**Redes neuronales para pronóstico de series de tiempo hidrológicas del caribe colombiano**

**Resumen**

Este artículo desarrolla y describe un modelo de red neuronal aplicado a las series de hidrología de tiempo que ha sido quizás unos de los problemas más desafiantes en todo el mundo, mediante series de tiempo queremos estudiar el comportamiento del mar en la región caribe colombiana y así tener una idea de cuándo puede pasar algún suceso climatológico que puede llegar a afectar a la población. El objetivo de este proyecto es desarrollar un modelo de redes neuronales profundas y analizar su efectividad a la hora de hacer predicciones a través de series de tiempo y así fomentar la investigación de estas redes neuronales y su adaptación en la hidrología del caribe colombiano.

**Palabras clave:** Redes neuronales Profundas Series de tiempo, Series de tiempo hidrológicas, Pronóstico

**Abstract**

This article develops and describes a neural network model applied to time hydrology series that has been perhaps one of the most challenging problems worldwide, through time series we want to study the behavior of the sea in the Colombian Caribbean region and thus have an idea of ​​when a weather event can happen that can affect the population. The objective of this project is to develop a deep neural network model and analyze its effectiveness in making predictions over time series and thus promote the investigation of these neural networks and their adaptation in the hydrology of the Colombian Caribbean.

Keywords: Deep neural networks Time series, Hydrological time series, Forecast

1. **INTRODUCCIÓN**

Los modelos de redes neuronales artificiales, así como otros modelos no lineales, han sido principalmente usados en la predicción de series temporales no lineales (Clements et al, 2004). No obstante, la problemática asociada con la predicción de series de hidrología de tiempo en el mar caribe de Colombia es la causa por la cual se desarrolla este proyecto, con el fin de mejorar la calidad del trabajo de las persona que realizan dichas actividades alrededor de las zonas costeras y también bajar notablemente el índice de personas damnificadas por el cambio climático.

En este artículo, se introduce a todos aquellos profesionales e investigadores no familiarizados con este problema, en las tendencias actuales y las principales direcciones de investigación sobre los pronósticos y la predicción de series de hidrología de tiempo

El desarrollo de este documento se basó en la problemática que tienen las personas que realizan actividades en zonas costeras o marítimas del Caribe Colombiano como la pesca, el transporte y tránsito marítimo, la explotación petrolera, las operaciones en puertos entre otras, la falta de información acerca de variables hidrológicas es una de las causas por la cual se desarrolla este modelo.

La finalidad de este modelo de redes neuronales es mejorar la calidad del trabajo de las persona que realizan dichas actividades alrededor de las zonas costeras y también bajar notablemente el índice de personas damnificadas por el cambio climático, esto a través de los resultados que se obtendrán de las pruebas a realizar.

II. DESARROLLO DEL ARTÍCULO

Los perceptrones multicapa (MLP, por su sigla en inglés) parecen ser la arquitectura de redes neuronales artificiales más utilizada para la predicción de series de tiempo no lineales [1].

Las redes neuronales autorregresivas (ARNN, por su sigla en inglés) se obtienen al considerar la fusión de un modelo lineal autorregresivo [2] con un MLP. Su desarrollo conceptual inicial está basado en el desarrollo de un contraste estadístico de no linealidad en el que se comparan los dos modelos anteriores [3][4] [5].

Muchas de las técnicas usadas hoy en día para modelar series de tiempo hidrológicas y para generar series sintéticas asumen relaciones lineales entre las variables. Los dos grandes grupos de técnicas incluyen a los modelos conceptuales y físicamente basados y a los modelos de series de tiempo [6].

Los modelos conceptuales y físicamente basados están diseñados para simular matemáticamente los sub-procesos y mecanismos físicos que gobiernan el ciclo hidrológico. Generalmente incorporan formas simplificadas de las leyes físicas y son no lineales, invariables en el tiempo y determinísticos. Usan parámetros representativos de las características de la cuenca pero ignoran la variación en el tiempo y las propiedades estocásticas del proceso de lluvia escorrentía. El problema con los modelos conceptuales es que las regularidades o periodicidades empíricas no son siempre evidentes y pueden ser cubiertas por ruidos (SAC-SMA, SIRT, SCRR, Watbal, PREVIS, ADM, Hidrograma unitario, etc.) [7].

Hoy en día una de las principales herramientas para realizar el análisis y la predicción de series de tiempo es el lenguaje de programación Python ,los científicos de cualquier rama usan la programación como una herramienta más para la solución de sus problemas. Ellos necesitan que sus herramientas sean simples y eficientes, de modo que se puedan concentrar en los problemas de sus respectivos campos. Actualmente se puede observar una gran tendencia al uso de Python en grandes centros de investigación como el CERN (Organización Europea para la Investigación Nuclear) y por parte de científicos en ramas como la Bioinformática, Neurofisiología, Física, Matemáticas, etc. Esto es debido a la disponibilidad de librerías de visualización, procesamiento de señales, estadísticas, álgebra, etc.; de fácil utilización y que cuentan con muy buena documentación.

Los paquetes NumPy (Python Numérico) y SciPy (Python Científico) son pilares para el trabajo científico hoy en día, estos emulan en muchas ocasiones las funciones disponibles por el Matlab (otro de los lenguajes de corte científico existentes) lo que hace más fácil la transición a partir de este [8]

**METODOLOGIA UTILIZADA**

Para lograr la ejecución de los procesos de predicción en el modelo propuesto, se debe contar con redes neuronales recurrentes. para este proceso de desarrollo se usó la red LSTM.

**MODELO DE REDES NEURONALES**

Las redes neuronales son un marco computacional que consiste en un procesamiento simple de conexión masiva entre unidades. Estas unidades son un análogo a las neuronas en el cerebro humano, debido a la estructura altamente conectada [n\_1],que es donde se hace el proceso de análisis y transformación de los datos de entrada, para conseguir una solución.

La arquitectura de una red neuronal artificial cuenta con los siguientes parámetros (Véase Figura 1):

• La capa de entrada, cuyo número de neuronas depende de la cantidad de rezagos importantes para la serie de tiempo.

• La(s) capas ocultas.

• El patrón de interconexión entre las diferentes capas.

• El proceso de aprendizaje que es ejecutado por el algoritmo optimizador para actualizar los pesos de las conexiones neuronales, para el caso del estudio presentado se utilizaron los algoritmos ADAM y SGD

• La función de transformación que convierte una entrada ponderada en salida, para el presente trabajo se utilizó la función lineal ya que genera valores de salida positivos como negativos y de cualquier cantidad de dígitos. Otras funciones son muy utilizadas como tangente, sigmoid, relu y demás, pero sus salidas son valores sujetos a rangos entre -1 y 1.

• El número de neuronas en cada capa oculta, al igual que el número de capas ocultas es un valor que resulta luego realizar pruebas con distintas cantidades de capas y neuronas ocultas, eligiéndose las cantidades con las cuales se hayan obtenido mejores resultados.

• La capa de salida [n\_2]

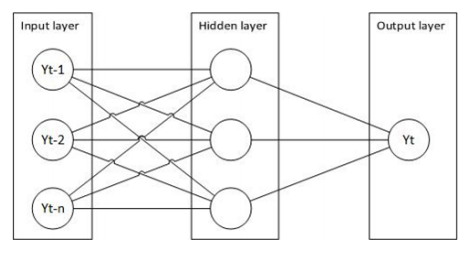


figura 1

Para el objetivo de la arquitectura, es aplicado el modelo de red neuronal recurrente(RNN)

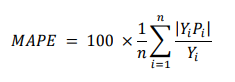
**REDES NEURONALES LSTM**

Las redes LSTM (Long Short Term Memory) están compuestas por unidades LSTM y son un tipo especial de red neuronal recurrente descritas en 1997 por Hochreiter & Schmidhuber.

Las redes neuronales recurrentes convencionales presentan problemas en su entrenamiento debido a que los gradientes retropropagados tienden a crecer enormemente o a desvanecerse con el tiempo debido a que el gradiente depende no solo del error presente sino también los errores pasados. La acumulación de errores provoca dificultades para memorizar dependencias a largo plazo.

Estos problemas son solventados por las redes LSTM, para ello incorporan una serie de pasos para decidir qué información va a ser almacenada y cual borrada.[n\_3]

Para determinar la medida del error y permitir el ajuste del modelo se utilizó el Porcentaje del Error Medio Absoluto (MAPE: Mean Absolute Percentage Error) determinado de la siguiente manera.



Donde:

𝑝𝑖 Representa el valor predicho

𝑦𝑖 El valor real

𝑛 número de observaciones [n\_4].

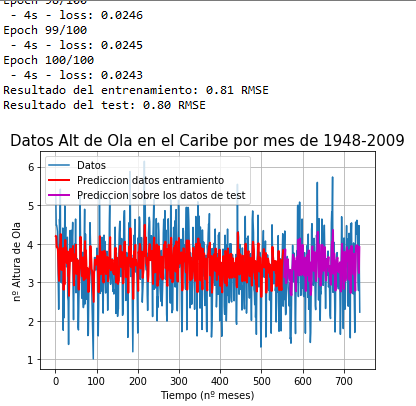
**RESULTADOS**

Para concluir sobre la viabilidad de los pronósticos de series hidrológicas del caribe colombiano se llevaron a cabo más de 300 pruebas en ejecución del algoritmo adaptado a las bases de datos. En cada una de las pruebas se tomó nota del porcentaje de error y se comparaban con las demás para ir descartando las menos óptimas. El algoritmo sufría modificaciones durante cada prueba, esto, buscando la mejor respuesta posible.

Las pruebas fueron realizadas a 6 bases de datos que hacen referencia a 6 boyas que describen la altura en olas del mar caribe colombiano. Arrojando los siguientes resultados.

Boya 4.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| N° capas ocultas | 1 | 2 |
| N° neuronas |  |  |
| MAPE |  |  |



**REFERENCIAS.**

1. Zhang, G., B. Patuwo and M. HU (1998), “Forecasting with artificial neural networks: the state of the art”, International Journal of Forecasting 14: 35–62.
2. Box, G. E. P.; Jenkins, G. M. (1970). “Time Series Analysis: Forecasting and Control”. San Francisco: Holden–Day Inc.
3. H. White. (1989), “An additional hidden unit test for neglected nonlinearity in multilayer feedforward networks”. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, 2: 451-455. IEEE Press. Washington DC., New York.
4. Lee, T.H.; White, H.: Granger, C.W.J.. (1993), “Testing for neglected nonlinearity in time series models”. Journal of Econometrics. Vol. 56, pp. 269-290.
5. Aplicaciones De Las Series De Tiempo En Modelos De Trafico Para una Red De Datos
6. <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/4748386.pdf>.
7. <http://www.imefen.uni.edu.pe/Temas_interes/modhidro_1.pdf>
8. Challenger-Pérez, Ivet, Díaz-Ricardo, Yanet, Becerra-García, Roberto Antonio, <i xmlns="http://www.w3.org/1999/xhtml">El lenguaje de programación Python.</i> Ciencias Holguín [Internet]. 2014;XX(2):1-13. Recuperado de: <a xmlns="http://www.w3.org/1999/xhtml" target="\_blank" href=" https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=181531232001">http://portal.amelica.org/ameli/jatsRepo/181531232001</a>

[n\_1] Z. Tang and P. A. Fishwick, “Feedforward Neural Nets as Models for Time Series Forecasting,” ORSA J. Comput., vol. 5, no. 4, pp. 374–385, 1993.

[n\_2] R. De Arce and R. Mahía, “MODELOS ARIMA,” U.D.I Econ. e Informática, pp. 1–31.

[n\_3] Diego calvo, Red neuronal recurrente-RNN, Data scientist project manager.

[n\_4] R. Hafezi, J. Shahrabi, and E. Hadavandi, “A bat-neural network multi-agent system (BNNMAS) for stock price prediction: Case study of DAX stock price,” Appl. Soft Comput. J., vol. 29, pp. 196–210, 2015.