

Aplicaciones de los modelos de predicción bio-inspirados en la administración

Javier Navarrete y Leonardo Gómez Motta
Semillero de Investigación en Complejidad Organizacional
Escuela de Administración
Universidad del Rosario
{leonardo.gomez, javier.navarrete}@urosario.edu.co

Resumen: Las organizaciones y sus entornos son sistemas complejos. Tales sistemas son difíciles de comprender y predecir. Pese a ello, la predicción es una tarea fundamental para la gestión empresarial y para la toma de decisiones que implica siempre un riesgo. Los métodos clásicos de predicción (entre los cuales están: la regresión lineal, la *Autoregresive Moving Average* y el *exponential smoothing*) establecen supuestos como la linealidad, la estabilidad para ser matemática y computacionalmente tratables. Por diferentes medios, sin embargo, se han demostrado las limitaciones de tales métodos. Pues bien, en las últimas décadas nuevos métodos de predicción han surgido con el fin de abarcar la complejidad de los sistemas organizacionales y sus entornos, antes que evitarla. Entre ellos, los más promisorios son los métodos de predicción bio-inspirados (ej. redes neuronales, algoritmos genéticos /evolutivos y sistemas inmunes artificiales). Este artículo pretende establecer un estado situacional de las aplicaciones actuales y potenciales de los métodos bio-inspirados de predicción en la administración.

Palabras clave: *Computación bio-inspirada, complejidad, predicción de sistemas complejos, predicción organizacional*

Abstract: Organizations and their environments are complex systems. Those systems are difficult to understand and to predict. Despite of this, the prediction is a key task for the enterprises' management and for the decision making which always implies risk. The classical methods of prediction (among which are: the linear regression, Autoregresive Moving Average and exponential smoothing) establish assumptions such as linearity and stability for being mathematically and computationally tractable. By different means, however, have been shown the limitations of such methods. So well, in recent decades new prediction methods have emerged in order to encompass the complexity of organizational systems and their environments, instead of avoiding it. Among them, the most promising are the bio-inspired prediction methods (eg. neural networks, genetic / evolutionary algorithms and artificial immune systems). This article aims to establish a situational state of the actual and potential applications of bio-inspired prediction methods in management.

Key words: *Bio-inspired computation, complexity, complex systems prediction, organizational forecasting*

1. Introducción

La vida de las empresas está sujeta, en gran medida, a las decisiones de quien ejerce su gestión. La toma de decisiones en una compañía depende de su anticipación al futuro y genera efectos sobre él. Por lo tanto, con el ánimo de disminuir el riesgo, es esencial contar con el apoyo de la información futura que sea lo más cercana posible a la realidad; es decir, un pronóstico¹ es acertado cuando con él se corre un riesgo tolerable. Además, las dificultades para lograr con la intuición esta tarea como único método de predicción son enormes; por ello siempre se han usado herramientas clásicas para complementarla. Pero, tales herramientas no son lo suficientemente efectivas para llegar a los resultados esperados de los pronósticos organizacionales.

Desde los años 70 ya se realizaban propuestas para apoyar el proceso de predicción organizacional. En el *Harvard Business Review* del año de 1971, se publicó un importante artículo llamado *How to Choose the Right Forecasting Technique*. Allí se presentan una serie de reglas generales (se ilustrarán en el capítulo 2) y técnicas, que orientan su planeación y ejecución respectivamente. En esencia, las reglas generales y técnicas proponen métodos lineales que establecen para cualquier fenómeno relevante, dentro y fuera de la empresa, un modelo que busca alcanzar la exactitud en todos los intervalos de tiempo (Chambers, Mullick, & Smith, 1971). Además, también en la actualidad resulta una obsesión en la mayoría de compañías usar métodos lineales para llevar a cabo sus estimaciones; buscando la mayor precisión posible al corto, mediano y largo plazo.

En efecto, siempre se ha pretendido en las organizaciones cumplir indicadores de eficiencia al detalle en todas las tareas, contar con los pronósticos más precisos de sus estados financieros, lograr la predicción más exacta de órdenes, ventas e inventario para todos los meses del año, entre otras actividades. Pero todos los esfuerzos por lograr sus pretensiones en escasas ocasiones dan fruto, pues tienden a desconocer gran parte de su dinámica y normalmente las predicciones realizadas no llegan al número preciso. Luego estos resultados son interpretados pensando que hace falta más precisión e intentan darla. Sin embargo, siguen encontrando las mismas consecuencias y no intentan buscar un nuevo método o enfoque que supere sus problemas.

Una buena opción para superar las limitaciones que poseen la intuición y los métodos clásicos es usar los métodos computacionales bio-inspirados² que permiten abordar la predicción de una mejor forma. Gracias al esfuerzo humano, en estos últimos años se han convertido en herramientas más efectivas para la resolución de problemas de las organizaciones y de su entorno; lo han logrado en gran medida debido a que para su desarrollo se tuvieron presentes las ventajas de los sistemas naturales que han sido su fuente de inspiración y algunas facultades de los métodos tradicionales. Algunos de estos métodos bio-inspirados más usados son las redes neuronales artificiales, los sistemas inmunes naturales y los algoritmos genéticos; Tales enfoques no son lineales, trabajan con mejores variables que otros métodos y funcionan para predicciones en tiempo real entre otras características que hablaremos más adelante.

¹ Se utilizan diferentes nociones para acercarse a conocer el futuro: pronóstico, estimación, extrapolación, entre otros. En algunos artículos se hacen distinciones entre ellas: San Miguel y otros (2012) afirman que la palabra predicción es usada para abordar problemáticas generales, enfocándose en tipos de comportamiento; y que el pronóstico (forecasting) se usa en ámbitos cuantitativos, con el ánimo de orientarse principalmente a leyes físicas. Por otro lado, Mainzer (2007) explica que la extrapolación se utiliza para referirse a métodos cuantitativos de series de tiempo que imitan patrones pasados aplicándolos al futuro. Sin embargo, en la mayoría de literatura se usan sin diferencia, por lo que en este texto las usaremos como sinónimos.

² Se usan métodos bio-inspirados, métodos no lineales, nuevos enfoques, nuevas alternativas como sinónimos.

Este artículo está dividido en cuatro secciones. En una primera sección realizaremos una discusión sobre los retos de la predicción organizacional, expondremos los enfoques clásicos y sus limitaciones, haremos una discusión sobre predicción en sistemas complejos y propondremos una guía para la predicción organizacional; en la segunda sección explicaremos todo lo referente a los prometedores métodos bio-inspirados; en la tercera sección mostraremos las aplicaciones actuales de acuerdo a una taxonomía, que ilustra los posibles problemas organizacionales a ser resueltos; por último, en la cuarta sección daremos las conclusiones del artículo que incluyen aplicaciones potenciales.

2. Los retos de la predicción organizacional

En esta sección intentaremos dar a conocer al lector aspectos que enfrentará al momento de llevar a cabo el proceso de predicción organizacional. Para comenzar expondremos, mediante una secuencia temática, los principales métodos tradicionales de predicción que se han revisado en la literatura puntualizando en sus beneficios y sus limitaciones; luego, realizaremos una discusión sobre el manejo actual de la predicción organizacional al mencionar los dos principales aspectos limitantes. Haremos un énfasis en mostrar las ventajas de entender una empresa como un sistema complejo para la solución de muchos de sus problemas; por último, sugeriremos una guía para la planeación y ejecución del proceso de predicción organizacional, apoyándonos en lo encontrado durante la revisión de literatura. Particularmente, en la propuesta de un artículo relevante del tema.

2.1. Enfoques clásicos y sus limitaciones

Unas de las técnicas cuantitativas más comunes a la hora de hacer pronósticos organizacionales son los análisis de series de tiempo (extrapolaciones). “Ellos asumen que algún patrón en las series de datos es recurrente en el tiempo y que puede ser extrapolado a periodos futuros”³ (Mainzer, 2007, pág. 418). Los dos tipos de series de tiempo más tratados en la literatura revisada son la media móvil y el *smoothing* exponencial; ambos métodos se caracterizan por recolectar, seleccionar y ponderar una serie de datos estadísticos, utilizando información estacionaria univariable. Los ponderan con el ánimo de evitar sesgos por irregularidades o temporadas en el pronóstico. La única diferencia entre ellas es que en el *smoothing* exponencial se le da más peso a los datos más recientes. (Chambers, Mullick, & Smith, 1971).

En especial son útiles cuando las decisiones individuales tienen poco impacto, en palabras de Mainzer “un procedimiento de series de tiempo puede ser apropiado para predecir factores ambientales tales como el nivel de empleo o el patrón de ventas semanales de un supermercado donde las decisiones individuales tienen poco impacto”⁴ (Mainzer, 2007, págs. 418-419). Es decir, cuando el fenómeno a estimar difícilmente es perturbado por acciones externas. Por otro lado, cuando los datos exhiben subpatrones (patrón horizontal, patrón cíclico, patrón estacional) no se pueden predecir por medio de estas técnicas, pues, como lo podemos deducir, ellas no buscan explicar las causas detrás del comportamiento de los fenómenos (Ibid, 2007).

Luego de una serie de investigaciones enfocadas en suplir algunas deficiencias de los métodos de series de tiempo surgieron los métodos causales. Estos métodos utilizan información altamente depurada y específica acerca de las relaciones entre los elementos del sistema. Además, hacen un esfuerzo para entender las causas detrás de su comportamiento y para tener en cuenta posibles perturbaciones en ellos. Por ejemplo, la función de auto correlación y los modelos auto regresivos indican la relación que poseen los puntos de datos sucesivos, entendiendo de forma más completa la

³ They assume that some pattern in a data series is recurring over time and can be extrapolated to future periods.

⁴ a time-series procedure may be appropriate for forecasting environmental factors such as the level of employment or the pattern of weekly supermarket sales where individual decisions have little impact.

dinámica del fenómeno que como lo explican los métodos de series de tiempo (San Miguel, et al 2012). Sin embargo, estos dos métodos no logran la eficacia deseada para comprender cómo una perturbación puede afectar las variables relevantes en tiempos posteriores, están principalmente limitados para eventos extremos (terremotos, ataques de epilepsia, caídas en las bolsas de valores) pues son análisis estadísticos ciegos que excluyen datos puntuales que se desvían *Outliers* de la regresión (Íbid, 2012).

En respuesta surgieron las técnicas de análisis de regresión múltiple y los modelos econométricos. Ellos asumen que las variables dependientes pueden ser expresadas de forma lineal. El análisis de regresión múltiple se realiza con más variables independientes que los modelos auto-regresivos, brindando más capacidad para pronosticar posibles *Outliers*. Simultáneamente los modelos econométricos, buscan mejorar aún más tal capacidad, mediante la utilización de un conjunto de ecuaciones de regresión múltiple simultáneas. No obstante, en ellos dos se expresa que la variable dependiente solo se estima con base a información anterior, imposibilitando conocer cuando cambia una tendencia (Mainzer, 2007). Además afirma “La estrategia de solución de la programación no lineal en economía a menudo descompone problemas complejos en subproblemas que pueden ser tratados aproximadamente como lineales”⁵ (Mainzer, 2007, pág. 420). Por lo tanto, podemos ver que allí se afirman los problemas complejos de una manera reduccionista, sin tener en cuenta que los problemas complejos son irreducibles.

Luego, las técnicas clásicas cuantitativas de predicción fueron sintetizadas en un procesador que permitió que sus usuarios (gerentes, pronosticadores, entre otros) pudieran aplicarlas a un problema determinado. Del procesador se recibe retroalimentación que muestra el desempeño de cada técnica y una indicación de cuál es la más adecuada para su situación. Estos son Sistemas de predicción múltiples basados en computadores, SYBIL. Continuando con este mismo orden de ideas, encontraremos en la siguiente sección como nuevas alternativas buscan superar la limitación de la linealidad de los Sistemas de predicción múltiples basados en computadores. Puesto que tienen el aprendizaje que es un limitante en sistemas basados en conocimiento (Mainzer, 2007).

2.2. Predicción en sistemas complejos

La intuición y los métodos tradicionales o lineales han sido el medio más usado para hacer predicciones en las empresas; no obstante, como hemos visto, presentan serias limitaciones a la hora de disminuir el riesgo y de brindar un apoyo para la toma de decisiones. Entonces, las preguntas interesantes luego de entender la situación son ¿Qué hay en común en todos los métodos tradicionales? ¿Que hace que las predicciones organizacionales estén limitadas? lo que sucede es que los supuestos detrás de los métodos lineales no son válidos para los fenómenos más relevantes en las organizaciones. En ellos se asume que el sistema a estudiar es simple, se supone que sus efectos son proporcionales a sus causas y que tienen un único estado estacionario o una única solución óptima (Helbing & Lämmer, 2008).

En palabras de Cortez, Rocha, Allegro & Neves, “aunque esos métodos [los tradicionales] dan un pronóstico preciso en series de tiempo lineales, tienen una incapacidad con componentes ruidosos y no-lineales, que son comunes en las situaciones del mundo real (ej, en los datos financieros diarios)”⁶ (Cortez, Rocha, Allegro & Neves, 2002, pág. 52). Eso mismo ocurre con las organizaciones y sus entornos, pues los fenómenos más relevantes en ellas se caracterizan por la no linealidad, la robustez, su dinámica caótica, su comportamiento en redes y otras características; lo que las convierte en

⁵ The solution strategy of nonlinear programming in economics often decomposes complex problems into subproblems which can be approximately treated as linear.

⁶ Yet, although these methods give accurate forecasts on linear Time Series (TS), they carry an handicap with noisy or nonlinear components, which are common in real world situations (eg.in financial daily data).

sistemas complejos. Especialmente, la no linealidad los hace impredecibles puesto que sus efectos no son proporcionales a sus causas; de allí aparece la idea de retroalimentación positiva (fenómenos con efectos más grandes que sus causas relacionado con el comportamiento caótico) y de retroalimentación negativa (fenómenos con efectos más pequeños que sus causas relacionado con la robustez) (Heylighen, 2008). Como consecuencia, hemos concluido que hay dos aspectos que hacen impráctica la forma en que se ha desarrollado la predicción organizacional; ellos son la incapacidad de predecir al largo plazo y la imposibilidad de llegar a una respuesta exacta en cualquier intervalo de tiempo.

Para explicar el primer aspecto, debemos entender que todos los fenómenos organizacionales ocurren en diferentes escalas espacio-temporales que se pueden clasificar dentro de un rango que va de microscópicas a macroscópicas. En estas escalas ocurre la retroalimentación positiva y negativa que mencionamos arriba; que explican que los sistemas complejos debido a su no linealidad, definen sus grados de predictibilidad en función del tiempo, es decir, son más aleatorios en lapsos de tiempo superiores. (Mainzer, 2007) Por ejemplo, Mainzer afirma que “el rango de predictibilidad depende de parámetros fluctuacionales. Perturbaciones microscópicas débiles de sistemas caóticos locales inestables pueden alcanzar una escala macroscópica en un corto tiempo. Luego, las inestabilidades locales reducen el mejoramiento del comportamiento predecible de manera drástica” (Ibid, 2007, pág. 423)⁷. Es importante aclarar que los sistemas caóticos forman parte de los sistemas complejos.

Para el segundo aspecto, vemos a Marren en sus escritos *Living in the present y Prediction Kills* hablando del tema. Allí también manifiesta la imposibilidad de predecir en el largo plazo al citar ejemplos de empresas estadounidenses que planean a corto. Además, habla de la insensatez de enfocarse en pronosticar datos exactos y hace énfasis en que esa obsesión es un rasgo típico de la empresa tradicional y de los Baby Boomers (Marren, 2008). La no linealidad implica que contrario a la creencia convencional, en realidad se cuenta con múltiples soluciones para un problema y no una sola. Goldratt lo explica en su aplicación de producción para ambientes con una amplia variabilidad (no lineales) diciendo que “Tratar de ser más preciso que el ruido no mejora las cosas sino que las empeora – los resultados en su mayoría no serán verdaderamente un mejoramiento sino un deterioro” (Goldratt, 2009, pág. 340).

2.3. Una guía para la predicción organizacional

El artículo de *How to Choose the Right Forecasting Technique* del *Harvard Business Review* de 1971, explica unas reglas generales para orientar el proceso de ejecución de la predicción organizacional que abordaremos a continuación. Hemos expuesto en la introducción las limitaciones en algunos supuestos de su propuesta; sin embargo, sus reglas generales resultan bastante útiles, puesto que ofrecen unos principios fundamentales para realizar el proceso de planeación de la predicción organizacional (Chambers, Mullick & Smith, 1971). Proponen esencialmente plantearse tres preguntas:

- ¿Cuál es el propósito del pronóstico? (Determinar cuál es el problema a resolver).
- ¿Cuáles son las dinámicas y los componentes del sistema? (Entender cómo se comporta el sistema para establecer si es posible controlarlo).
- ¿Qué tan importante es el pasado para estimar el futuro? (Determinar si es indicado usar una extrapolación o si es necesario usar otro método).

⁷ But the predictability range depends upon fluctuational parameters. Weak microscopic perturbations of locally unstable chaotic systems can reach a macroscopic scale in a short time. Thus, local instabilities reduce the improvement of predictable behavior drastically.

Nosotros estamos ofreciendo una alternativa para interpretarlas. Respecto a la primera pregunta realizamos una taxonomía, que será presentada en la sección 4, basada en una revisión de literatura de problemas de las empresas. Ella realiza una distinción mediante colores las aplicaciones actuales de las redes neuronales artificiales, los algoritmos genéticos y los sistemas inmunes artificiales de problemas organizacionales y de entorno; que son resueltos mediante estas metodologías; así como también, algunas de sus aplicaciones potenciales. También explicaremos sus orígenes, características de los sistemas tanto naturales como artificiales de cada una de ellas y una breve reseña de cómo funciona cada método para predecir.

Luego, para entender la segunda pregunta, debemos tener en cuenta que un primer requisito para predecir es conocer las dinámicas y los componentes del sistema. La incertidumbre que presentan los sistemas complejos y sus grados de predictibilidad limitados, imposibilitan su estimación intuitiva y requieren de unas técnicas especiales que han sido revisadas en la literatura. Tales técnicas son conocidas como herramientas o indicadores de complejidad; la entropía de Kolmogorov-Sinai, el exponente de Lyapunov o las correlaciones estadísticas, son algunos ejemplos de ellas (Mainzer, 2007). Se utilizan para determinar el grado de linealidad de los sistemas y conocer su funcionamiento, con el fin de decidir que técnica sería la más adecuada.

Han sido usadas, por ejemplo, para determinar las características del precio internacional del petróleo llegando a la siguiente conclusión: “resultados empíricos demuestran que el precio internacional del petróleo es un sistema dinámico no lineal con características caóticas y fractales, entonces los modelos estadísticos tradicionales no son competentes en representaciones exactas de las dinámicas adyacentes”⁸ (Zhao, Wang & Chen, 2009, pág. 621). Además, se han utilizado en “medidas de la complejidad en la cadena de suministro contribuyendo a su gestión y a su control”⁹ (Filiz, 2010).

Por último, siguiendo la metodología propuesta debemos establecer que tan similar es el pasado con el futuro. Información pasada puede contribuir a estimar resultados del futuro, tal cual lo realizan por ejemplo las redes neuronales artificiales cuando aprenden de información dada. Sin embargo, en ocasiones el futuro es muy difícil de estimar solo con información del pasado. Por ejemplo, cuando se intenta predecir nuevos productos, nuevas estrategias competitivas, entre otros factores interdependientes que dificultan la extrapolación, no es suficiente con solo tener sus indicadores en el pasado. Por lo tanto, el pasado no alcanza a ser un factor concluyente para estimar el futuro y es tan solo un insumo para intentar predecirlo.

3. Métodos bio-inspirados

Los métodos bio-inspirados son modelos de computación cuya inspiración se haya en la forma como los sistemas biológicos procesan la información. Estos modelos se emplean para problemas que se consideran no computables (Gomez & Maldonado, 2011); algunos de ellos son los algoritmos genéticos, redes neuronales artificiales y sistemas artificiales inmunes. El objetivo de esta sección del trabajo es explicar los sistemas naturales que fueron influencia para el desarrollo de los métodos bio-inspirados, explicando a su vez cómo se emplean los métodos bio-inspirados en predicción y sus ventajas frente a otros modelos. Por último, se mostrará algunas aplicaciones generales de los respectivos modelos en administración.

⁸ Empirical results demonstrate that international oil price is a nonlinear dynamic system with chaotic and fractal feature, so that traditional statistical models are not competent in accurate depiction of the underlying dynamics.

⁹ Measures for complexity in supply chains contribute to their manageability and controllability

Los sistemas naturales son esencialmente complejos. Y al ser complejos, como consecuencia, comparten diferentes características con las organizaciones (la no-linealidad, la robustez, su comportamiento caótico, su comportamiento en redes y otras). La gran diferencia entre ellos, sin embargo, está en que los primeros han desarrollado soluciones a lo largo de millones de años para un sin fin de problemas; en cambio las empresas tienen mucho menos tiempo resolviéndolos. Por ejemplo: las hormigas, las bacterias y los peces se auto-organizan y son robustos a cambios en sus poblaciones, los órganos de los seres vivos se adaptan y aprenden de su entorno. Entendiendo esta realidad, es razonable pensar que nuevas metodologías para resolver problemas organizacionales tengan su inspiración en las soluciones creadas en ella, haciendo un intento por abordar la complejidad en las organizaciones en lugar de evitarla.

La computación natural es un esfuerzo del hombre por simular los procesos de cómputo de la naturaleza y sus aplicaciones. Dentro de ella hay algunas ramas de investigación. No obstante, en este artículo decidimos enfocarnos en la que se dedica al “desarrollo de técnicas inspiradas por la naturaleza para la resolución de problemas en ciencia, ingeniería y negocios” (Gómez & Maldonado, 2010, pág. 22). De forma más específica queremos centrarnos en la categoría dentro de la computación natural, denominada métodos de computación bio-inspirada (Gómez & Maldonado, 2010). Ellos buscan la simulación y emulación de sistemas biológicos a partir de técnicas computacionales para la explicación de problemas y son insumo para su resolución.

Los métodos bio-inspirados son utilizados especialmente para la predicción y la optimización. Algunos de sus principales categorías son la computación neuronal proponiendo las redes neuronales artificiales, la computación evolutiva postulando los algoritmos genéticos y la computación inmune planteando los sistemas inmunes artificiales. Llegan a resolver problemas en ingeniería, negocios y muchas otras ciencias dando según Gómez & Maldonado (2010) presentando “soluciones aceptables en un tiempo razonable” (Mainzer, 2008) en vez de buscar predicciones y optimizaciones que son inviables. Además, como prueba de ellos, ha sido comprobado que sistemas técnicos como las redes neuronales/no-lineales celulares pueden tener el mismo nivel exacto de complejidad y aleatoriedad de la naturaleza y la sociedad.

Cada uno de los métodos bio-inspirados presenta un conjunto robusto de soluciones a problemas que abordaremos más en detalle en una sección posterior de este trabajo. Algunos problemas requieren de uno o más modelos para resolverse. Es por tal razón, que los métodos bio-inspirados se integran con modelos lineales u otros modelos bio-inspirados creando nuevos modelos llamados híbridos que llegan a potenciar su grado de acierto al utilizarse conjuntamente y no por separado. Los nuevos modelos híbridos son capaces de extraer las mejores capacidades de los modelos para mejorarlos sustancialmente.

3.1. Redes Neuronales Artificiales

El cerebro humano es un sistema altamente complejo, no lineal. Su estudio ha sido un reto para muchos investigadores debido a que él, es un procesador de información que logra ser mucho más eficiente que un computador. El cerebro es capaz de realizar muchas operaciones a la vez de una manera muy rápida a diferencia de un ordenador que se comporta de manera secuencial. Él tiene la capacidad de reconocer a una persona en un breve lapso de tiempo y de responder correctamente a un estímulo que nunca haya visto, tareas más simples incluso ofrecen una dificultad para los computadores de hoy en día. (Izaurieta & Saavedra, 2000) Es por tales razones, que el esfuerzo de los ingenieros es el de desarrollar esas características en modelos computacionales para resolver problemas.

Las unidades más pequeñas llamadas neuronas han sido un elemento fundamental en el estudio del cerebro. Ellas funcionan codificando salidas de una serie de breves pulsos periódicos (potenciales de acción) que se producen en el soma de la célula y se difunden a través del axón, seguidamente el pulso hace sinapsis llegando a la otra neurona. Su modelamiento, así como el de algunas características del cerebro, ha significado una inspiración para la arquitectura de las redes neuronales artificiales. Las redes neuronales artificiales son modelos matemáticos cuya inspiración se encuentra en la forma mediante la cual las neuronas se organizan en el cerebro, “los flujos de información y los mecanismos de aprendizaje y memorización son utilizados en el diseño de redes neuronales artificiales” (Pérez, 2010, pág. 38).

Las redes neuronales artificiales se utilizan principalmente para “encontrar patrones, prototipos y relaciones en el conjunto de datos disponible” (Pérez, 2010, pág. 43) Tienen una serie de características similares a las del cerebro tales como: la capacidad de aprender de la experiencia, “de generalizar de casos anteriores a nuevos casos, de abstraer características esenciales a partir de entradas que representan información irrelevante, etc.” (Matich, 2001, pág. 8). Las ventajas que ofrecen las redes neuronales artificiales son:

- Aprendizaje adaptativo el cual le da la capacidad de realizar tareas basadas en un entrenamiento con ejemplos, se pueden adaptar a cambios en sus condiciones iniciales mediante el autoajuste de sus elementos procesales (neuronas).
- Auto-organización puesto que es capaz de representar la información que recibe en la etapa de aprendizaje; le permite la generalización rasgo a partir del cual puede emitir una respuesta a una entrada determinada.
- La tolerancia a fallos que tienen las redes les permiten la capacidad de identificar patrones con ruido o distorsiones. Además, la facultad que tienen de seguir funcionando así sufran una pérdida de neuronas tal cual lo hace el cerebro humano.
- Operación en tiempo real debido a que procesan datos de manera muy rápida sin necesidad de mayores cambios en los pesos de las conexiones o el entrenamiento; rasgo que les permite una amplia gama de aplicaciones en muchos ámbitos de la administración (Ibid, 2001).

Una red neuronal artificial (figura 1) se compone de “un conjunto de neuronas interconectadas y arregladas en forma de capas, las cuales están compuestas a su vez por un número de neuronas cada una. Existen capas de entrada (por donde se ingresan los datos), capas de salida (por donde se obtienen los resultados) y las capas ocultas (por donde pasan los datos)” (Sosa, 2007, pág. 169). Se dividen en redes neuronales recurrentes, red neuronal por capas, redes laterales, redes con aprendizaje supervisado, redes con aprendizaje no supervisado, mapas auto-organizados de Kohonen (Ibid, 2007). Cada una de estas redes tiene aplicaciones en problemas de optimización, reconocimiento, clasificación y predicción.

Redes Neuronales Artificiales en predicción

En predicción cuando se es capaz de escoger una red neuronal artificial adecuada al problema, con los respectivos patrones de la acción que se quiere que realice; se puede lograr, que la red neuronal manifieste la capacidad de generalizar las reglas subyacentes y responda correctamente a patrones que no ha visto nunca debido a que tiene la capacidad de recuerdo. El aprendizaje es el aspecto clave de una red neuronal artificial, puesto que le permite almacenar conocimiento en el peso de las conexiones al igual que lo hace el cerebro. (Izaurieta & Saavedra, 2000).

El proceso comienza introduciendo una data de entrenamiento o data entrante (información que permitirá el aprendizaje de la red) de un conjunto de N pares de entrenamiento estimados en una función $f_{xi}(n)$; $g^N_{n=1}$. Luego se prueba la red mediante la entrada $x_i(n)$ que es la n -ésima entrada esperando que la red conteste $d_j(n)$ que es la salida correcta a esa entrada; en caso de que la red conteste $o_j(n)$ por ejemplo, se debe crear una señal de error de tipo $e_j(n)=d_j(n) - o_j(n)$ cuyo objetivo es corregir la respuesta de la red mediante la utilización de un algoritmo (Ibid, 2000).

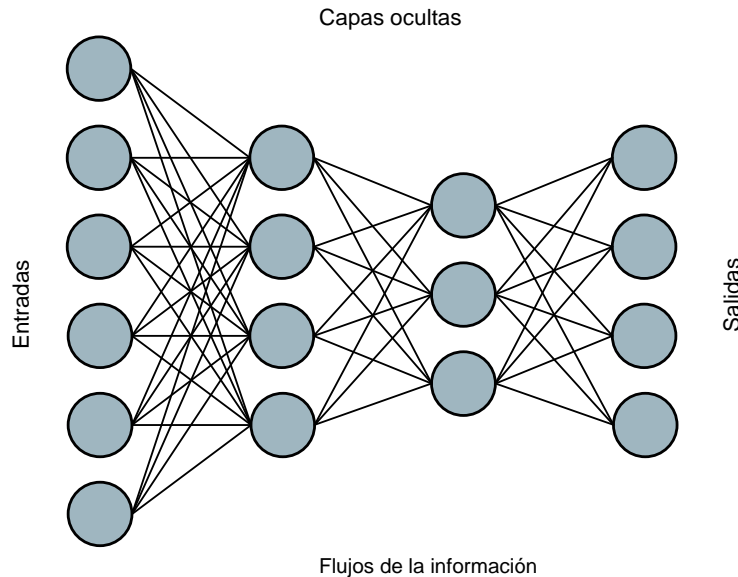


Figura 1. Estructura de una red neuronal
Fuente: adaptada de Cinca & del Brío (1993)

Las redes neuronales artificiales tienen características especiales que las hacen útiles cuando se utilizan para estimación de indicadores financieros, precios de acciones e indicadores de la bolsa, bancarrota de empresas entre otros. Algunas de sus características más importantes son:

- No son lineales lo que les permite estudiar los sistemas del mundo de una manera mejor; son más generales y flexibles que los métodos estadísticos (Zhang, Patuwo & Hu, 1998).
- Tienen la capacidad de aprender de la experiencia lo cual es una característica que las hace un método razonable para resolver problemas reales.
- Pueden generalizar después de que se les presenta un muestreo (incluso si este presenta información ruidosa), logrando dar estimaciones de la información no vista al menos en un principio de la predicción.
- Se pueden utilizar con conjuntos mixtos de variables cualitativas y cuantitativas (Pitarque, Roy & Ruiz, 1998).
- Son versátiles ante cambios en sus datos; su tasa de error cuadrático medio (MSE) y error absoluto medio (MAE) es por lo general inferior a la de otros métodos.

3.2. Algoritmos genéticos

La teoría evolutiva que propuso Darwin, así como “el seleccionismo de August Weismann y la genética de Gregor Mendel” (Quintero & Coello, 2006, pág. 5) fueron un marco teórico importante para la creación de la teoría del Neo-Darwiniano. Este establece que existen una serie de procesos estadísticos de las especies “la reproducción, la mutación, la competencia y la selección” (Ibid, 2006, pág. 5) que permiten la explicación de cómo se originaron muchas especies; La competencia es la

disputa por un espacio en el planeta que es finito, la reproducción les permite producir vida, la selección de las especies se da a partir de la competitividad por los recursos disponibles. Todos estos procesos componen una evolución de generación en generación que permite la supervivencia del más apto (organismos con mejores características) (Ibid, 2006).

Las características que comprenden la forma como evolucionan las especies se englobaron en una serie de técnicas, metodologías, herramientas que pertenecen a la computación evolutiva. Los algoritmos genéticos pertenecen a este tipo de computación. Su origen se remonta a los trabajos de John Holland, quien realizó una herramienta que simulaba la selección natural de las especies (Gestal, Rivero, Rabuñal, Dorado & Pazos, 2010). Tradicionalmente los algoritmos genéticos son utilizados para optimización logrando resolver problemas de minimización y maximización. Ofrecen una serie de soluciones que están codificadas de forma similar a cromosomas, cada uno de los cromosomas contiene un valor de *fitness* o bondad que indica que tan buena es la solución para resolver el problema; con base a esto se le asignarán más o menos posibilidades de reproducirse y de mutar sus cromosomas.

Se construyen partiendo de la base de una población de individuos aleatoria (cada uno es una solución.), los nuevos individuos se obtienen a partir de cruce (reproducción usualmente de dos individuos de la generación anterior) o copia (reproducción de tipo asexual, se pasa a la siguiente generación sin realizar cambios) (Ibid, 2010). Los cruces representan soluciones con características mejores para resolver el problema puesto que sus padres son elegidos con índices de bondad altos que heredan sus hijos. En cuanto a la copia, se realiza cuando un cruce entre dos individuos no da resultado o se desea pasar un individuo de buena aptitud a la siguiente generación.

Algoritmos genéticos en predicción

Un algoritmo genético consta de siete pasos que comienzan con la elección de la población inicial; paso siguiente, se evalúa la aptitud de cada individuo con una función objetivo, para luego seleccionar las mejores soluciones dependiendo de su aptitud para que pasen sus genes a las nuevas generaciones rechazando los demás. Sucesivamente se realizan cruces de parejas de cromosomas (código binario compuesto por genes) de manera aleatoria para producir nuevos individuos que poseen genes de sus padres, entretanto durante todo el proceso la mutación permite que se baje la probabilidad de reintroducir genes descartados. Finalmente, se procede a la evolución de los individuos más aptos los cuales son elegidos y los otros retirados. Continuando el proceso si se quiere, se puede volver a realizar los pasos 2,3,4 y 5 para buscar la mejor solución posible (Wang & Hsu, 2008) (figura 2). La grafica siguiente muestra el proceso para realizar una predicción.

La figura 3 muestra el código binario el cual se cruza de tres formas: mediante un punto, dos puntos y uniforme (Quintero & Coello, 2006), cada cromosoma tiene muchos conjuntos de genes (posibles soluciones). La tabla 1 ilustra mejor la terminología utilizada para los algoritmos genéticos. En la Tabla 1 se puede observar el paralelo que se realiza entre los términos utilizados en la naturaleza y lo que representan en el modelo de algoritmos genéticos; por ejemplo cuando se habla de entorno o medio ambiente con función objetivo, o población con conjunto de soluciones en un tiempo determinado entre otros.

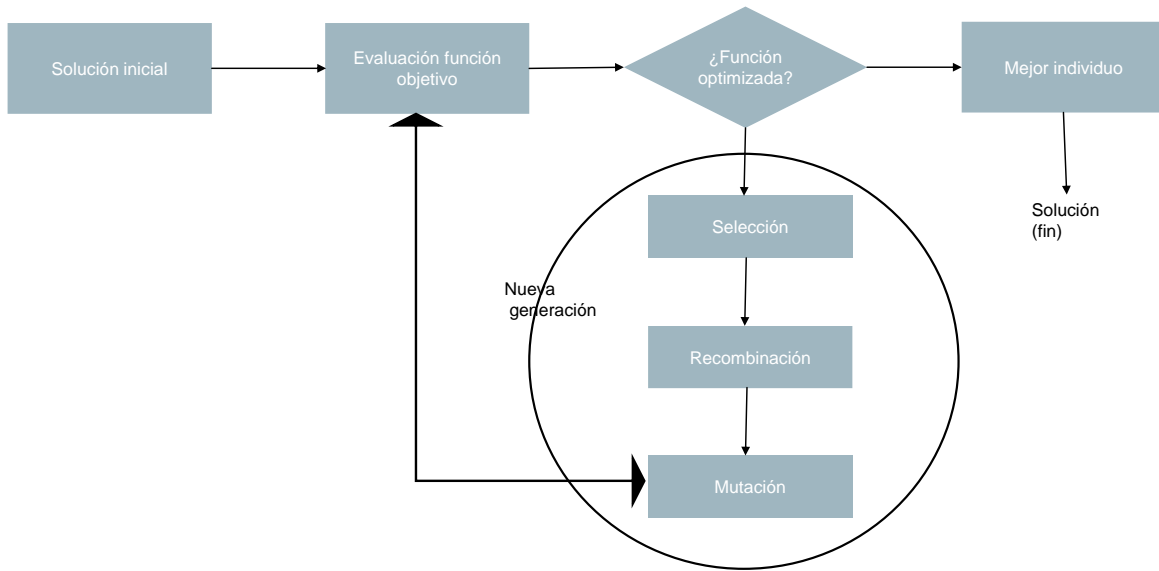


Figura 2. Algoritmo evolutivo típico
 Fuente: adaptado de Nieto y Montoya (2008)

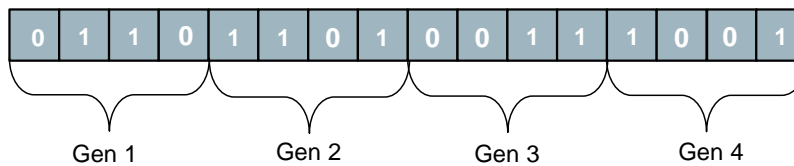


Figura 3. Cadena binaria de genes de los algoritmos genéticos.
 Fuente: elaboración propia

Tabla 1. Terminología de los algoritmos genéticos

Términos	Funciones
Entorno o medio ambiente	Función objetivo
Individuo o ejemplar	Una de las posibles soluciones
Población	Conjunto de solución es en un momento determinado
Generación	Nombre que identifica la población, en un momento determinado
Cromosoma	Código Binario
Genes	Los bits que conforman el código binario

Fuente: adaptada de Parisi, Parisi y Cornejo (2004)

Las ventajas de los algoritmos genéticos frente a otros métodos como los lineales, se evidencia en que tienen una amplia gama de aplicaciones para problemas de la vida real, son robustos a cambios, sus conceptos son claros, tienen potencial para hibridarse con otros métodos entre otras ventajas. Todas estas ventajas les permiten amplia aplicación en finanzas, teoría de juegos, economía entre otros campos (Quintero & Coello, 2006). Los problemas que pueden resolver son de “predicción de bancarrota, predicción de aspectos financieros, reglas técnicas de estudio de comercio, selección de portafolio, tasa de cambio” entre otros (Wang & Hsu, 2008, p. 257)¹⁰.

¹⁰ bankruptcy prediction , financial forecasting, technical trading rules studying, portfolio selection, exchange-rate forecasting

3.3. Sistema inmune artificial

El sistema inmune artificial es el más avanzado sistema biológico que existe en los seres vivos, su función principal es la de determinar y eliminar aquellos materiales externos (antígenos) que están en el organismo. Una de sus grandes capacidades es la de aprender, memorizar y reconocer patrones (Farmer & Packard, 1986). Existen tres tipos de teorías que han sido estudiados como insumo para la creación del sistema inmune artificial, ellas son: la selección clonal, selección negativa y la red inmunológica. La última de ellas, ya no se encuentra validada por los inmunólogos (Timmis, Hone, Stibor, & Clark, 2008).

La selección clonal, teoría propuesta por Burnet (1959), explica la forma como las células inmunes proliferan en presencia de un antígeno (Dasgupta & Nino, 2009), ella opera tanto para células T y B. Cuando los anticuerpos se atan con un antígeno, las células plasmáticas producen largos números de anticuerpos para combatirlo, después de eliminarlo aparecen unas células B de memoria que permitirán dar respuesta a este antígeno si se llega a volver a presentar (Ibid, 2008). Los anticuerpos no solo pueden atacar antígenos, también pueden atacar células del propio cuerpo; este proceso es llamado selección negativa. En el transcurso de este proceso se eliminan anticuerpos inmaduros que están ligados al timo y a la médula ósea.

Los nuevos anticuerpos generados de este proceso se distribuyen a través del cuerpo para monitorear otras células (Kim & Bently, 2001). “Jerne propuso que el sistema inmune es capaz de alcanzar la memoria inmunológica a través de la existencia de un mutuo refuerzo de redes de células B” (Timmis, Hone, Stibor & Clark, 2008, pág. 13)¹¹. Tal memoria es posible de lograr a partir de la unión de los paratopes (porciones moleculares de un anticuerpo) e idiotipos (otras porciones de un anticuerpo), unión que provoca la estimulación de células B. Los paratopes en las células B reaccionan a los isotopos de células B de la misma manera que reaccionarían a un antígeno (Ibid, 2008).

La manera como el sistema inmune realiza su actividad principal se desarrolla sin un control central, es una respuesta natural, rápida y adaptativa a diferentes situaciones de cambio. La memoria permite el aprendizaje para la identificación de antígenos por los anticuerpos. Sus características principales, especialmente, la de la construcción de anticuerpos, la memoria, y la capacidad de eliminar a los patógenos fueron base para la construcción del sistema de inteligencia computacional llamado computación inmune (sistemas artificiales inmunes) (Hunt & Cooke, 1996). La selección clonal, las redes inmunes y la selección negativa (todas características del sistema inmune) han sido ampliamente revisadas en la literatura. Estas características representan los tipos de sistemas inmunes artificiales que se han estudiado y apoyaron al esfuerzo ingenieril por construirlos.

Sistema inmune artificial en predicción

Existen cuatro decisiones que deben ser realizadas para la implementación de un sistema inmune artificial; la selección, la mutación, la codificación y la medida de afinidad que tendrá el algoritmo. El proceso de codificación permite una correcta identificación de antígenos (posible solución) o anticuerpos (set de datos), al igual que en los algoritmos genéticos usualmente se representa con números binarios (Burke & Kendall); la medida de afinidad muestra el nivel de correlación entre una pareja de códigos binarios (por ejemplo sirve, para identificar que tan similares son los gustos de las personas por un producto); seguidamente, se procede a una fase de clonación y mutación de parejas. Los sistemas inmunes artificiales usualmente se han usado en optimización, hay tienen un gran portafolio de posibles aplicaciones (Dasgupta, 1999). Sin embargo, tienen también características

¹¹ Jerne proposed that the immune system is capable of achieving immunological memory via the existence of a mutually reinforcing network of B cells

que contribuyen a que sean buenos en predicción. Algunas de las más comunes son la facilidad que tienen para el reconocimiento de patrones, son robustos al poder funcionar a pesar de que sufran la ausencia de algunas células, tienen aprendizaje y memoria (Aragón, Cagnina & Esquivel, 2006). Se han utilizado en predicción de seguridad informática, detección de anomalías, tolerancia a fallos (así como hardware tolerancia a fallos) entre una variedad de otras aplicaciones.

3.4. Modelos híbridos

Tanto los modelos bio-inspirados como los modelos lineales tienen características propias que les permiten resolver diferentes tipos de problemas. Es lógico pensar, que existen algunos problemas que se pueden resolver mejor cuando se utiliza más de un tipo de modelo; estos modelos llamados híbridos han sido revisados en la literatura. La forma cómo funcionan estos modelos es extrayendo las mejores características de los métodos que se utilizan en un problema, buscando realizar la construcción de un modelo que sea más robusto. Los modelos híbridos pueden ser hechos a partir de dos modelos tradicionales, un modelo tradicional y uno bio-inspirado o dos bio-inspirados.

Los administradores de fondos, inversionistas y personas relacionados con los mercados bursátiles usan indicadores técnicos para entender las tendencias futuras del mercado; incluso, si se puede hacer una medición continua, se interpretan estos resultados en términos cualitativos de bajo, medio y alto. El modelo híbrido propuesto por Kim y Han (2000) busca discretizar con el ánimo de reducir el ruido y los datos redundantes; lo hace por medio de una simplificación del proceso de aprendizaje de las redes neuronales artificiales probablemente mejorando la generalización de los resultados aprendidos. Este proceso necesita umbrales racionales y relevantes (Kim & Han, 2000) (figura 4). Este artículo propone “la optimización de umbrales de discretización basados en AG”¹² (Ibid, 2000, pág. 128).

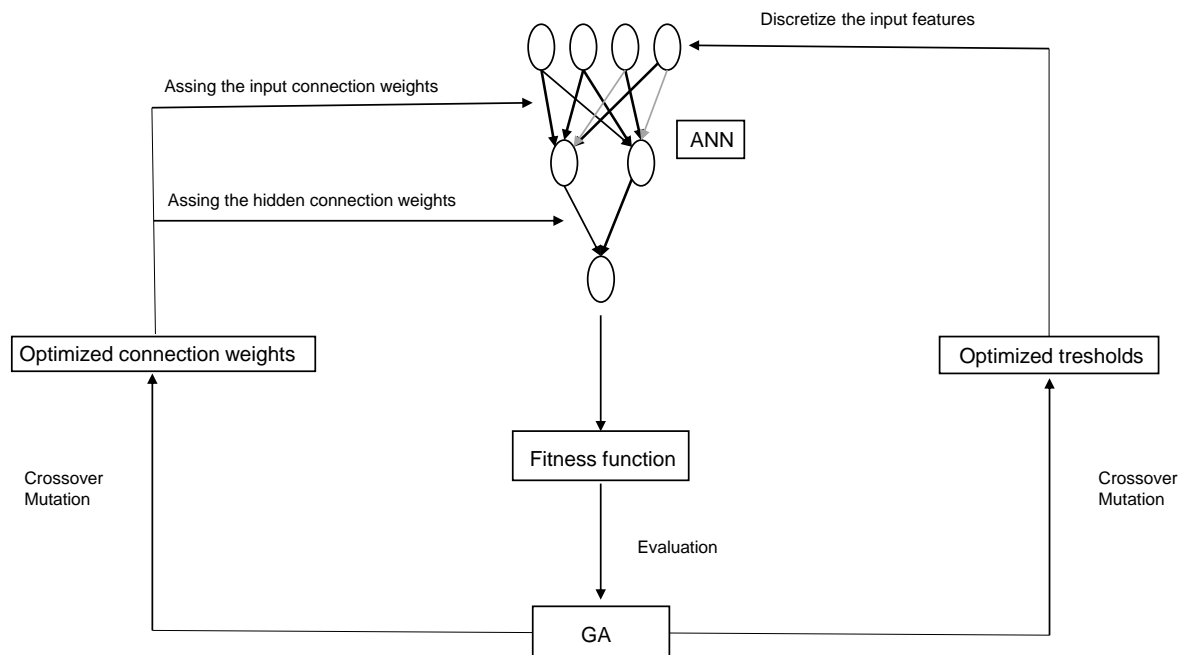


Figura 4. Marco general de la función de discretización de algoritmos gen

Fuente: adaptada de Kim & Han, 2000

¹² this paper proposes the optimization of discretizing thresholds based on GA

Los modelos híbridos trabajan bien con redes neuronales prediciendo precios de acciones, tipo de cambio, riesgo bancario entre otros. Los modelos híbridos de algoritmos genéticos artificiales estiman tendencias de la industria de alta tecnología de los países, índices bursátiles, datos financieros. Los sistemas híbridos inmunes artificiales se utilizan para detección de intrusos, detección de fraudes de crédito entre otros temas.

4. Aplicaciones de los métodos bio-inspirados en la administración

En esta sección hablaremos acerca de las aplicaciones actuales de los métodos bio-inspirados. Mostraremos en un principio la taxonomía con unos colores que permitirán ilustrar al lector acerca de cuáles problemas se pueden resolver con estos métodos y aquellos que son un reto de investigación al futuro en este ámbito. Seguidamente, observaremos un cuadro resumen de las aplicaciones actuales con sus respectivos autores para mayor conocimiento del lector que desee indagar más en el tema. En la parte final de la sección, abordaremos las aplicaciones de cada uno de los modelos; haciendo énfasis en cómo se desarrollaron, sus características, y resultados.

4.1. Taxonomía de los problemas de predicción en las organizaciones

Los problemas de predicción son ubicuos en las organizaciones empresariales. Estos van desde la previsión de fallas en un sistema de producción, pasando por la predicción de la demanda, hasta la estimación del índice de precio de los consumidores. Con el objetivo de poder realizar un marco general para el estudio de los problemas de predicción típicos que afrontan las organizaciones, en este trabajo se propone una taxonomía, basada en la literatura revisada, que clasifica diversos problemas de predicción organizacional e interorganizacional o de entorno (figura 5). Ella es solo un primer acercamiento de la amplia gama de problemas que pueden ser estimados con estos prometedores métodos, por cuanto todavía es muy amplio el campo a estudiar en este tema.

Dentro de los problemas organizacionales identificamos cinco categorías que corresponden a las principales áreas de una organización donde se pueden resolver problemas de predicción y sus respectivos tipos. Con color azul se identificaron los problemas de las empresas, aquellas divisiones en las cuales se encontró literatura; con amarillo los problemas que no han sido revisados y ofrecen un reto para futuras investigaciones. Respecto al entorno identificamos tres categorías y sus respectivos problemas, La importancia de esta taxonomía es que da en un sencillo cuadro, mayor claridad acerca de una amplia gama de problemas que se pueden resolver con los métodos bio-inspirados en predicción. Avanzado un poco en la sección, se podrá ver como específicamente los autores abordaron cada problema y que método utilizaron.

4.2. Aplicaciones actuales con base en la taxonomía de problemas organizacionales y de entorno

La tabla 2 muestra una síntesis de cuáles son los problemas que pueden ser estimados por los tres métodos bio-inspirados revisados en este trabajo y cuáles son los autores que han realizado aproximaciones a resolverlos. En el cuadro encontramos aplicaciones en finanzas (precios de acciones, índices de acciones y índices bursátiles asiáticos, fraude de una tarjeta de crédito, predicción de bancarrota entre otros); mercadeo (índice de precio del consumidor, toma de decisiones de los consumidores y predicción de ventas); e informática (minería de datos y seguridad de computador y detección de fallas). Después para cada aplicación se especificó el tipo de técnica, rasgos generales del estudio y las conclusiones.

4.2.1. Problemas de finanzas

Predicción de los índices de acciones IPC, Nasdaq TSE y DJI

La predicción de los índices accionarios de las bolsas de valores resulta una herramienta efectiva a la hora de estimar el mercado accionario total, predecir indicadores como el Nasdaq sirven para estimar el mercado total bursátil tomando en cuenta que es una bolsa de relevancia mundial. A pesar de la dificultad que conlleva estimar un indicador como este; debido a su complejidad, literatura al respecto muestra que se puede predecir en cierto grado. Tales regularidades que contienen estas series históricas pueden ser revisadas con algoritmos genéticos y redes neuronales artificiales (Parisi, Parisi, & Cornejo, 2004).

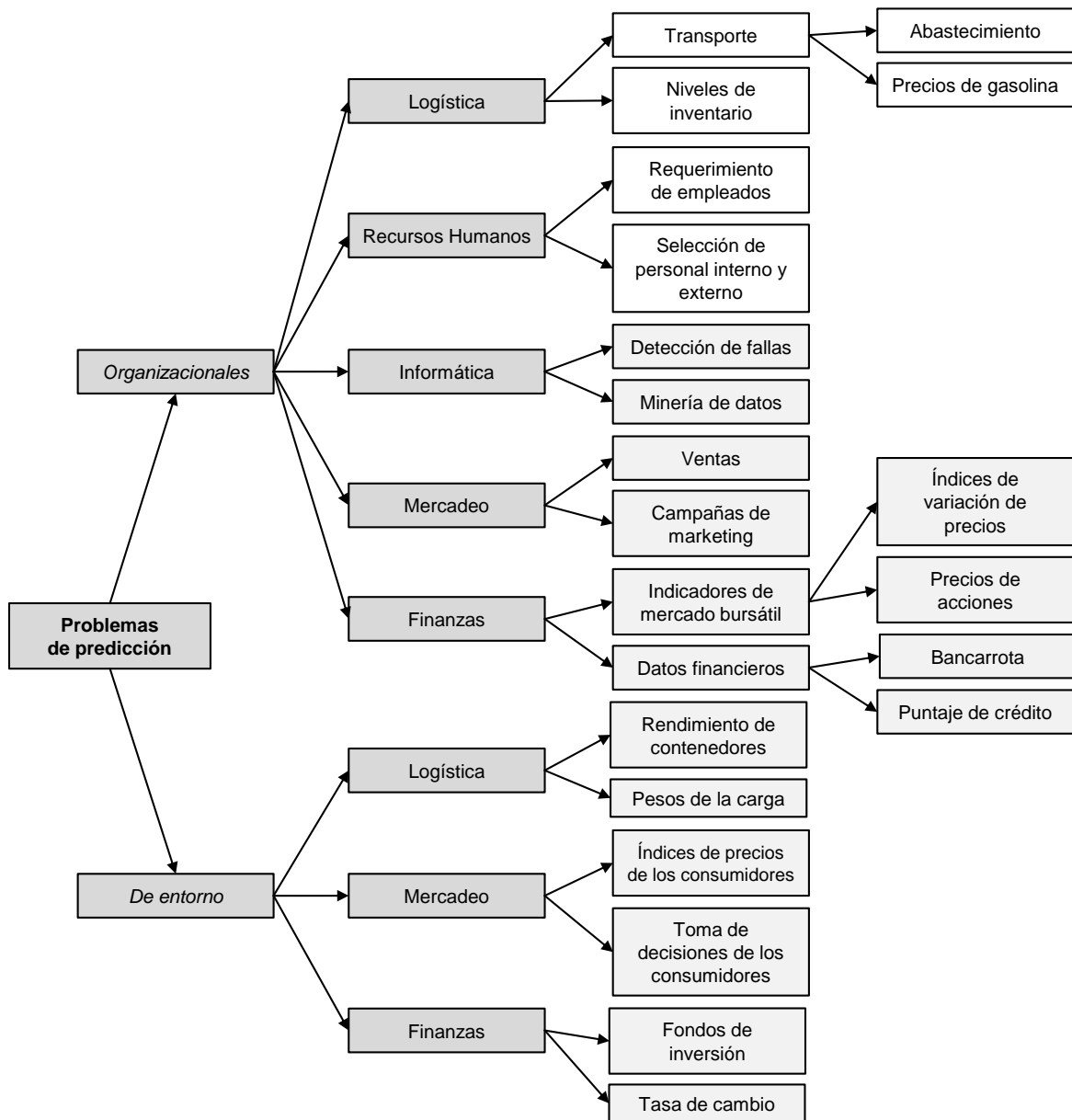


Figura 5. Taxonomía de problemas de predicción organizacionales y de entorno.

Fuente: Elaboración propia

Tabla 2. Resumen de las aplicaciones de predicción estudiadas por los tres métodos bio-inspirados revisados en este texto

Problemas abordados con modelos bio-inspirados	Autores
Precios de acciones	Kim & Han, 2000
Índices de acciones	Parisi, Parisi, & Cornejo, 2004
Índices bursátiles asiáticos	Parisi, Parisi, & Díaz, 2006
Índice de precio del consumidor	Santana, 2006; Velázquez & Montoya, 2005
Puntaje de crédito	Mirtalaei et al., 2012
Fraude de una tarjeta de crédito	Gadi, Wang & do Lago, 2008
Predicción de bancarota	Min, Lee, & Han, 2006, Cinca & del Brío, 1993
Diseño de mezclas de concreto	Gonzalez, Guerrero, & Delvasto, 2011
Tendencias de la industria de alta tecnología	Wang & Hsu, 2008
Seguridad de computador y detección de fallas	Dasgupta, Yu & Majumdar, 2003; Kim y otros, 2007
Minería de datos de la web	Nasaroui, Gonzalez & Dasgupta, 2002
Toma de decisiones de los consumidores	Gan et al. , 2005
Rendimiento de contenedores en un puerto de Bangkok	Gosasang, Chandraprakaikul & Kiattisin, 2011
Predicción de ventas	Ruelas & Laguna, 2014

Fuente: elaboración propia

En 2004 Parisi, Parisi y Cornejo realizaron un estudio de valores de cierre semanales del periodo del 7 de Abril de 1998 al 14 de Abril de 2003 para poder evaluar como variaban semanalmente los índices bursátiles: IPC, Nasdaq TSE y DJI. Se compararon la eficiencia de los modelos multivariados dinámicos elaborados a partir de algoritmos genéticos recursivos con los resultados de un modelo AR(1) y de un modelo multivariado elaborado de manera aleatoria. Los resultados se probaron con la evaluación de una prueba de solidez del análisis de mil series de bootstrap, los modelos multivariados realizados con algoritmos genéticos presentaron un PPS de 59%, 69%, 59%, 59% respectivamente para los índices presentando una tasa más alta que los demás modelos (Ibid, 2004).

Predicción del mercado bursátil asiático Nikkei 225, Hang Seng, Shanghai Composite, Seoul Composite y Taiwan Weighted

Los índices del mercado bursátil de Asia, así como los índices del mundo, representan una variable económica fundamental para los diferentes tipos de gremios e inversionistas que desean comprar y vender en el mercado bursátil. “La aplicación de técnicas de predicción del cambio de signo de los retornos de mercado es un tema de creciente interés por parte de la comunidad financiera, existiendo numerosas evidencias de las bondades de la predicción del signo, en contraste al enfoque tradicional de predicción puntual del nivel de precios” (Parisi, Parisi, & Díaz, 2006, pág. 252); es decir, el conocimiento del nivel de precios no asegura un retorno de la inversión, puesto que esto es normalizar el fenómeno. Los mejores resultados costo efectivos se logran comprendiendo su dinámica.

En 2006 Parisi, Parisi y Díaz realizaron un modelo multivariado dinámico construido a partir de algoritmos genéticos recursivos y una red neuronal ward para predecir el signo de las variaciones semanales de los índices bursátiles Nikkei 225, Hang Seng, Shanghai Composite, Seoul Composite y Taiwan Weighted. Los resultados se compararon con una estrategia buy and hold y un modelo ingenuo o AR (1); estos mostraron que “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 Treynor¹³ (Parisi, Parisi, & Díaz, 2006, pág. 251); obteniendo los mejores resultados del porcentaje de predicción de signo (PPS) de 60,0%, 60,4%, 57,8%, 59,6%, y 62,6% respectivamente para cada indicador. Además, obtuvo el mejor desempeño en cuatro de los cinco índices analizados lo que lo hace el modelo más robusto.

Variación de precios de acciones

Estimar acertadamente la variación del precio de las acciones puede generarles muchos ingresos a los inversores. No obstante, el mercado accionario es dinámico, no lineal, ni parametrizable. Además, tiene en cuenta un gran número de variables macroeconómicas como las condiciones económicas generales, las decisiones de inversores, eventos políticos por nombrar algunas (Kara, Boyacioglu, & Baykan, 2011). Los métodos bio-inspirados han demostrado ser una buena opción a la hora de aproximarse a su valoración; enfocándose más en la predicción de la dirección del movimiento del índice accionario que es más importante para la realización de estrategias de transacción efectivas que estimar el valor de cierre de una acción (Leung, Daouk, & Chen, 2000).

En el 2000 Kim y Han utilizaron un modelo híbrido de redes neuronales artificiales y algoritmos genéticos artificiales manejando la característica de discretización y la determinación de pesos de conexión para predecir el precio de acciones. Los algoritmos genéticos usualmente se utilizan para mejorar el algoritmo de aprendizaje; no obstante, en este trabajo se utiliza además para optimizar el peso de las conexiones del algoritmo entre las capas ofreciendo una disminución de la complejidad de la caracterización del espacio. Los resultados experimentales a pesar de mostrar limitaciones, demuestran una mejor aproximación que los dos modelos por a parte debido a que reducen patrones irrelevantes (Kim & Han, 2000).

Puntaje de crédito

El puntaje de crédito es uno de los temas más importantes en el mercado crediticio desde 1960, debido a que permite a las entidades prestadoras de dinero la clasificación de los aplicantes a un crédito en grupos de solventes y no solventes. Los prestadores requieren cada vez de mejores técnicas para disminuir el riesgo de pérdidas de dinero prestado; algunas técnicas bio-inspiradas, no ofrecen gran ventaja a la hora de estimar el riesgo y sus resultados no difieren en gran medida de los ofrecidos por las técnicas estadísticas. No obstante, los sistemas inmunes artificiales exhiben los mejores resultados en cada clasificador comparado con los diferentes sets de datos que se utilizan en predicción de puntaje de crédito (Leung, Cheong, & Cheong, 2007).

En 2012 Mirtalaei et al. utilizaron las redes neuronales artificiales para predecir decisiones de préstamo de crédito mediante la categorización de los clientes. El modelo de confianza de seis pasos permite al final de hacer la revisión de cada paso, lograr etiquetar a los clientes dependiendo su nivel de confianza. Sus resultados fueron comparados utilizando el MAPE (el error absoluto porcentual promedio); las redes con los menores niveles de MAPE eran las mejores. Los resultados del trabajo son una herramienta importante que puede ser utilizada para realizar pólizas para diferentes consumidores basadas en sus niveles de confianza (Mirtalaei et al., 2012).

¹³ The multivariable model from genetic algorithms obtained the best performance in terms of yield corrected by risk, measured by the indexes of Sharpe and Treynor.

Predicción de bancarrota

El análisis financiero es esencial para evaluar la situación económica de una empresa, si se hace un buen análisis se pueden tomar correctivos para solventar las dificultades (Nava, 2009) y evitar la bancarrota. Los modelos de regresión logística y de regresión por medio de probit resultan ser una buena opción para predecir la quiebra de las empresas cuando se asume la linealidad, independencia entre las variables predictores y la normalidad (Zhang, Hu, Patuwo, & Indro, 1999). Sin embargo, los modelos bio-inspirados e híbridos son los que presentan una mejor aproximación a la predicción de este ámbito teniendo en cuenta que la bancarrota no es un tema que se pueda predecir normalizando el fenómeno (Min, Lee, & Han, 2006).

En 1993 Cinca y del Brío utilizaron las redes neuronales artificiales para predecir la quiebra bancaria comparando sus resultados con modelos de análisis estadístico multivariante. Utilizaron una base de datos de 66 bancos, de los cuales 32 fueron extraídos al azar como insumo de aprendizaje de la red; los 34 restantes fueron los que probaron la red ya entrenada. Al finalizar el aprendizaje, la red estima valores entre un intervalo de +0.5 y -0.5 (los bancos que obtuvieron puntajes negativos reportaron quiebra y los otros por consiguiente no). Para este estudio se utilizaron, además, 32 patrones que la red neuronal fue capaz de asociar correctamente. Los resultados mostraron que la red estimó correctamente 30 bancos solo errando en 4 es decir, obtuvo una efectividad del 89.10% (Cinca & del Brío, 1993).

En 1999 Zhang et al. presentaron una función de las redes neuronales artificiales comparando sus resultados con los modelos de regresión logística para la predicción de la posibilidad de quiebra. La metodología utilizada se basó en la revisión de las redes neuronales artificiales y su relación con la teoría de clasificación Bayesiana. Este trabajo ofrece un marco general de la funcionalidad que tienen las RNA en este problema. Los resultados de las redes neuronales manifestaron un promedio de acierto de 81,82% sobre 5 submuestreos mayor al 76,09% de los modelos de regresión logística. Además, las RNA fueron robustas respecto a variaciones de la muestra y son más aplicables para problemas de predicción de bancarrota en tiempo real (Zhang, Hu, Patuwo, & Indro, 1999).

4.2.2. Problemas de mercadeo

Estimación del Índice de Precios del Consumidor (IPC)

Establecer metodologías que permiten el pronóstico de las variaciones del índice de precios al consumidor de Colombia publicado por el DANE es de sumo interés para la población en general y para muchos sectores de la economía. Conocer la inflación “resulta fundamental al tomar decisiones tanto de control sobre los instrumentos de política monetaria, como tasas de interés, encajes bancarios u operaciones de diversa índole que aumenten o contraigan la disponibilidad de recursos en la economía” (Santana, 2006, pág. 78). La toma de decisiones de los sectores implicados depende de la buena estimación de este indicador; por dicha razón es fundamental para el gobierno contar con buenas herramientas de predicción como las redes neuronales que estiman bien el indicador en términos el MSE (error cuadrático medio).

En 2005 Velázquez y Montoya presentaron un modelo híbrido (“basado en una descomposición estructural de la serie temporal con el objetivo de remover cualquier patrón fácilmente detectable en los datos, y en el uso de un perceptron multicapa para modelar las relaciones ocultas en la serie de tiempo”) (Velázquez & Montoya, 2005, pág. 85) para pronosticar el índice colombiano de precios al consumidor comparando los resultados con la aproximación de Box y Jenkins y modelos clásicos de redes neuronales artificiales. El modelamiento se basó en las características específicas de la serie estudiada (patrones estacionales, ciclos de largo plazo, tendencia, entre otros). El modelo propuesto

demonstró que puede mostrar mejor las propiedades de largo plazo de la serie obteniendo una reducción del MAE (error medio absoluto porcentual) de 1% a 0,23%.

En 2006 Santana realizó un trabajo con redes neuronales comparando sus resultados con los modelos Box-jenkins y SARIMA con el fin de predecir los índices de precios de los consumidores. Se utilizaron los datos de enero de 1998 a junio de 2005 para pronosticar datos de Julio a diciembre de 2005. Los resultados validaron que las redes neuronales fueron más precisas que los otros modelos. Así mismo, las redes neuronales artificiales sin la neurona de tendencia exhiben en una gran mayoría de casos las menores tasas en términos de error cuadrático medio (MSE) y error absoluto medio (MAE) de 0.009 y 0.072 respectivamente (Santana, 2006).

Estimación de las tendencias de la industria de alta tecnología

Para pronosticar las tendencias de la industria de alta tecnología se deben estimar muchas variables complejas como las técnicas de producción, fluctuación de la demanda del mercado, etc, estas variables dificultan la estimación de este indicador. Los métodos tradicionales tienden a utilizar información escasa para disminuir los errores a la hora de predecir. Además, sus resultados siempre requieren de muchas observaciones para llegar a considerar las tendencias de la industria, lo que dificulta que estos modelos clásicos sean operables en tiempo real puesto que no permiten una respuesta rápida; mediante la utilización de mejores enfoques se les puede dar una mejor solución (Wang & Hsu, 2008).

En 2008 Wang y Hsu presentaron un modelo híbrido de la teoría gris y los algoritmos genéticos, comparando sus resultados con otros métodos de predicción para pronosticar la industria de alta tecnología en Taiwan. Los resultados empíricos mostraron que los algoritmos genéticos teoría gris (AGTG) reducen la tasa de error de la predicción; mostrando la mínima tasa de error MAPE que fue de 0.072%, comparativamente con los resultados de 3.9% y 23.83 de los modelos de teoría gris estudiados por aparte. Al futuro, los AG reflejan la posibilidad de predecir la industria de alta tecnología en otros países utilizando una metodología similar a la utilizada en este artículo (Ibid, 2008).

Toma de decisiones de los consumidores

“El análisis cuantitativo para predicción en negocios y marketing, especialmente en comportamiento del consumidor y en el proceso de toma de decisiones (modelo de decisiones del consumidor), se ha vuelto más popular en prácticas de negocios” (Gan et al. , 2005, pág 211). La capacidad que tiene una empresa para estimar asertivamente la elección de los consumidores le brinda muchas ventajas, que se pueden traducir en una gran rentabilidad. Cuando se realiza un buen pronóstico se puede hacer una mejor campaña de focalización de productos, mejores estrategias costo efectivas entre otras ventajas. Los modelos convencionales tales como los análisis discriminantes y la regresión logística pueden presentar índices altos de predicción, aunque a su vez presentan niveles altos de errores tipo I y II que no se observan cuando se utilizan métodos bio-inspirados como las RNA, por dicha razón los métodos no lineales son la mejor opción de predicción.

En 2005 Gan et al. compararon los resultados de las redes neuronales: red neuronal de probabilidad (RNP) y red neuronal feedforward multicapa con el modelo logístico para predecir la toma de decisión de los consumidores a la hora de escoger servicios bancarios. Se usaron una serie de variables características de la toma de decisión de los consumidores (precio, riesgo percibido, características del servicio, entre otras) además de características demográficas (educación, sexo, etnia, nivel de educación entre otras) para el análisis. Los resultados fueron observados comparando dos aspectos: elección de banco electrónico y no electrónico. La conclusión fue que la RNP tiene el mejor índice

de predicción para ambos aspectos (99,81%), bajo nivel de errores tipo I (0,70%) y nada de errores tipo II (0,00%) lo que lo hace el mejor modelo para predecir la elección de bancos (Ibid, 2005).

Predicción de ventas

Si una empresa puede estimar asertivamente su nivel de ventas en un determinado periodo, hará que su plan de ventas se materialice mejor. Un error en la estimación de las ventas, puede hacer que una empresa se quede sin materias primas para su operación o con excesos de inventarios; es por tal razón que los buenos pronósticos permiten aplicar el resto de planes operativos. Los métodos convencionales no predicen muy bien las ventas, debido a que parten de información de datos históricos y de las variables ya conocidas, ante un cambio en algún indicador su pronóstico se dificulta pues parten de una distribución normal. A diferencia de estos modelos, los métodos no estadísticos como las redes neuronales parten del aprendizaje de ejemplos dados lo cual las hace más efectivas (Ruelas & Laguna, 2014).

En 2014 Santoyo y González compararon los resultados de una red neuronal artificial con una modelo ARIMA y método de Hold y de Winters para predecir las ventas de la empresa Productos Frugo S.A. de C.V.. Los resultados fueron evaluados en torno al MSE. Las redes neuronales resultaron ser el mejor método al obtener un nivel de error cuadrático de 514,72 muy inferior al de los otros métodos; además, los resultados mostraron que el nivel de ventas real del periodo estudiado fue de 44, 810, 911 libras. “Las ventas pronosticadas mediante la red neuronal artificial son: 44, 560, 866 libras. Lo cual refleja un 99.442%” (Ibid, 2014, pág. 104) de nivel de acierto lo que la hace un método muy adecuado para predecir ventas.

4.2.3. Problemas de logística

Pronostico de las cantidades para una mezcla de concreto

Las cantidades exactas para realizar concreto pueden ser pronosticadas. A la identificación de dichas cantidades se le conoce como el diseño de la mezcla; el método utilizado para identificar ese diseño es mediante protocolos que conllevan a la obtención de la resistencia de la compresión. La elaboración de esa resistencia lleva muchos ensayos destructivos con probetas lo que obliga a las empresas a invertir mucho tiempo y dinero a la espera de los resultados. Muchos modelos se han utilizado para estimar las cantidades; sin embargo, estos enfoques solo sirven para estimar las cantidades y no toman en cuenta la posibilidad de estimar las propiedades de los componentes que se pueden llegar a pronosticarse mediante métodos de predicción más robustos como los métodos bio-inspirados (Gonzalez, Guerrero & Delvasto, 2011).

En 2012 González, Guerrero y Arjona intentaron predecir las propiedades del concreto, en su estado fresco y duro. Los resultados mostraron la predominancia de las redes neuronales artificiales y de los algoritmos evolutivos e híbridos en la estimación de problemas relacionados con mezclas de concreto; al lograr determinar sus propiedades mecánicas, propiedades reológicas, y propiedades de durabilidad, por cuanto son aplicables a la predicción de sus propiedades en general. Para futuros trabajos, los autores explicaron que hay aplicaciones para el diseño de concreto con fibras para condiciones locales y restringidas, por lo cual es un campo interesante de investigación (Ibid, 2011).

Rendimiento de contenedores en un puerto de Bangkok

El transporte de contenedores es una de las actividades más importantes en la economía de un país. En países como Tailandia, cerca del 90 % de los envíos de carga se realiza con contenedores; por esta razón, la estimación del rendimiento de los contenedores es un factor prioritario para inversión del

sector privado y el Gobierno. La predicción de este rendimiento se ha realizado usualmente utilizando las series de tiempo y la regresión lineal. Sin embargo, ellas se quedan cortas al no revisar la relación entre las variables macroeconómicas y los volúmenes de los mismos; luego es una buena opción utilizar métodos bio-inspirados dando respuesta a sus falencias (Gosasang, Chandraprakaikul & Kiattisin, 2011).

En 2011 Veerachai, Chandraprakaikul y Supaporn Kiattisin realizaron un estudio de como pronosticar el crecimiento y rendimiento de los contenedores en el puerto de Bangkok; utilizando un perceptron multicapa y un modelo de regresión lineal. Algunos factores como el PIB, la tasa de interés entre otros fueron usadas para predecir los volúmenes de exportación de containers; las variables de inflación, tasa de cambio entre otras ayudan a establecer los volúmenes de importación de containers. Esto se realizó para saber el coeficiente de correlación (este indicador muestra la relación entre las variables y los volúmenes de los contenedores) que reportó un tasa de 0,9509 en el perceptron multicapa superior al 0,8620 de la regresión lineal. Los resultados además mostraron menores niveles de (MAE) y de (RMSE) raíz de error cuadrático por parte del perceptron multicapa que permite que este sea el mejor método (Ibid, 2011).

4.2.4. Problemas de informática

Seguridad de computador y detección de fallas

Los programas de seguridad informática ayudan a las empresas a mantener la información de sus computadores a salvo de hackeos. Existen dos clases de detección de fallas las cuales son la detección de abuso y la detección de anomalías; en esta subsección revisaremos solo la detección de anomalías. Los sistemas de intrusos sirven para localizar abusos, malos usos del computador y presencias externas e internas de virus (Kim, et al., 2007). Es razonable pensar que tienen simetría con los sistemas inmunes artificiales. Debido a que las empresas dependen de tener los mejores sistemas de seguridad de computador para la detección de anomalías, nuevos modelos de predicción tales como los sistemas inmunes artificiales son necesarios.

En 2003 Dasgupta, Yu y Majumdar se inspiraron en la forma como las células T responden a la presencia de un antígeno en un sistema inmune; utilizando esa característica en el desarrollo de un algoritmo multinivel de aprendizaje inmune (MILA). El nombre procede en que necesita cuatro fases para su implementación: la fase inicial, de reconocimiento, de evolución y de respuesta. Los resultados demostraron que el MILA posee grandes estrategias de detección y aprendizaje en línea y es más flexible que los métodos que no son multinivel. Para futuros trabajos se estableció que se puede llegar a reducir la complejidad del algoritmo proponiendo un algoritmo de supresión, proponer la fase de respuesta y experimentar con una nueva información inicial (Dasgupta, Yu & Majumdar, 2003).

En 2007 Kim et al. realizaron un estudio de seis características (“distribución, multicapas, auto-organización, liviandad, diversidad and disponibilidad “14) (Kim et al., 2007, pág. 452) de los sistemas inmunes naturales para utilizarlas en detección de fallas. Para la revisión de que tan aplicables son los sistemas inmunes artificiales se realizó un árbol filogenético que muestra tres ideas trabajadas en investigaciones del tema los cuales son: métodos inspirados por sistemas inmunes artificiales que usan algoritmos convencionales, la selección negativa y la teoría del peligro. Los resultados ofrecen un marco teórico para seguir indagando entorno al tema (Ibid, 2007).

¹⁴ distributed, multi-layered, self-organised, lightweight, diverse and disposable

La web ha permitido dar o conocer mucha información de una manera muy fácil y rápida. La minería de datos de la web es la extracción de tal información, ya sea de documentos o servicios de la web con el fin de encontrar información relevante. La identificación de patrones, se realiza mediante la observación de información anterior para llegar a predecir la desconocida en la web. Muchas técnicas basadas en los sistemas inmunes artificiales son capaces de desarrollar y analizar algoritmos para encontrar tales patrones; la utilización de sistemas inmunes artificiales, luego es una buena herramienta para minería de datos (Nasaroui, Gonzalez & Dasgupta, 2002).

En el 2002 O. Nasaroui, Gonzalez y Dasgupta desarrollaron un sistema artificial inmune difuso inspirado en el proceso mediante el cual el sistema inmune responde ante la presencia de antígenos en el organismo. Los resultados se extrajeron de la iteración 21 de 36 posibles de datos de registro de acceso de 12 días del sitio Web del Departamento de Ingeniería Informática y Ciencias de la Computación de la Universidad de Missouri, Columbia. Las conclusiones ofrecen la posibilidad de utilizar SIA implementado en el monitoreo y aprendizaje para estimar cuales son las solicitudes de los usuarios en una página web; además, este modelo se puede usar para el mantenimiento de seguridad en el comercio electrónico y de sitios web en general (Ibid, 2002).

5. Conclusiones

Los métodos clásicos en la predicción organizacional buscan la precisión en cualquier intervalo de tiempo, asumiendo que las organizaciones son sistemas lineales y reducibles a sus partes. Sin embargo, esa pretensión es inviable porque en realidad las empresas son sistemas complejos que se caracterizan por la no-linealidad, la robustez, su comportamiento en redes, entre otros. Una buena forma de abordar los problemas de predicción en las organizaciones es a través de los métodos bio-inspirados, debido a que asumen en sus modelos un enfoque más cercano a la realidad que toma en cuenta las características de los sistemas complejos, buscando entender el problema más que llegar a un resultado preciso. En la computación natural, los sistemas bio-inspirados son el área más grande de investigación. Algunos de ellos son posibles insumos para la resolución de problemas de las organizaciones y el entorno.

Se realizó una taxonomía de algunos de problemas organizacionales y del entorno que pueden estimar las empresas con los modelos bio-inspirados. Se identificaron con colores en categorías y sub-categorías que se dividieron dependiendo el tipo de problemas de algunas áreas de las organizaciones. En este trabajo revisamos además, las características de las redes neuronales artificiales, algoritmos genéticos y los sistemas inmunes artificiales independientemente o desarrollados de manera híbrida (con métodos bio-inspirados o métodos clásicos). Hicimos una amplia revisión de una gama de problemas para los cuales se desempeñan bien en un tiempo adecuado. Estos problemas se encuentran en áreas como el marketing, las finanzas y la logística entre otros.

Luego de cotejar la taxonomía expuesta con la revisión de la literatura efectuada, encontramos que para algunos problemas no se han desarrollado aplicaciones en predicción. Por un lado, encontramos oportunidades de estudio en logística. En específico, se pueden observar en abastecimiento y precios de gasolina dentro de la clasificación de transporte de la taxonomía; asimismo observamos que no hay literatura para niveles de inventarios y otros factores relacionados con este aspecto. También consideramos hay aplicaciones en recursos humanos, que es otra tipología de problemas potenciales. Sugerimos particularmente utilizar tales modelos para el pronóstico de selección de personal interno y externo, determinación de personal para un proyecto, entre otras problemáticas.

Por otro lado, vemos otras oportunidades de estudio en el área de finanzas; que según como lo vimos en las aplicaciones actuales, hay ciertas cuestiones que pueden ser insumos para el trabajo de futuras investigaciones. Para comenzar podría llegarse a estimar mediante modelos híbridos de algoritmos genéticos la industria de alta tecnología en otros países (Wang & Hsu, 2008). Además, consideramos una aplicación potencial para ejecutar mediante la utilización de redes neuronales artificiales pólizas para diferentes consumidores que se encuentren apoyadas en sus niveles de confianza (Mirtalaei et al., 2012).

Queremos dejar claro además, que generalmente se utilizan algunos de los métodos bio-inspirados de algoritmos genéticos y sistemas inmunes artificiales de estos problemas en optimización, debido a que es un campo más estudiado que la predicción usando tales metodologías. Además, estas técnicas y algunas metodologías clásicas se utilizaron por muchos autores para optimizar características de los modelos, como un primer paso antes de comenzar la predicción. En estas posibles aplicaciones, creemos se pueden realizar futuras investigaciones. No obstante, no hay certeza de que se puedan revisar con sistemas bio-inspirados.

Referencias

- Aragón, V. S., Cagnina, L., Gatica, C. R., & Esquivel, S. C. (2006). Metaheurísticas basadas en inteligencia computacional aplicadas a la resolución de problemas de optimización restringidos. En J. C. Vázquez, M. Marciszack, F. Gibellini (Eds.), *VIII Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación* (124-129). Buenos Aires: Red de Universidades con Carreras en Informática (RedUNCI).
- Burke, E. K., & Kendall, G. (2005). *Search Methodologies Introductory Tutorials in Optimization and Decision Support Techniques*. New York: Springer.
- Chambers, J., Mullick, S. & Smith, D. (1971). How to choose the right forecasting technique. *Harvard Business Review*, (Agosto-Julio, 1971), 55-64.
- Cinca, C. & del Brío, B. (1993). Predicción de la quiebra bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 23(74), 153-176.
- Cortez, P., Rocha, M., Allegro, F. S. & Neves, J. (2002). Real-time forecasting by bio-inspired models. In M. H. Hamza (Eds.), *Artificial Intelligence and Applications: Proceedings of the IASTED International Conference* (pp. 52-57). Málaga.
- Dasgupta, D. (1993). An overview of artificial immune systems and their applications. In D. Dasgupta (Eds.), *Artificial Immune Systems and Their Applications* (vol. 1, pp. 3-21). Memphis: Springer Berlin Heidelberg.
- Dasgupta, D., & Nino, L. F. (2009). *Immunological Computation: Theory and Applications*. Boca Raton: CRC Press.
- Dasgupta, D., Yu, S. & Majumdar, N. S. (2003). MILA — Multilevel immune learning algorithm and its application to anomaly detection. *Soft Computing Journal*, 9(3), 172-184..
- Érdi, P. (2008). *Complexity Explained*. Berlín: Springer.
- Farmer, J., & Packard, N. P. (1986). The immune system, adaptation, and machine learning. *Physica D*, 22(1), 187-204.
- Filiz, I. (2010). An entropy-based approach for measuring complexity in supply chains. *International Journal of Production Research*, 48(12), 3681-3696.
- Gan, C., Limsombunchao, V., Clemes, M. & Weng, A. (2005). Consumer choice prediction: Artificial neural networks versus logistic models. *Journal of Social Sciences*, 1(4), 211-219.
- Gestal, M., Rivero, D., Rabuñal, J., Dorado, J. & Pazos, A. (2010). *Introducción a los Algoritmos Genéticos y la Programación Genética*. La Coruña: Universidade da Coruña.

- Goldratt, E. M. (2009). Standing on the shoulders of giants - Production concepts versus production applications. *Gestão & Produção*, 16(3), 333-343.
- Maldonado, C. E. & Gomez, N. A. (2010). *Modelamiento y Simulación de Sistemas Complejos*. Bogotá: Universidad del Rosario.
- Maldonado, C. E. & Gomez, N. A. (2011). *Sistemas Bio-inspirados: Un Marco Teórico para la Ingeniería de Sistemas Complejos*. Bogotá: Universidad del Rosario.
- Gonzalez, L., Guerrero, A. & Delvasto, S. (2011). Aplicación de la inteligencia artificial en el diseño de mezclas de concreto. Estado del arte. *Cuadreno Activa*, 4(4), 55-65.
- Gosasang, V., Chandraprakaikul, W. & Kiattisin, S. (2011). A comparison of traditional and neural networks forecasting techniques for container throughput at Bangkok Port. *The Asian Journal Shipping and Logistics*, 27(3), 463-482.
- Helbing, D. & Lämmer, S. (2008). Managing complexity: An introduction. In D. Helbing (Eds.), *Managing complexity: Insights, concepts, applications* (vol.1, pp. 1-16). Berlín: Springer.
- Heylighen, F. (2008). Complexity and self-organization. In M. J. Bates & N. M. Maack (Eds.), *Encyclopedia of Library and Information Sciences* (pp. 1-20). CRC Press, Los Angeles.
- Hunt, J. E. & Cooke, D. E. (1996). Learning using an artificial immune system. *Journal of Network and Computer Applications*, 19(2), 189-212.
- Izaurieta, F. & Saavedra, C. (2000). *Redes Neuronales Artificiales*. Concepción: Universidad de Concepción Chile.
- Kara, Y., Boyacioglu, M. & Baykan, O. (2011). Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: The sample of the istanbul stock exchange. *Expert Systems with Applications*, 38(5), 5311-5319.
- Kim, J. & Bently, P. J. (2001). An evaluation of negative selection in an artificial immune system for network intrusion detection. In L. Spector, E. D. Goodman, A. Wu, W. B. Langdon, H.-M. Voigt, M. Gen, S. Sen, M. Dorigo, S. Pezeshk, M. H. Garzon, & E. Burke (Eds.), *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO)* (1330-1337). San Francisco.
- Kim, J., Bently, P., Aickelin, U., Tedesco, G., Greensmith, J. & Twycross, J. (2007). Immune system approaches to intrusion detection – A review. *Natural Computing*, 6(4), 413-466.
- Kim, K. & Han, I. (2000). Genetic algorithms approach to feature discretization in artificial neural networks for the prediction of stock price index. *Expert Systems with Applications*, 19(2), 125-132.
- Leung, M., Daouk, H. & Chen, A. (2000). Forecasting stock indices: A comparison of classification and level estimation models. *International Journal of Forecasting*, 16(2), 173-190.
- Mainzer, K. (2007). *Thinking in Complexity*. Berlin: Springer.
- Marren, P. (2008). Living in the Present. *Journal of Business Strategy*, 29(3), 45 -47.
- Marren, P. (2010). Prediction Kills. *Journal of Business Strategy*, 31(1), 59-61.
- Matich, D. J. (2001). *Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones*. Buenos Aires: Universidad Tecnológica Nacional.
- Min, S., Lee, J. & Han, I. (2006). Hybrid genetic algorithms and support vector machines for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Application*, 31(3), 652-660.
- Mirtalaei, M., Saberi, M., Hussain, O., Ashjari, B. & Hussain, F. (2012). A trust based bio-inspired approach for credit lending decisions. *Computing*, 94(7), 541-577.
- Nasaroui, O., Gonzalez, F. & Dasgupta, D. (2002). The fuzzy artificial immune system: motivations, basic concepts and application to clustering and web profiling. In 2002 *IEEE: International Conference on Fuzzy Systems* (711 - 716). Honolulu: IEEE.
- Nava, M. (2009). Análisis financiero: Una herramienta clave para una gestión financiera eficiente. *Revista Venezolana de Gerencia*, 14(48), 606-628.
- Nieto, F. & Montoya, J. (2008). Implementación de un procedimiento basado en algoritmos evolutivos para programar la producción de marquillas estampadas por transferencia térmica. *Ingeniería y Universidad*, 12(2), 269-299.

- Parisi, A., Parisi, F. & Díaz, D. (2006). Modelos de algoritmos genéticos y redes neuronales en la predicción de índices bursátiles asiáticos. *Cuadernos de Economía*, 43(128), 251-284.
- Parisi, F., Parisi, A. & Cornejo, E. (2004). Algoritmos genéticos y modelos multivariados recursivos en la predicción de índices bursátiles de América del Norte: IPC, TSE, NASDAQ Y DJI. *El Trimestre Económico*, 71(284), 789-809.
- Pérez, J. M. (2010). *Inteligencia Computacional Inspirada en la Vida*. Malaga: Servicio de Publicaciones de la Universidad de Málaga.
- Pitarque, A., Roy, J. C. & Ruiz, J. F. (1998). Redes neuronales vs modelos estadísticos. Simulaciones sobre tareas de predicción y clasificación. *Revista de Metodología y Psicología Experimental*, 19(3), 387-398.
- Quintero, L. V. & Coello, C. A. (2006). Una introducción a la computación evolutiva y algunas de sus aplicaciones en economía y finanzas. *Métodos Cuantitativos Para La Economía y la Empresa*, 2, 3-26.
- Ruelas, E. & Laguna, J. (2014). Comparación de predicción basada en redes neuronales contra métodos estadísticos en el pronóstico de ventas. *Revista de Ingeniería Industrial. Actualidad y Nuevas Tendencias*, 4(12), 91-105.
- San Miguel, M., Johnson, J. H., Kertesz, J., Karsai, K., Díaz-Aguilera, A., MacKay, R. S., et al. (2012). Challenges in complex systems science. *The European Physical Journal Special Topics*, 214 (1), 245-271.
- Santana, J. (2006). Predicción de series temporales con redes neuronales: Una aplicación a la inflación colombiana. *Colombiana de Estadística*, 29(1), 77-92.
- Sosa, M. D. (2007). Inteligencia artificial en la gestión financiera empresarial. *Revista Científica Pensamiento y Gestión*, (23), 153-186.
- Timmis, J., Hone, A., Stibor, T. & Clark, E. (2008). Theoretical advances in artificial immune systems. *Theoretical Computer Science*, 403(1), 11-32.
- Velásquez, J. & Montoya, S. (2005). Modelado de índices de precios al consumidor usando un modelo híbrido basado en redes neuronales. *DYNA*, 72(147), 85-93.
- Wang, C. H. & Hsu, L. C. (2008). Using genetic algorithms grey theory to forecast high technology industrial output. *Applied Mathematics and Computation*, 195(1), 256-263.
- Zhang, G., Hu, M., Patuwo, E. & Indro, D. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. *European Journal of Operational Research*, 116(1), 16-32.
- Zhang, G., Patuwo, B. & Hu, M. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting*, 14(1), 35-62.
- Zhao, L., Wang, Z. & Chen, C. (2009). Is international oil price chaotic? - Empirical evidence from spot market. In *2009 BIFE '09 International Conference on Business Intelligence and Financial Engineering* (621-624). Beijing: IEEE.