el número de neuronas en la capa de salida; para lograr resultados razonables.

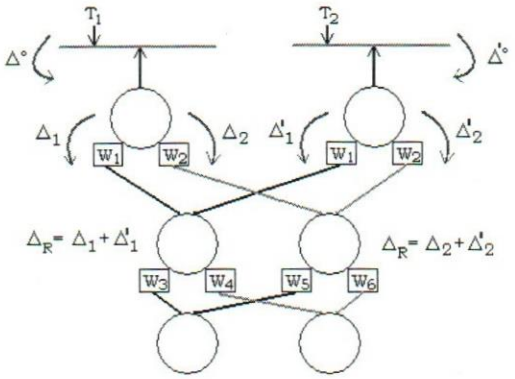


Gráfico 7. Diseño de una red Back Propagation, con dos salidas y demostración de la propagación de los errores.
(Rojas, 1996)

El gráfico representa la estructura de propagación de los errores dentro de una red neuronal. A continuación, se describe la estructura matemática para la modificación de los pesos W, a partir de la diferencia entre la salida deseada y la salida obtenida para cierto patrón de excitación.

El error calculado viene dado por la ecuación:

$$\frac{\partial Error}{\partial Wi} = (1 - OUT\ ) * (OUT\ ) * (T - OUT\ )$$

$$\text{Error base} = \Delta o = (1 - OUT) * (OUT) * (T - OUT)$$

Donde out representa la salida de la neurona y T el target o la salida deseada.

Los valores de los pesos futuros serán calculados a partir de la siguiente ecuación:

$$W_1(n+1) = W_1(n) + \eta * \Delta * OUT_2$$

$$W_2(n+1) = W_2(n) + \eta * \Delta * OUT_3$$

Dónde:

$W(n+1)$ es el peso futuro

$W(n)$ es el peso actual

η es el coeficiente de aprendizaje ($0.01 <= \eta < 0.1$)

$n = 0, 1, 2, \ldots$ tiempo de entrenamiento.

$\Delta_1 = \Delta o * W_1$

Algoritmos Genéticos

Un algoritmo es una serie de pasos organizados que describe el proceso que se debe seguir, para dar solución a un problema específico. En los años 1970, de la mano de John Henry Holland, surgió una de las líneas más prometedoras de la inteligencia artificial, la de los algoritmos genéticos (Domínguez-Dorado, 2004). Son llamados así porque se inspiran en la evolución biológica y su base genético-molecular. Estos algoritmos hacen evolucionar una población de individuos sometiéndola a acciones aleatorias semejantes a las que actúan en la evolución biológica (mutaciones y recombinaciones genéticas), así como también a una Selección de acuerdo

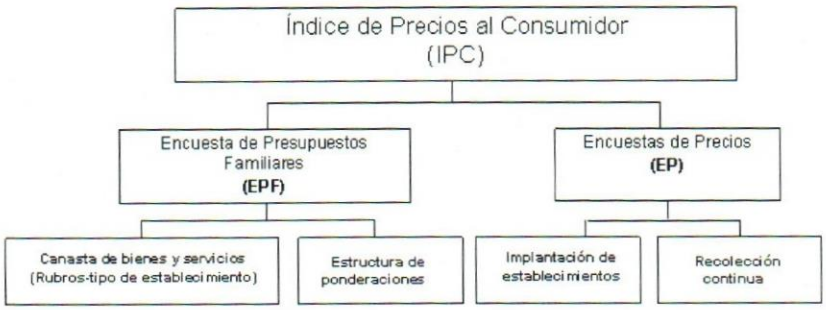
con algún criterio, en función del cual se decide cuáles son los individuos más adaptados, que sobreviven, y cuáles los menos aptos, que son descartados. Es incluido dentro de los algoritmos evolutivos, que incluyen también las estrategias evolutivas, la programación evolutiva y la programación genética.

Indice de Precios al Consumidor

Es un indicador estadístico que mide, en un período determinado, los cambios ocurridos en los precios de una canasta de bienes y servicios representativa del consumo de los hogares que habitan un área geográfica específica. (Banco Central de Venezuela, 2008)

El IPC puede considerarse un buen estimador de la inflación porque al registrar los movimientos de precios en la fase del consumo de las familias, recoge principalmente los efectos de las variaciones de precios que ocurren en toda cadena, desde la producción hasta los comerciantes que intervienen en el proceso económico y la formación de precios. (Cuadernos BCV, 2002)

Su cálculo depende de varios componentes que lo determinan, como lo son las encuestas de presupuestos familiares y las encuestas de precios.



Cuadro 1: Componentes del IPC
Fuente: Instituto Nacional de Estadística

Encuesta de presupuestos familiares (EPF)

La Encuesta de Presupuestos Familiares es una investigación por muestreo dirigida a los hogares, que tiene por objeto obtener información sobre sus ingresos, egresos, características de las viviendas que habitan, composición y otras variables económicas y sociales de sus miembros. Su principal objetivo es obtener la canasta de bienes y servicios y las ponderaciones del IPC. (Instituo Nacional de Estadística, 2008)

Encuestas de Precios (EP)

Son encuestas que tienen por objeto recolectar los precios de los productos contenidos en la canasta de bienes y servicios del IPC, principalmente en una muestra de los establecimientos que los comercializan.

Principales usos del Indice de Precios al Consumidor

• Es el indicador que emplea la mayoría de los países para medir la inflación.

• Se utiliza para el cálculo de ciertas variables en términos reales como, por ejemplo, las tasas de interés y salarios, entre otros conceptos.

• Permite actualizar el valor nominal de distintos valores de interés público o privado, tales como: revaluación de bienes inmuebles, pensiones de la seguridad social y contratos de arrendamiento.

• Sirve para evaluar la eficiencia de las decisiones aplicadas por el Gobierno en materia de política económica, mediante la comparación de la tasa de inflación observada con la meta inflacionaria.

• Se toma como referencia para determinar ajustes de sueldos, salarios, prestaciones sociales y otros tipos de ingresos.

Indice Nacional de Precios al Consumidor

El Banco Central de Venezuela (BCV) ha producido ininterrumpidamente, cada mes, desde 1950, el índice de Precios al Consumidor del área metropolitana de Caracas (IPC-AMC). Este indicador ha sido, desde entonces, una de las cifras estadísticas de mayor demanda por parte de los usuarios nacionales e internacionales. (Instituto Nacional de Estadística, 2008)

Sin embargo, la necesidad de contar con un índice de mayor cobertura geográfica, impulsó la decisión de que el BCV y el Instituto Nacional de Estadística (INE) unieran sus esfuerzos en procura de definir un nuevo indicador de precios al consumidor con mayor alcance geográfico.

Es así como nace, en el año 2004, la idea del Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC).

En la década de los 80, el BCV producía los resultados del IPC-AMC y de otras cinco ciudades: Maracay, Valencia, Puerto La Cruz, Barquisimeto y Maracaibo. Esta iniciativa se mantuvo hasta el año 1990, cuando la entonces Oficina Central de Estadísticas e Informática (OCEI) y el BCV, comenzaron a elaborar un índice de precios al consumidor con cobertura nacional, el cual se descontinuó en el año 2000.

En el año 2006, el BCV culminó los trabajos para producir un IPC representativo del área metropolitana de Maracaibo, el cual se comenzó a publicar en febrero de 2007.

Más recientemente, el BCV introdujo un conjunto de mejoras metodológicas en los índices de Caracas y Maracaibo, con base en los resultados de la IV

Encuesta Nacional de Presupuestos Familiares (V ENPF), levantada durante el año 2008 y 2010.

El Indice Nacional de Precios al Consumidor se refiere entonces a la totalidad del país y se define como el promedio ponderado de los bienes de un conjunto especifico de bienes y servicios consumidos por las familias, conocido como la canasta básica o de mercado, el cual es convertido a una serie de tiempo que relaciona los precios de un periodo con los precios de otro periodo. Las ponderaciones se basan en la importancia relativa que las familias asignan al gasto, de acuerdo al nivel de sus ingresos.

En el programa INPC, además de los resultados nacionales, se obtendrá información desagregada para las áreas metropolitanas de las diez ciudades más importantes y para el resto del País. En el dominio Resto del País se seleccionó una muestra estratificada de localidades. Las variables de estratificación fueron: tamaño de la localidad (Medianas, pequeñas y áreas rurales) y entidades (23). El resultado fue una muestra de 74 localidades en el dominio Resto.

País	Cobertura	País	Cobertura		
	Perú	24 ciudades		Bolivia	4 ciudades
	Brasil	9 áreas metropolitanas, la municipalidad de Goiana y Brasilia		Argentina	Gran Buenos Aires la capital y 24 distritos)
	México	46 ciudades		E.E.U.U.	50 estados
	Chile	Gran Santiago (32 municipios)		Ecuador	12 ciudades
	Colombia	13 ciudades		Venezuela	10 áreas metropolitanas + 74 localidades en el dominio Resto

Cuadro 2: Cobertura geográfica de los Índices de precios al consumidor de algunos Países de América
Fuente: Instituto Nacional de Estadística (2008)

El Indice Nacional de Precios al Consumidor es elaborado con base en los mismas pautas conceptuales, metodológicos y operativos que el Banco Central de Venezuela ha utilizado para los índices de Caracas y Maracaibo, lo cual incluye la actualización realizada para estos indicadores, a partir del mes de enero de 2008.

Para su cálculo se utiliza un índice de tipo LASPEYRES, lo que implica que las cantidades de los rubros en la canasta permanecen fijas en el tiempo, mientras que los precios cambian constantemente.

Clásico:

$$I_n = \frac{\sum P_n Q_0}{\sum P_0 Q_0} \times 100$$

Encadenada:

$$I_n = I_{n-1} \times \left[\frac{\sum W_i^{n-1} [R_{i,n/n-1}]}{\sum W_i^{n-1}} \right]$$

donde:

P_0 = *Precios de la base*

P_n = *Precios en el período n*

Q_0 = *Cantidades en el período base*

El Índice Nacional de Precios al Consumidor tiene como período base de referencia: Diciembre de 2007 = 100, porque el 2007 es el año que se seleccionó como base de lo que será el nuevo Sistema de Cuentas Nacionales (SCN) de Venezuela, actualmente en desarrollo, donde se levantó en firme los precios a nivel nacional.

Para obtener el Indice Nacional de Precios al Consumidor se investigan aproximadamente 300.000 precios mensuales en cerca de 22.000 establecimientos. Existen cerca de 200 tipos distintos de establecimientos en la muestra del IPC, entre los que se cuentan, por ejemplo, algunos tipos de establecimiento:

- Automercados (grandes cadenas)
- Abastos, bodegas
- Mercal
- Panaderías, pastelería y charcutería
- Buhoneros
- Concesionarios y/o distribuidores de vehículos
- Compañías de telefonía básica
- Restaurantes, tascas, cervecería, piano bares, etc.
- Líneas de carro por puestos y autobuses urbanos

- Farmacias en cadena
- Carnicerías y/o frigoríficos
- Zapaterías
- Clínicas
- Mercados libres y periféricos
- Compañías que prestan servicio de televisión por cable
- Talleres de reparación y servicios de vehículos en general
- Tiendas de artículos electrodomésticos
- Colegios y/o escuelas privadas de educación básica
- Universidades privadas
- Tiendas de ropa casual para damas, caballeros, niños/as
- Supermercados no en cadena
- Venta de ropa y calzado en mercados libres
- Estaciones de servicio
- Compañías de telefonía celular y otros servicios conexos

El Indice Nacional de Precios al Consumidor refleja con mayor fidelidad la evolución de los precios en todo el país, y constituye un indicador más adecuado para afectar, escalar, indexar o actualizar valores que deben ser modificados con base en la evolución de los precios al consumidor durante un período determinado.

La obtención del indicador para cada una de las 10 ciudades más importantes del país (Caracas, Maracaibo, Maracay, Valencia, Barquisimeto, Maturín, San Cristóbal, Mérida, Barcelona-Puerto la Cruz, y Ciudad Guayana), facilita la posibilidad de diseñar políticas económicas y sociales

referidas a realidades más homogéneas como son las que están presentes en los diferentes ámbitos del territorio nacional.

iii. Basamento jurídico

Desde sus inicios el Banco Central de Venezuela ha tenido presente como una de sus principales funciones el velar por la estabilidad de la moneda, a través de la modificación y actualización de sus propias leyes.

Una de las primeras leyes creadas por el Banco Central, que definen la conducta y el interés hacia este pensamiento, es la que creó el 8 de septiembre de 1939, en el artículo 2do□ordinal 5to□estableciendo que una de las funciones del BCV era: "Vigilar el valor de la unidad monetaria, tanto en su poder adquisitivo interior como en su relación con las monedas extranjeras". Este fue uno de los primeros pasos del Banco Central de Venezuela que tomó, para expresar su motivación de que la institución debería procurar la estabilidad de precios.

El principio fundamental anterior adquirió una forma algo más elaborada con la Ley del Banco Central de Venezuela de 18 de enero de 1961, en la cual se establece en su artículo 2do que el BCV "tendrá como finalidad esencial crear y mantener las condiciones monetarias, crediticias y cambiarias favorables a la estabilidad de la moneda, al equilibrio económico del país y al desarrollo ordenado de la economía...". La exposición de este artículo sugiere que el legislador fue asignando cada vez mayor importancia a la estabilidad de la moneda, para lo cual valoró como prioritario el mantenimiento de determinadas condiciones monetarias, crediticias y cambiarias para que esa estabilidad pudiese ser lograda, es decir, mediante la instrumentación de una política monetaria conservadora.

Tanto las reformas que posteriormente se hicieron a esa ley como las leyes nuevas mantuvieron esa apreciación del rol que debía jugar el Banco Central

de Venezuela en la economía venezolana. Sin embargo, un punto de inflexión importante lo representó la Ley del BCV de diciembre de 1992. En el artículo 2do de esa ley, aparte de agregar una oración referida a asegurar la continuidad de los pagos internacionales del país, se conserva el objetivo de alcanzar la estabilidad de precios como el más importante de la política monetaria. Pero tal vez el aspecto más novedoso es el relativo a la autonomía del BCV para llevar a cabo la política monetaria, el cual se inscribe dentro de la tendencia mundial que privilegia la necesidad de contar con una institución especializada que pueda actuar con plena independencia en la consecución de su objetivo.

Lo que era un principio circunscrito a una ley se transformó en mandato más estricto por cuanto la Constitución Nacional, vigente desde el 24 de marzo de 2000, en su artículo 318 consagra que: "El objeto fundamental del Banco Central de Venezuela es lograr la estabilidad de precios y preservar el valor interno y externo de la unidad monetaria". Para el cumplimiento de este precepto, la Constitución dio un paso adelante al especificar que el Banco Central de Venezuela es el ente encargado de formular y ejecutar la política monetaria y participar en el diseño de la política cambiaria.

Todas estas variaciones han logrado que se tenga claramente la función principal del Banco Central de Venezuela, considerado en uno de los institutos que debe establecer de manera clara, precisa y transparente su objetivo como una forma de convencer a los agentes económicos del compromiso firme de cumplir con las metas propuestas.

III. MARCO METODOLOGICO

i. Diseño de la Investigación

A continuación se especifican las actividades que se llevaron a cabo para completar exitosamente cada una de las etapas, describiendo en detalle los procedimientos mediante los cuales se realizaron.

El presente trabajo de investigación fue clasificado según el tipo y nivel de Investigación de Desarrollo y Acción, ya que pretende desarrollar una herramienta para predecir el comportamiento del Indice Nacional de Precios al Consumidor, a través de unas acciones o pruebas para comprobar su nivel de efectividad.

La investigación tiene una Unidad de Análisis, donde se precisaron las variables utilizadas y se definió el lugar al que pertenecen, junto al periodo abarcado. Luego se procedió a analizarlas y definir las técnicas de utilización o procesamiento de datos a utilizar.

Unidad de Análisis.

Venezuela fue el lugar para examinar todas variables a utilizar.

Se investigaron las variables que afectan al Indice Nacional de Precios al Consumidor y las que se componen o derivan de su comportamiento.

El periodo a estudiar en cada una de las variables fue de veinte años, data suficiente para poder modelar la investigación.

Variables

Se investigaron las razones que hacen que el índice varíe, considerando los distintos comportamientos a lo largo de la muestra.

Se definió la muestra del Indice Nacional de Precios al Consumidor, agrupando el año de la base del mismo, en caso de que posean distintos años, para poder tener una línea de tendencia que pueda ser insertada en la Red Neural.

De la muestra seleccionada del INPC se definió la parte que se va usar para entrenar a la Red Neural Artificial y otra parte denominada como "futuro" para poder hacer comprobaciones de efectividad de los resultados arrojados por la RNA de Propagación hacia Atrás.

ii. Técnicas de Utilización o Procesamiento de Datos

Se trabajó con el algoritmo de Propagación hacia Atrás, método por el cual la Red Neural Artificial puede entrenarse de manera efectiva, con los datos de la muestra de las variables a utilizar.

Se procedió a realizar y analizar los resultados de la RNA comparándolos con una data definida como "futuro" conocido y medir su porcentaje de efectividad.

Se introdujeron en la Capa de Entrada de la RNA aquellas variables que sean dependientes e independientes del INPC, y se analizaron los resultados contra el futuro conocido.

Se corrigieron los pesos y número de neuronas artificiales de la Capa Oculta de la Red y se analizó su efectividad.

Con estas pruebas de efectividad se llegó a tener una RNA que posee en sus Capas y Pesos, los datos más efectivos para que su predicción fuese la más confiable.

A continuación se detallan los pasos del desarrollo del programa utilizados para la Red Neural Artificial

Desarrollo del programa basado en Redes Neurales Artificiales:

Para desarrollar el programa fue necesario pasar por distintas etapas de pruebas, para lograr los mejores resultados:

1.- Realización de seminarios de adiestramiento sobre Redes Neurales y el algoritmo Back Propagation, para trabajar con el software seleccionado para la programación de la red, "Borland C++ V 5.5" con base de Lenguaje C[4].

2.- Se trabajaron los datos de todas las variables a utilizar, creando algoritmos que normalizaran la información entre los rangos requeridos para que la red los pueda interpretar.

3.- Se programó la RNA y se estudiaron las variaciones posibles en la cantidad de neuronas en la capa de entrada, en la capa de salida y dentro de la capa oculta, para a través de ensayo y error se evaluó el mejor funcionamiento de la red.

4.- Se seleccionaron los patrones a ser utilizados durante el entrenamiento y se crearon patrones idealizados, donde el comportamiento ruidoso típico de estos sistemas, es suavizado mediante curvas estabilizadas. La data general del Indice Nacional de Precios al Consumidor se dividió en diversas formas durante la realización de las pruebas, separando datos para las fases de entrenamiento, de control y de predicción. Además se introdujeron data adicional en las neuronas restantes en la fase de entrenamiento, para realizar diversas combinaciones de los índices económicos que influyen en Indice Nacional de Precios al Consumidor.

---

[4]Lenguaje C se define como un lenguaje de programación orientado a la implementación de Sistemas Operativos, es muy popular por la eficiencia del código que produce la creación de software y aplicaciones.

5.- Se añadieron las operaciones evolutivas mutación-regresión y "Trimming" para poder llegar a un entrenamiento razonable.

6.- Finalmente se comprobaron los resultados arrojados por el predictor para medir su efectividad.

iii. Operacionalización de los Objetivos y Variables

Operacionalización del Objetivo General

Objetivo general

Aplicación de técnicas de Redes Neurales para la construcción de un predictor del comportamiento del Indice Nacional de Precios al Consumidor, basándose en datos del mercado venezolano.

VARIABLE	DEFINICION CONCEPTUAL	DEFINICION OPERACIONAL
Variable independiente		
RNA	Paradigma de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el sistema nervioso de los animales. Se trata de un sistema de interconexión de neuronas en una red que colabora para producir un estímulo de salida	La aplicación de este tipo de tecnología en la economía, puede contribuir a la toma de decisiones acertadas en el comportamiento de indicadores importantes.
Variable dependiente		
INPC	Indicador estadístico que mide, en un período determinado, los cambios ocurridos en los precios de una canasta de bienes y servicios representativa del consumo de los hogares que habitan un área geográfica específica.	Se considerarse estimador de la inflación porque al registrar los movimientos de precios en la fase del consumo de las familias, recoge principalmente los efectos de las variaciones de precios que ocurren en toda cadena, desde la producción hasta los comerciantes que intervienen en el proceso económico y la formación de precios

Cuadro 3: Operacionalización de los Objetivos y Variables – Objetivo General

Operacionalización de los Objetivos Específicos

- Estudiar el comportamiento del Indice Nacional de Precios al Consumidor en el mercado venezolano.

VARIABLE	DEFINICION CONCEPTUAL	DEFINICION OPERACIONAL
Variable independiente		
Mercado Venezolano	Conjunto de transacciones, acuerdos o intercambios de bienes y servicios entre compradores y vendedores. El mercado implica el comercio regular y regulado, donde existe cierta competencia entre los participantes.	Venezuela tiene una economía de mercado orientada a las exportaciones. La principal actividad económica de Venezuela es la explotación y refinación de petróleo para la exportación y consumo interno.
Variable dependiente		
Comportamiento del INPC	Indicador estadístico que mide, en un período determinado, los cambios ocurridos en los precios de una canasta de bienes y servicios representativa del consumo de los hogares que habitan un área geográfica específica.	Refleja con mayor fidelidad la evolución de los precios en todo el país, y constituye un indicador más adecuado para afectar, escalar, indexar o actualizar valores que deben ser modificados con base en la evolución de los precios al consumidor durante un período determinado.

Cuadro 4: Operacionalización de los Objetivos y Variables – 1er Objetivo Específico

- Investigar métodos existentes bajo la tecnología de Redes Neurales aplicables en la predicción de comportamientos.

VARIABLE	DEFINICION CONCEPTUAL	DEFINICION OPERACIONAL
Variable independiente		
RNA	Paradigma de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el sistema nervioso de los animales. Se trata de un sistema de interconexión de neuronas en una red que colabora para producir un estímulo de salida	La aplicación de este tipo de tecnología en la economía, puede contribuir a la toma de decisiones acertadas en el comportamiento de indicadores importantes.
Variable dependiente		
Métodos existentes de predicción	Back Propagation es un algoritmo de gradiente descendente; se basa en la propagación inversa de los resultados obtenidos; en otras palabras, las entradas de un grupo de neuronas, serán las salidas del grupo anterior.	Cuentan con el potencial para realizar predicciones, ya que en la mayoría de los casos son muy buenas en el reconocimiento de patrones complejos.

Cuadro 5: Operacionalización de los Objetivos y Variables – 2do Objetivo Específico

- Utilización de las Redes Neurales para la construcción de un predictor del comportamiento del INPC.

VARIABLE	DEFINICION CONCEPTUAL	DEFINICION OPERACIONAL
Variable independiente		
RNA	Paradigma de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el sistema nervioso de los animales. Se trata de un sistema de interconexión de neuronas en una red que colabora para producir un estímulo de salida	La aplicación de este tipo de tecnología en la economía, puede contribuir a la toma de decisiones acertadas en el comportamiento de indicadores importantes.
Variable dependiente		
Construcción de un predictor del comportamiento del INPC	Trabajar con el algoritmo de Propagación hacia Atrás, método por el cual la Red Neural Artificial puede entrenarse de manera efectiva, con los datos de la muestra de las variables a utilizar.	Programar la RNA y estudiar las variaciones posibles, la cantidad de neuronas en la capa de entrada, en la capa de salida y dentro de la capa oculta, para a través de ensayo y error evaluar el mejor funcionamiento de la red.

Cuadro 6: Operacionalización de los Objetivos y Variables – 3er Objetivo Específico

- Evaluación la eficiencia del Predictor.

VARIABLE	DEFINICION CONCEPTUAL	DEFINICION OPERACIONAL
Variable independiente		
RNA	Paradigma de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el sistema nervioso de los animales. Se trata de un sistema de interconexión de neuronas en una red que colabora para producir un estímulo de salida.	La aplicación de este tipo de tecnología en la economía, puede contribuir a la toma de decisiones acertadas en el comportamiento de indicadores importantes.
Variable dependiente		
Evaluar eficiencia del Predictor	Comprobación de los resultados arrojados por el predictor para medir su efectividad.	Mediante las distintas combinaciones utilizadas por la RNA del INPC y sus variables influyentes, se determinará cual es la combinación ideal que ofrezca los resultados más óptimos.

Cuadro 7: Operacionalización de los Objetivos y Variables – 4to Objetivo Específico

iv. Código de Ética

El siguiente trabajo de investigación tiene como objetivo fundamental la recolecta de un conocimiento confiable sobre las variables a estudiar; y como objetivo personal la realización de la investigación por placer personal, paz, seguridad y desarrollo propio.

Como economista, el deber ser, es presentar este trabajo de maestría teniendo en cuenta los principios de éticas de la profesión, entre ellos realizar un trabajo con rigor profesional, apegado a los principios editoriales de la Universidad Católica Andrés Bello y de acuerdo a las normas de redacción establecidas por ella. Tener el deber de informar con exactitud, competencia y precisión, basando la información en hechos comprobados. Enfocarse en la investigación y análisis, con la fuente fidedigna de su origen, y rechazar aquella información sin sustentación. Además de informar con objetividad y precisión y no divagar sobre los hechos, evitar el sensacionalismo y el escándalo en sus informaciones.

IV. RESULTADOS

Una vez culminadas las actividades para la creación del modelo predictor del INPC Venezolano se obtuvieron los siguientes resultados:

Las pruebas realizadas a partir de ensayo-error arrojaron resultados sobre cuales variables introducir en la Red Neural, cuanta es la cantidad de información óptima que podría introducirse en esta, cual sería la configuración de la red, cuales algoritmos de introducción de datos y los algoritmos para la comprobación y análisis de los resultados.

Las teorías de los sistemas entrenables afirman que las redes aprenden a partir de situaciones anteriores; las redes biológicas son capaces de aprehender los patrones de comportamiento que llevan inmersos los datos anteriores de una misma situación planteada; por lo que fue considerado pertinente incluir los valores anteriores del INPC. Dentro de la capa oculta, las redes se organizan tomando cada una de ellas atributos que encuentran en los datos que se le introducen a partir de la capa de entrada.

En ciertos casos es posible hacer ingeniería en reverso sobre estos atributos y descubrir comportamientos específicos de la data. De hecho este proceso es hoy por hoy una de las herramientas usadas en la llamada Minería de Datos o "Data mining"[5], otra actividad importante en las ciencias económicas actuales.

Existen antecedentes de modelos que predicen elINPC de las economías en otros países, sin embargo, Venezuela es un país donde la experiencia dicta

[5]La minería de datos o exploración de datos es un campo de las ciencias de la computación referido al proceso que intenta descubrir patrones en grandes volúmenes de conjuntos de datos. (Rokach, 2010) Utiliza los métodos de la inteligencia artificial, aprendizaje automático, estadística y sistemas de bases de datos. El objetivo general del proceso de minería de datos consiste en extraer información de un conjunto de datos y transformarla en una estructura comprensible para su uso posterior. Además de la etapa de análisis en bruto, que involucra aspectos de bases de datos y de gestión de datos, y de procesamiento de datos.

que las coyunturas políticas y la situación internacional alteran en gran parte el mercado financiero, debido a que nuestra economía está basada principalmente en la exportación de petróleo; lo que hace más complejo el análisis de las variables a introducir en la red neural, cualquier alteración en la situación política y/o económica del país repercute directamente en el sistema económico nacional.

La creación del predictor se realizó en varias etapas, donde la configuración interna de la red neural fue modificada desde la cantidad de datos introducidos, la cantidad de neuronas en la capa de entrada, en la capa oculta y en la capa de salida. No existe un patrón definido de cómo configurar la red. El programador es el que se encarga de evaluar la cantidad de información y de neuronas artificiales a utilizar para modelar el sistema. Los resultados óptimos sólo se logran haciendo múltiples pruebas en la creación de las redes, y tratando de crear algoritmos que hagan más fáciles tanto la introducción de los datos, como la interpretación de los mismos. En la construcción de la Red Neuronalse utilizó la muestra de veinte años (doscientos ochenta y ocho meses consecutivos de un universo de más de 490 meses) del INPC venezolano, debido a que con esta cantidad ya se obtenían resultados óptimos.

i. Desarrollo del Programa basado en Redes Neurales

Los datos que se introdujeron en el programa, se convirtieron en un lenguaje "neural", acorde para que la red los entendiera. Este lenguaje establece valores estables, (no tienen componente AC) y continuos en el rango [0-1]. El proceso de captura de datos normaliza los valores reales de la muestra bajo análisis en este rango continuo. Los datos utilizados fueron el valor del INPC

(Base Dic 08), la Liquidez Monetaria, las Reservas Internacionales, el Dólar Implícito, la Tasa de Desempleo, las Exportaciones de Bienes f.o.b. Petroleras, las Tasas Bancarias Activas y Pasivas desde el periodo del mes de Enero de 1990 hasta el mes de Diciembre de 2013. Estos datos se consiguieron a través de las bases de datos disponibles en las paginas web de las principales instituciones financieras como el Fondo Monetario Internacional, el Banco Central de Venezuela y el Instituto Nacional de Estadística de Venezuela.

ii. Captación de Datos

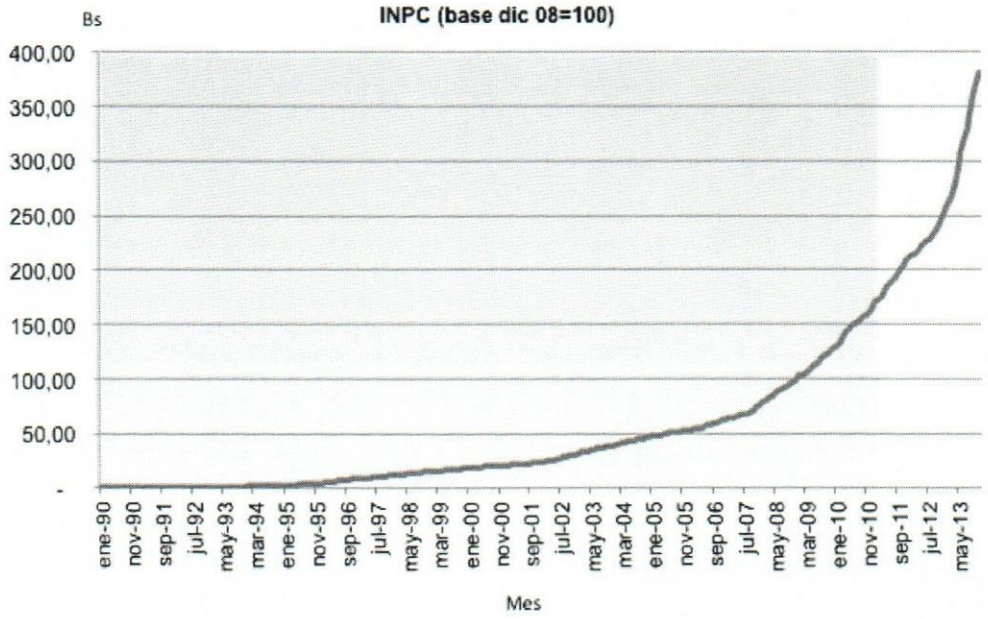


Gráfico8. INPC (base100) tomada para desarrollar la RNA
Fuente: BCV

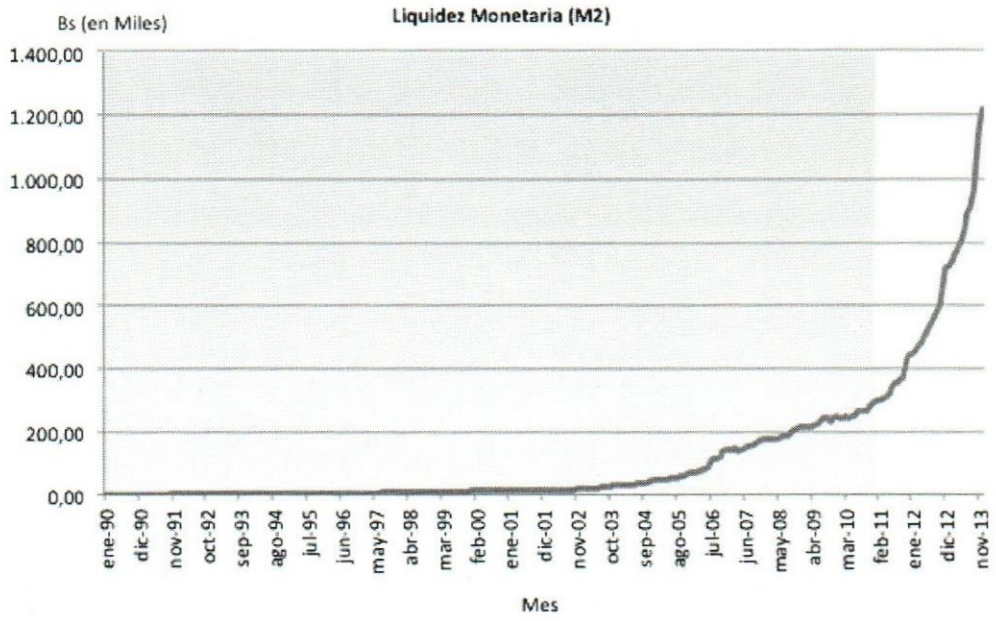


Gráfico9. Liquidez Monetaria tomada para desarrollar la RNA
Fuente: BCV

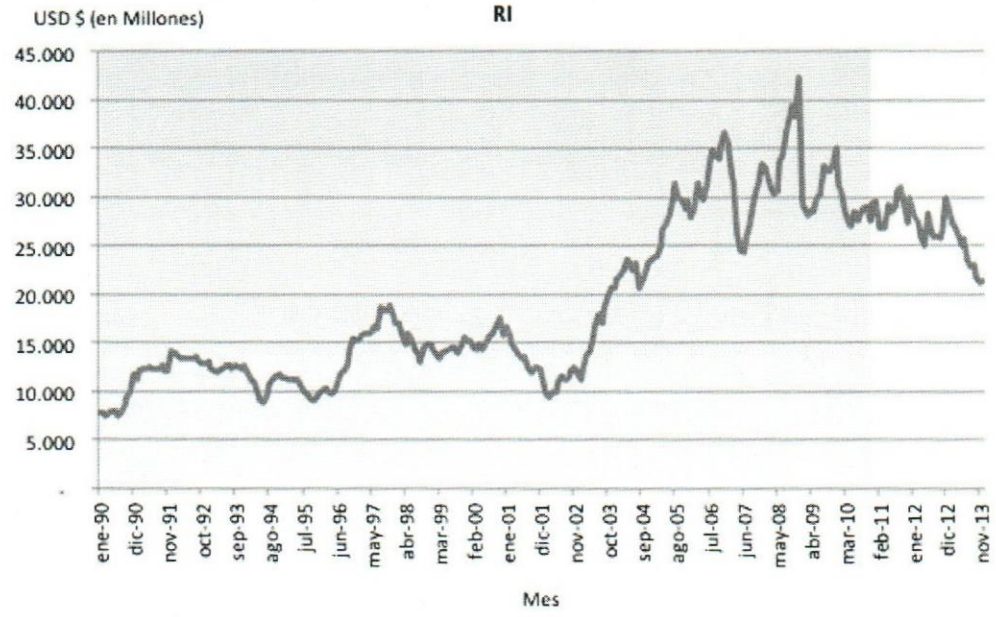


Gráfico10. Reservas Internacionales tomada para desarrollar la RNA
Fuente: FMI

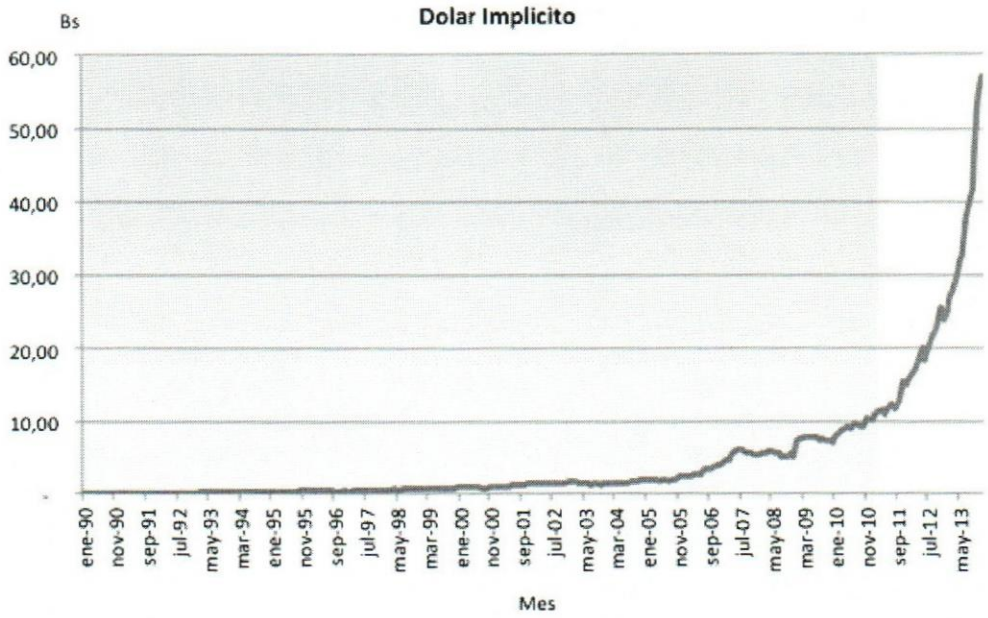


Gráfico11. Cálculo del Dólar Implícito tomada para desarrollar la RNA
Fuente: BCV y FMI

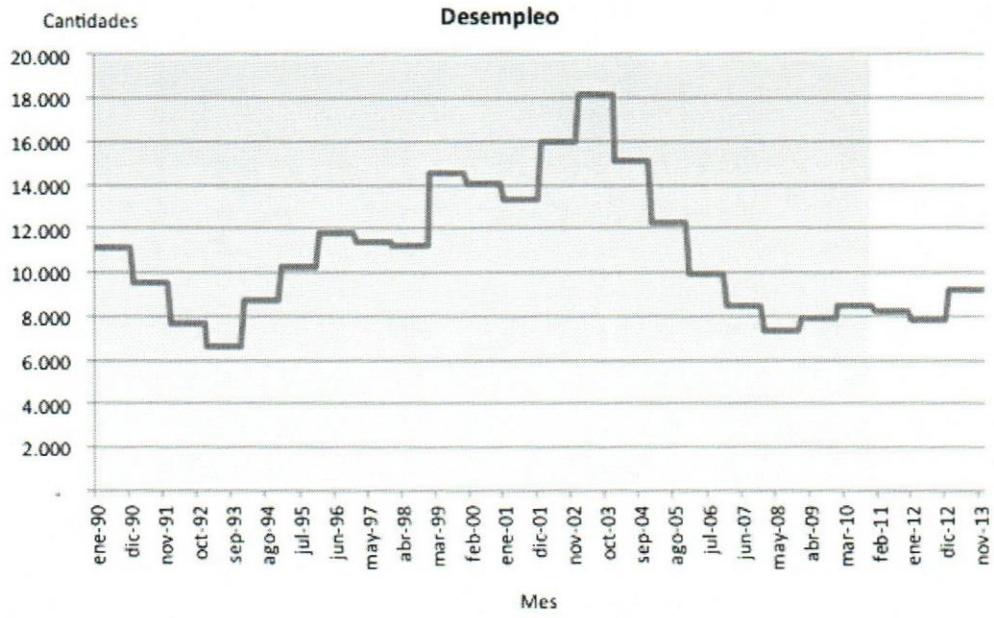


Gráfico12. Tasa de desempleo (mensualizada) tomada para desarrollar la RNA
Fuente: FMI

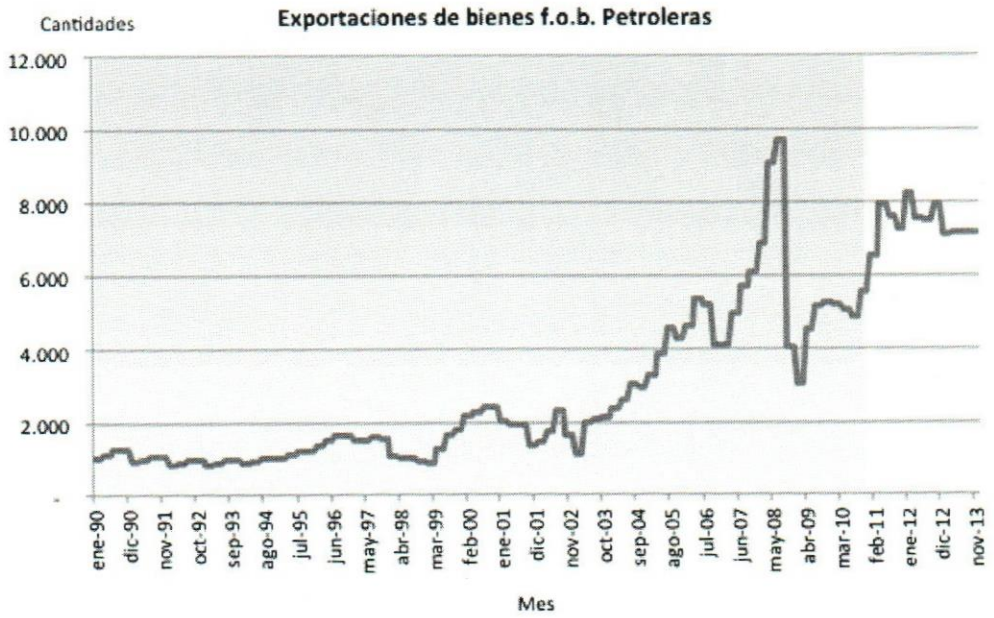


Gráfico13. Exportaciones de bienes f.o.b. Petroleras tomada para desarrollar la RNA
Fuente: BCV

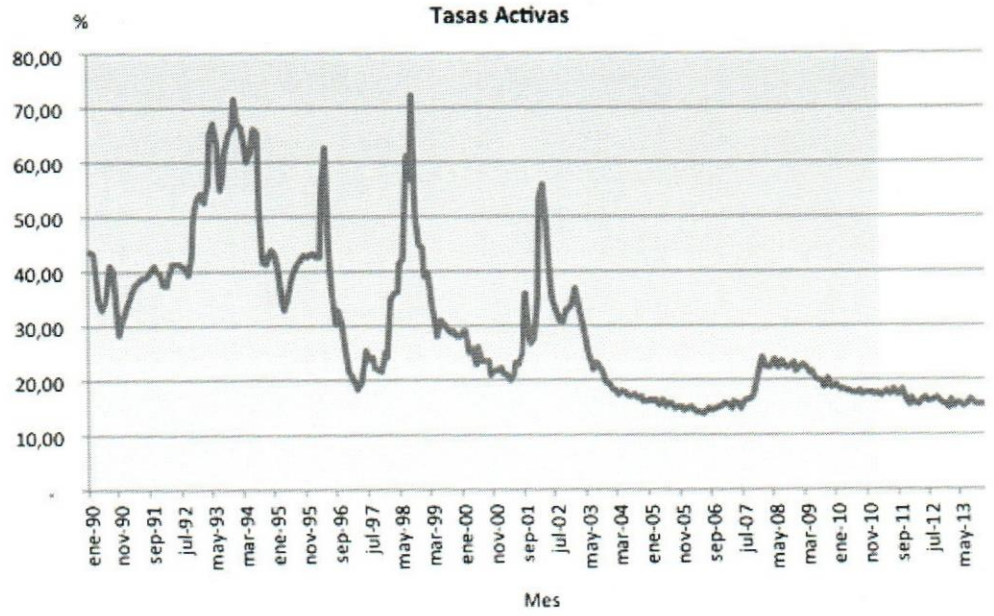


Gráfico14. Tasas Activas bancarias tomada para desarrollar la RNA
Fuente: BCV

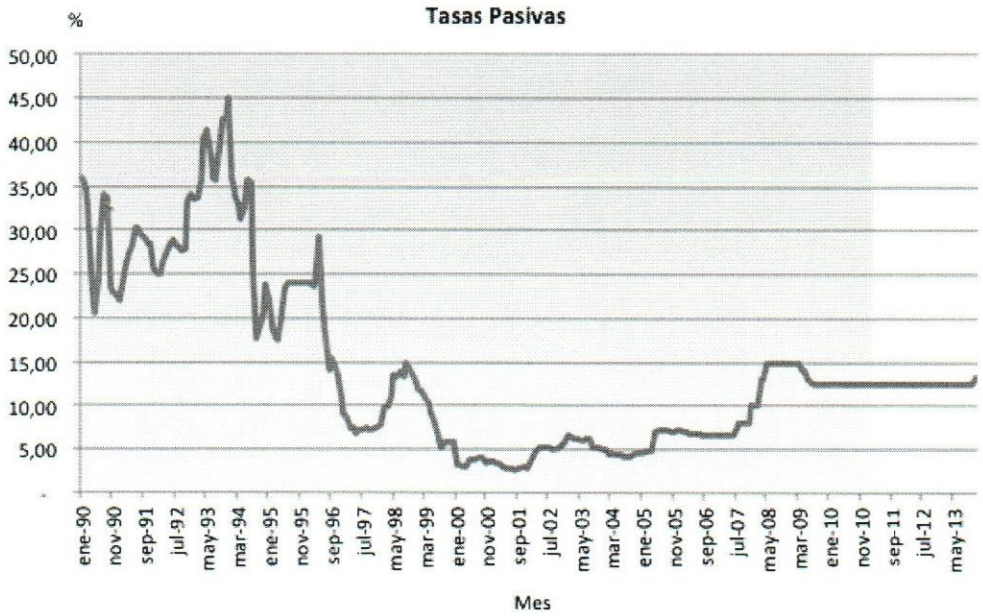


Gráfico15. Tasas Pasivas bancarias tomada para desarrollar la RNA
Fuente: BCV

Los valores normalizados entre (0,1) se adoptan seguidamente como señales neurales válidas, quienes a través de sinapsis individuales entregan información a las 19 neuronas de la capa escondida. La normalización se realiza buscando el máximo y mínimo de los valores en toda la serie estudiada. El valor mínimo es restado a todos los elementos de manera que la serie vaya de cero a Valor_maximo. Esto elimina el valor DC de fondo que oporta poca información. Seguidamente se divide toda la serie entre el valor máximo para así dejar a todos los valores entre el rango 0 y 1.

Finalmente se utilizaron 800 neuronas en la capa de entrada, (8 datas + 8 derivadas) * 50 neuronas/carro. En cada una de ellas se cargaron los valores resultantes de la normalización de cada data respectiva.

iii. Fase de Entrenamiento

Una vez que los datos pueden ser introducidos organizadamente en la capa de entrada de la red, se comenzó con la fase denominada "Fase de Entrenamiento". Esta se inicia asignando valores aleatorios a todas las sinapsis (pesos) de la red. En este estado y ante cualquier data de entrada las capas escondidas y de salida arrojan resultados aleatorios.

La capa escondida se construyó con una estructura de 19 neuronas, que es un valor "estandard" previamente utilizado y probado en otras aplicaciones complejas[6], La capa de salida esta comprendida por una única neurona, diseñada para estudiar el caso especifico del valor del INPC que se quiere pronosticar. Esta neurona muestra el resultado del cálculo de la red, el cual eventualmente es la base para el proceso de calculo de error, entrenamiento y aprendizaje que hacen posible llegar a pronosticar el valor del INPC a futuro.

En el proceso de Feed Forward (respuesta natural de la red) se aplica una función de activación sigmoidal definida como la suma ponderada de las entradas multiplicadas por sus respectivas sinapsis. A esta suma ponderada se le aplica la funcion:

Out = 1/ [1+exp -(suma_ponderada)*gain].

Este proceso de activación sigmoidal restringe el rango de valores de salidas a resultados continuos y continuamente derivables entre 0.1 y 0.9. Una vez que se obtienen las salidas de la capa escondida, el proceso continúa hacia

[6]El sistema de visión por computador ALVINN (AutonomousLandVehicle In a Neural Network) fue entrenado para dirigir un coche de forma que sigue una línea. Se instaló en una furgoneta controlada por computador en el NavLab de UCM y se utilizó para dirigir al vehículo por Estados Unidos. Durante 2.850 millas controló la dirección del vehículo en el 98 por ciento del trayecto. Una persona lo sustituyó en el dos por ciento restante, principalmente en vías de salida. El NavLab posee videocámaras que transmiten imágenes de la carretera a ALVINN, que posteriormente calcula la mejor dirección a seguir, basándose en las experiencias acumuladas en los viajes de entrenamiento.

la capa de salida donde se realizan los mismos cálculos indicados en la capa escondida con la diferencia de que las entradas son ahora las salidas de la capa escondida, con sus propios pesos de conexión individuales e inicialmente aleatorios.

Luego de obtener los valores en la capa de salida arrojados por la red, se aplica el proceso de Back Propagation, el cual es una de las bases del entrenamiento para hacer que la RNA aprenda.

Durante el backpropagation todos los pesos de la red son modificados levemente en cada ciclo, hasta que el resultado de la capa de salida se aproxime al valor deseado, definido como Target, dentro de la tolerancia que se desee.

La diferencia Capa_de_Salida-Target (error) se utiliza para ejecutar el cálculo hacia atrás, reajustar todos los pesos y acercarse al valores dado como Target, disminuyendo el margen de error. De esta forma logra el proceso de aprendizaje por backpropagation. En la siguiente imagen se muestra el funcionamiento de la translación de los errores calculados durante el Back Propagation, para la modificación de los pesos de cada una de las neuronas que compone la red.

La Fase de Entrenamiento comprende alrededor de 10 años continuos de la data de las variables económicas utilizadas, y la red escoge continuamente 50 valores de cada indicador, dando un total de 800 datos de entrada al evaluar todos los indicadores. La RNA estudia el comportamiento de la serie mensual durante esos diez años en distintos períodos de tiempo. Es importante señalar que la red no se memoriza cada caso, sino que estudia

cada uno de ellos, capturando la información que necesite y considere importantepara minimizar su error.

Esta fase de entrenamiento pasa por miles de ciclos de Back Propagation hasta que valor de la capa de salida se aproxime al valor objetivo de la data.

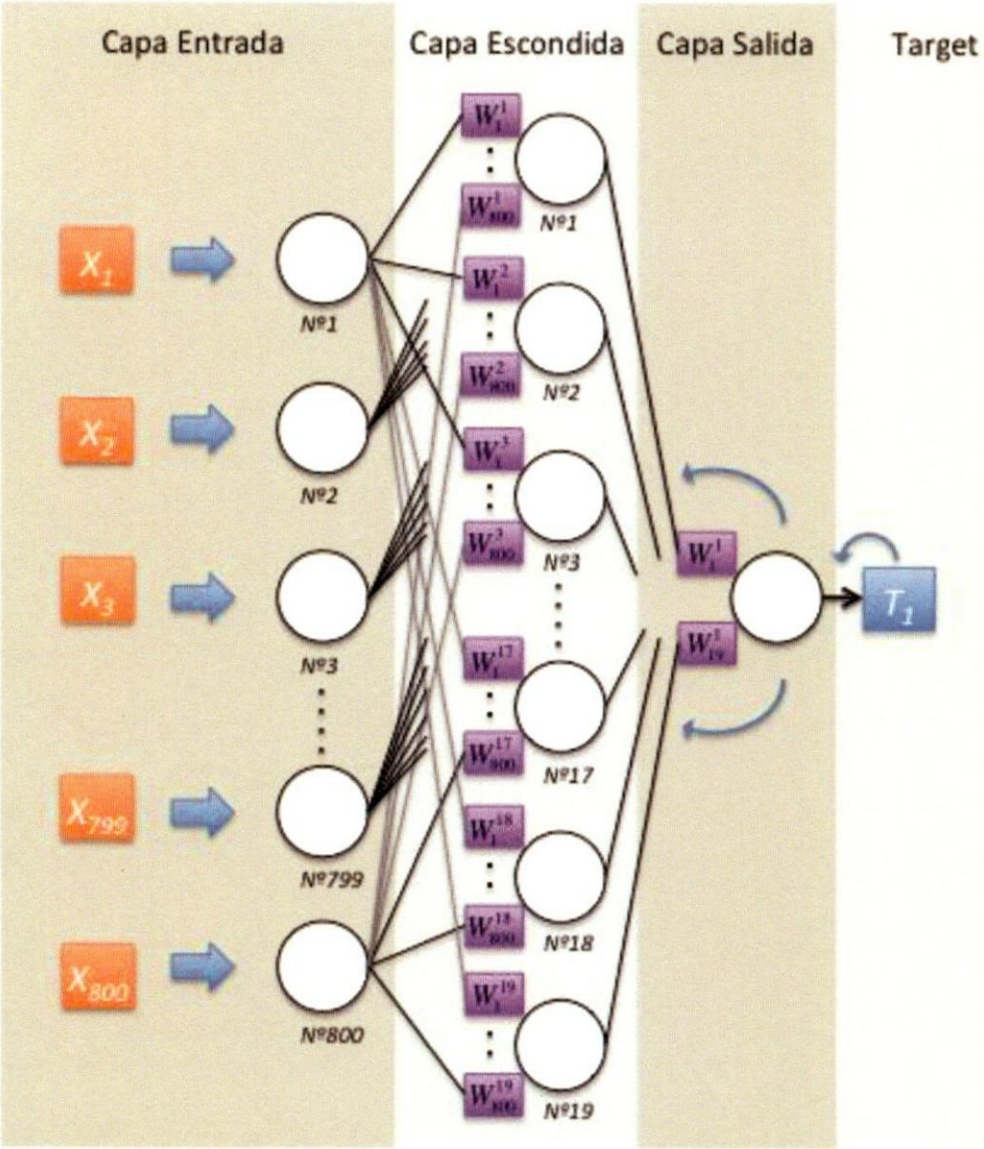


Gráfico16. Representación de la Traslación de errores basado en Back Propagation, donde se observan las 800 neuronas de entradas y 19 neuronas de capa escondida.
Fuente: elaboración propia

iv. Rutina de Generación de Targets

El algoritmo de generación del Target es una rutina de cálculo realizada de la siguiente forma:

Se selecciona un punto de entrada más atrás de la fecha donde se quiere predecir.

Se escoge un ancho de "vagón" formado por 50 valores consecutivos de las datas y sus derivadas (indicadores de variación) y se coloca en el punto de arranque seleccionado.

Se toma como Target la data inmediata al 50avo valor, es decir la data 51ava, el evento futuro más próximo en cuanto a valor del INPC.

v. Fase Genética

En paralelo al backpropagation se realiza un proceso de aprendizaje evolutivo en el cual algunos pesos de la capa escondida escogidos aleatoriamente son "mutados", es decir sus valores son cambiados a nuevos valores tambien escogidos aleatoriamente. Después de cada mutación se prueba la capacidad predictiva de la red. Si la capacidad mejora, se aceptan las mutaciones como valores própios, si la capacidad disminuye o queda igual, se recurre a un proceso de "regresión" mediante el cual la red se lleva a su condición pre-mutante.

Finalmente y como parte integral del entrenamiento cada cierto tiempo se activa una función "trimimng" o "poda" mediante la cual las sinapsis que no muestran un crecimiento vigoroso son desactivadas y sacadas del cálculo activo. Esto garantiza que la red use al máximo y en forma competitiva sus recursos sinápticos.

Paralelamente a la Fase de Entrenamiento con backpropagation, se establece una zona de control en la cual se comprueba la capacidad de predicción de la red.

En cada recorrido completo del "vagón" se hace que la RNA haga su predicción en la zona genética (sin backpropagation). Los 10 valores dados por la red se comparan con los 10 reales de la muestra. Este error sirve para decidir si se acepta o no una mutación, ya que ello indica si la capacidad predictiva de la red ha mejorado.

vi. Fase de Evaluación

La última fase es la de Evaluación, donde se busca predecir el futuro. La red nos demuestra sus conocimientos, dando lo que es para ella la mejor opción para un período futuro dado (data nunca vista por la RNA).

En este futuro se puede observar cuan buena el predicción genuina de la red, puesto que se trata de data nunca vista.

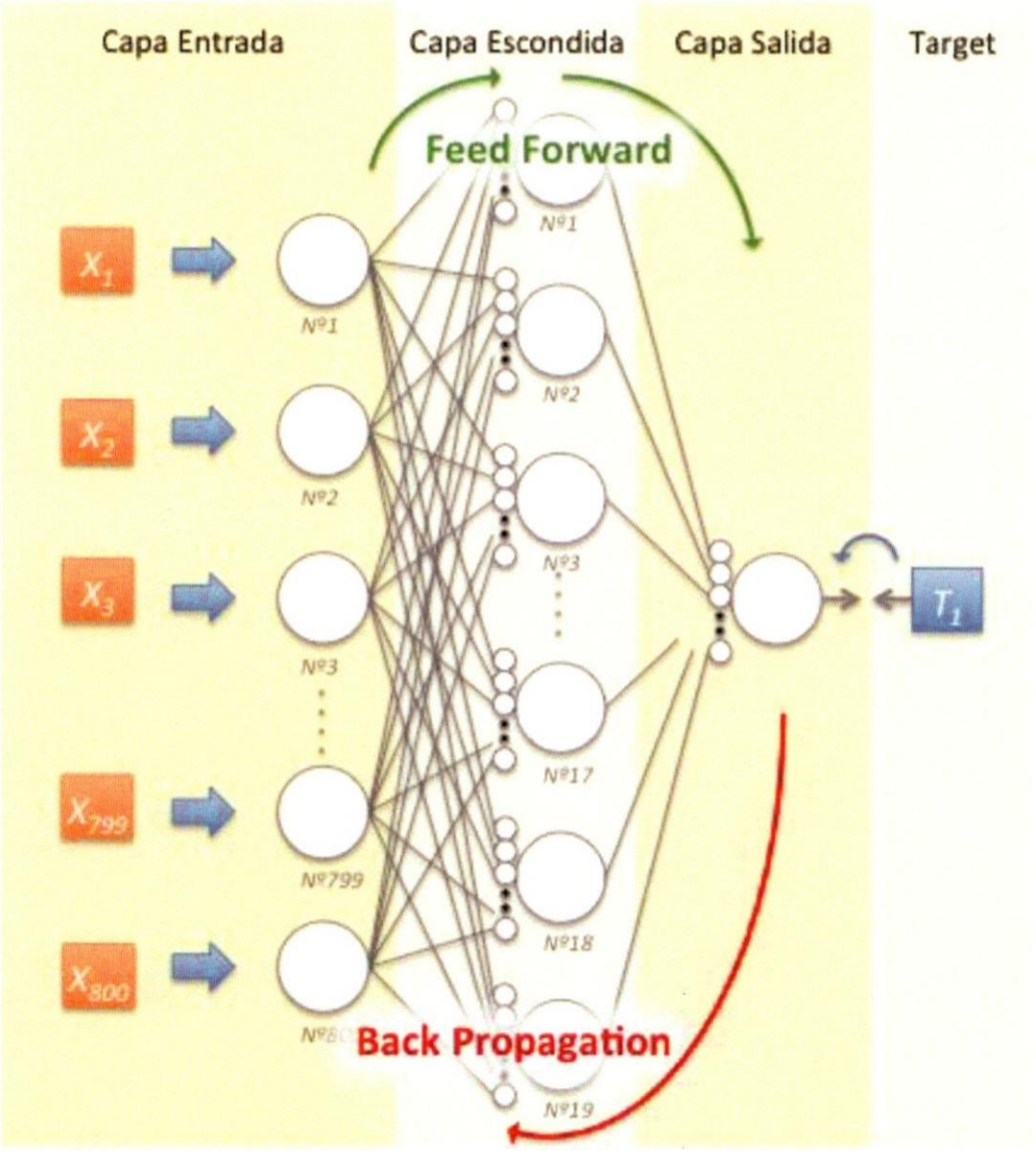


Gráfico17. Funcionamiento general de la RNA.
Fuente: elaboración propia

El gráfico muestra el funcionamiento general de la red creada, los índices introducidos y el orden de los mismos. También muestra las conexiones entre las capas.

Se representan las neuronas de la capa oculta y la única de la capa de salida. En la capa oculta se ingresaran lo valores provenientes de la capa de entrada, para ser multiplicados por los pesos aleatorios en la fase de Feed Forward.

También se muestran los errores obtenidos en la capa de salida cuando se hace la comparación con el target seleccionado, propiciando el Back Propagation para la modificación de los precios aleatorios durante el entrenamiento de la red. Y finalmente muestra el proceso de mutación-regresión que ocurre adicional al back propagation.

vii. Imágenes de la programación de Red

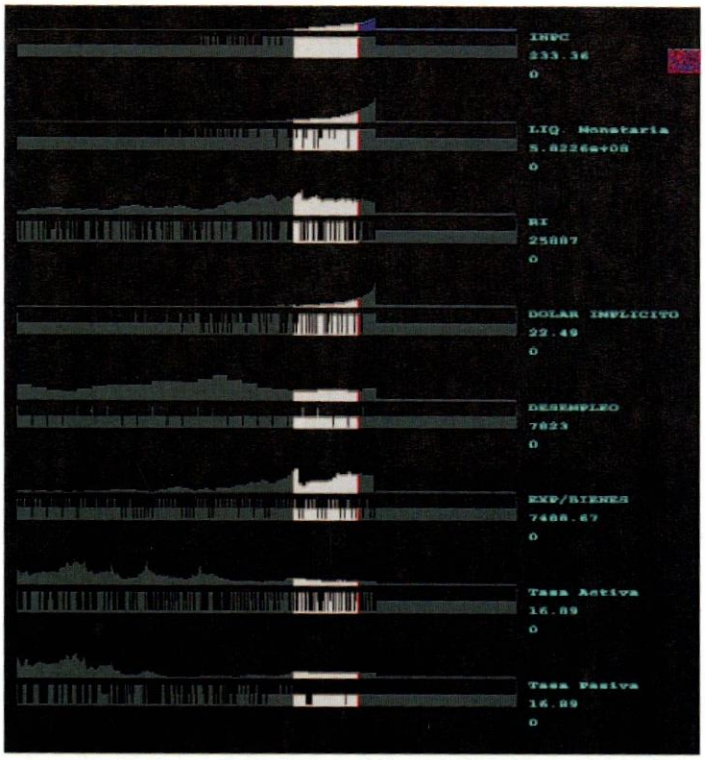


Gráfico 18. Indicadores económicos utilizados para el aprendizaje de la RNA.
Nota: elaboración propia

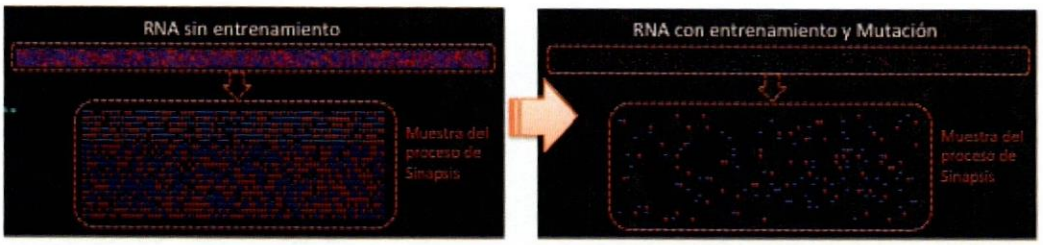


Gráfico 19. Sinapsis (pesos) de las Neuronas después del proceso de Mutación y Regresión.
Color rojo: Inhibitorias, Color azul: Excitatorias.
Nota: elaboración propia

Gráfico 20. Variables de verificación del error, regresión y mutación, donde se observa la disminución del error (m_error), las veces que se realizó el proceso de regresión y las sinapsis (pesos) mutadas.
Nota: elaboración propia

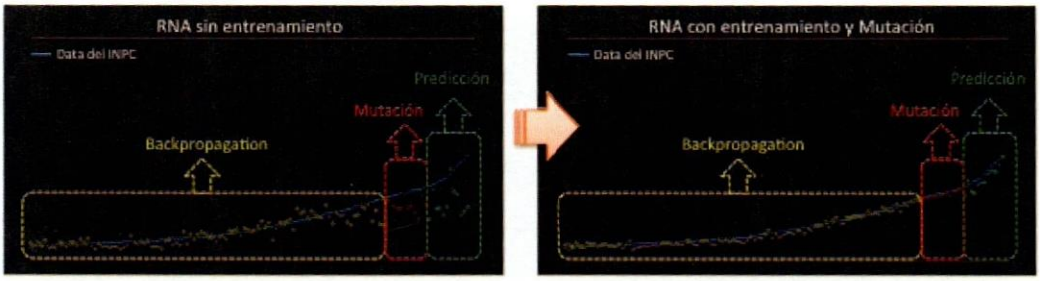


Gráfico 21. Resultados de la RNA entrenada con Backpropagation y con el algoritmo de Mutación y Regresión, obteniendo el resultado de la predicción más acertada.
Nota: elaboración propia

Gráfico 22. Comparativo de la RNA sin entrenar y el resultado cuando la misma fue entrenada con Backpropagation y con los algoritmos de mutación y regresión.
Nota: elaboración propia

IV. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Una vez realizada la aplicación de técnicas de Redes Neurales y Algoritmos Genéticos para la construcción de un Predictor del comportamiento del INPC venezolano, se analizaron los resultados arrojados por cada una de las etapas del trabajo y se presentan las conclusiones y recomendaciones.

La tecnología de la Red Neural puede ser utilizada para este caso de estudio, la red en su aprendizaje logra captar, de la data histórica, la información inmersa en las líneas de tendencias, y analizar en tiempo real características importantes para predecir el comportamiento de los siguientes valores. Las mismas pueden ser modificadas de acuerdo a los cambios que se experimienten en el mercado.

Se demostró que la aplicación del modelo backpropagation sólo no es suficiente para producir buenos predictores. Con backpropagation es fácil caer en mínimos locales (es una solución parcial buena pero no es óptima).

Los métodos evolutivos (algoritmos genéticos) son mucho más poderosos porque pueden escapar de los mínimos locales y actualmente son muy usados por grandes compañías en el area económica de alta gama, como es el caso de compañías que ofrecen portafolios de inversiones basadas en métodos evolutivos o genéticos.

Se comprobó que las variables económicas elegidas para ayudar a predecir el valor del INPC, afectan directa e indirectamente el comportamiento del mismo, y los resultados obtenidos de la RNA demuestran que se puede lograr un predictor funcional del INPC capaz de pronosticar con bastante presición la inflación venezolana, basándose en la data histórica de cada uno de los indicadores.

Se puede construir un predictor en un país con mucha incertidumbre política, porque las Redes Neurales Artificiales con el procesamiento debido y con métodos de mutaciones basados en algoritmos genéticos, son capaces de interpretar los datos introducidos en la capa de entrada y arrojar resultados muy cercanos a la realidad. Venezuela es un país con mucha incertidumbre política en comparación con otras economías; el mercado interno se ve afectado directamente por las decisiones políticas, como nacionalizaciones de empresas, regulaciones de precios, disponibilidad de divisas, sueldos y salarios, además de otras decisiones como la devaluación de la moneda; estas y muchas otras características de la época actual colocan a Venezuela como un país altamente inflacionarios, ocupando unos de los primeros lugares en el mundo hasta la fecha; y al contar con un predictor con un porcentaje de acierto alrededor del 70% al 75%, el sistema financiero venezolano puede prepararse para posibles etapas de recesiones y tomar medidas correspondientes para sobrellevar y minimizar los efectos de cualquier situación de este tipo.

La RNA se podría mejorar si se incorporan otro tipos de indicadores, ya sean que afecten o no directamente al INPC. La economía como ciencia social puede unirse con la tecnología y obtener mejores resultados.Las Redes Neuronales Artificiales son versión simplificada del cómo funciona el pensamiento humano, por lo que una Red Artificial eficientemente entrenada da respuestas que se acercan mucho al comportamiento del humano experto. La utilización de este modelo para predecir los valores de INPC es recomendable y podría ser utilizado por instituciones financieras, como el

BCV y las instituciones publicas y privadas, que integran el sistema financiero venezolano.

Alentar a la inversión por parte del gobierno para el desarrollo de esta tecnología o tecnologías similares, lograría mayor desarrollo económico en el país. Lograr predecir el comportamiento de otras variables micro y macroeconómicas puede crear confianza en la sociedad venezolana y ayudaría a tomar decisiones económicas y gubernamentales acertadas de acuerdo a las nuevas expectativas que se tienen de estas variables.

BIBLIOGRAFIA

Banco Central de Venezuela. (2008). *Nuevos Índices de Precios al Consumidor de las áreas metropolitanas de Caracas y Maracaibo* . Caracas.

Chang, O. (2003). *Redes Neurales.* Caracas.

Cuadernos BCV. (2002). *La inflación y el Indice de Precios al Consumidor.* Caracas.

Domínguez-Dorado, M. (2004). Programación de algoritmos genéticos - Todo Programación. Nº 12. Madrid: Iberprensa.

Gestal Pose, M. (2010). *Introducción a los Algoritmos Genéticos y la Programación Genética.* A Coruña: Servizo de Publicacións Universidade da Coruña.

Guerra, J. (2002). *Estudios sobre la Inflación en Venezuela.* Caracas: Banco Central de Venezuela.

Instituo Nacional de Estadística. (2008). *IV Encuesta Nacional de Presupuestos Familiares.* Caracas.

Instituto Nacional de Estadística. (2008). *Indice Nacional de Precios al Consumidor.*Caracas.

Kandel E.R., S. J. (2000). *Principles of Neural Science.* New York: McGraw-Hill.

Kerlinger, F., & Lee, H. (2002). *Investigación del Comportamiento.*México: McGraw Hill.

Lackes and D. Mack, i. c. (1998). *Neuronal Networks: Basics and Applications.* Springer, Verlag Berlin Heidelberg.

Minsky, M. L. (1988). *"The Society of Mind" ("La sociedad de la mente").* Nueva York.

Rojas, R. (1996). *Neural Networks - A Systematic Introduction* . Berlin: Springer.

Rokach, O. M. (2010). Data Mining and Knowledge Discovery Handbook. NY.

Sampieri, R. H., Fernandez, C. C., & Baptista, L. P. (2006). Metodologia de la *Investigación.* México: McGrawHill.

Valariano, E., Yáber, G., & Cemborain, M. S. (2011). *Metodología de la Investigación.* México: Trillas.