

Preprint



Pertenencia institucional

Resumen

Correspondencia

Palabras clave:

Abstract

ORCID

Key words:

Redes Neuronales Artificiales Aplicadas a la Industria del Aluminio

MSc. Tosta, Rafael.
rtostam7@gmail.com
CVG, Alcasa

<https://orcid.org/0000-0002-3928-005X>

Resumen— Las redes neuronales artificiales (RNA), se utilizan en la industria del aluminio para optimizar procesos de producción, mejorar la calidad del producto y predecir fallos en los equipos. Por ejemplo, en la fundición de aluminio, las RNA pueden utilizarse para controlar la temperatura del horno de fundición, controlar el proceso de solidificación y predecir cuándo es necesario realizar mantenimiento preventivo en la maquinaria. Igualmente, en la detección de defectos en productos, en el control de calidad de láminas. Las RNA pueden además predecir propiedades mecánicas como resistencia, dureza o ductilidad de los materiales laminados. Por ejemplo, las RNA se pueden entrenar para predecir la microestructura resultante de un proceso de laminación en función de parámetros como la temperatura, la velocidad de laminación y la presión aplicada. También se pueden emplear para predecir propiedades del baño electrolítico, propiedades anódicas, en general todo lo relativo al proceso electrolítico.

Palabras claves—Aluminio, Aprendizaje Automático, Inteligencia Artificial, Redes neuronales artificiales,

I. INTRODUCCIÓN

La minería de datos de redes neuronales puede definirse como el proceso de extraer conocimiento útil y comprensible, previamente desconocido, a partir de grandes volúmenes de datos. Ya sea haciendo uso de todas las técnicas que puedan aportar información útil, desde un sencillo análisis gráfico, pasando por métodos estadísticos más o menos complejos, complementados con métodos y algoritmos del campo de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático que resuelven problemas típicos de agrupamiento automático, clasificación, predicción de valores, detección de patrones, y asociación de atributos.

Es imprescindible convertir los grandes volúmenes de datos existentes en experiencia, conocimiento y sabiduría, formas que atesora la humanidad para que

sea útil a la toma de decisiones, especialmente en las grandes organizaciones y proyectos científicos.

Las diversas técnicas que se utilizan para la mejora de la calidad por lo general trabajan con relaciones lineales entre variables independientes y dependientes, lo cual es una limitación para la formulación y/o diseño de nuevos procesos, productos o servicios. Las redes neuronales artificiales permiten establecer relaciones no lineales entre variables, lo cual es una ventaja con relación a otras herramientas que se utilizan para la mejora de la calidad.

Los modelos de redes neuronales artificiales se han utilizado en una amplia gama de aplicaciones de ingeniería. Por ejemplo, en el sector aluminio, para mostrar el efecto del porcentaje de brea y la porosidad del coque en la reactividad de CO₂ de los ánodos, variaciones en las propiedades mecánicas de una aleación, así como, pueden predecir la resistencia a la corrosión de aleaciones, predecir efectos anódicos, propiedades finales en una bobina de laminación, etc.

Los métodos de redes neuronales artificiales, pueden servir como una herramienta útil para predecir el efecto de diferentes parámetros que afectan los diferentes procesos del sector aluminio.

II. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Las redes neuronales artificiales son un tipo de algoritmo de aprendizaje automático inspirado en el funcionamiento del cerebro humano. A través de la imitación de la red neuronal biológica, estas redes artificiales pueden analizar y procesar grandes cantidades de información de manera eficiente. Su capacidad para aprender y adaptarse las hace valiosas para la toma de decisiones en diversos sectores, lo que demuestra su relevancia en el ámbito actual. [1][2] Cada neurona artificial está conectada a otras neuronas a través de conexiones llamadas pesos, que determinan la fuerza y dirección de la señal transmitida.

Una red neuronal, es un conjunto interconectado de unidades llamadas neuronas artificiales (ver figura 1) o nodos, que trabajan juntas para procesar y analizar

información. La capacidad de las redes neuronales para aprender se basa en un proceso llamado entrenamiento. Durante el entrenamiento, se presentan a la red neuronal ejemplos de datos junto con las respuestas esperadas, y la red ajusta los pesos de las conexiones para minimizar la diferencia entre las salidas producidas y las respuestas esperadas. Este proceso de ajuste iterativo permite que la red neuronal mejore su rendimiento y capacidad para realizar tareas específicas.

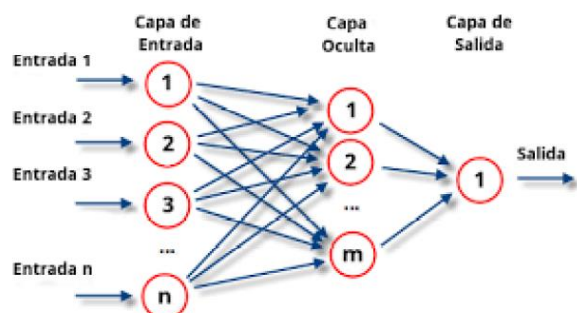


Figura 1: Modelo de Red Neuronal [3]

La arquitectura de la red neuronal es la estructura de capas y conexiones que tiene la red. En las redes neuronales se distinguen tres capas: de salida, oculta y, de entrada. La capa de entrada, está formada por neuronas que se encargan de recibir datos o señales del entorno. La capa de salida contiene las neuronas que proporcionan la respuesta de la red. La capa oculta o intermedia no tiene ninguna conexión directa con el entorno.

Existen varios tipos de redes neuronales, cada una diseñada para resolver problemas específicos y adaptarse a diferentes tipos de datos. Algunos de los tipos más comunes son.[4][5][6]

Redes Neuronales Feedforward (FNN)

Conocidas como redes neuronales de propagación hacia adelante, la información fluye en una sola dirección, desde la capa de entrada, a través de las capas ocultas, si es que hay, claro; hasta llegar a la capa de salida. Las FNN se utilizan en tareas de clasificación, regresión y otras tareas donde los datos pueden ser representados como vectores de características independientes.

Redes Neuronales Convolucionales (CNN)

Las CNN están diseñadas para procesar datos con estructura espacial como imágenes, esto se debe a que utilizan operaciones de convolución para extraer características y luego aprenden a clasificar y reconocer objetos en función de esas características.

Redes Neuronales Recurrentes (RNN)

Las RNN son capaces de procesar datos secuenciales, como texto, audio o series temporales. La característica distintiva de este tipo de red neuronal es que tienen conexiones con retroalimentación que les permiten mantener un estado interno y recordar información previa. Por esto es que son adecuadas para tareas como el reconocimiento de voz, traducción automática y generación de texto, donde el contexto y la secuencia son fundamentales.

Redes Neuronales Generativas Adversariales (GAN)

Las GAN son una arquitectura especial de redes neuronales que consiste en dos redes en competencia: un generador y un discriminador. A medida que ambas redes se entrenan, el generador mejora su capacidad para generar datos cada vez más realistas, mientras que el discriminador mejora su capacidad para detectar la falsedad. Por lo general se utilizan para la generación de imágenes realistas.

Redes Neuronales de Memoria a Corto Plazo (LSTM)

Las LSTM son como una variante de las RNN, pero en este caso están diseñadas para superar el problema del desvanecimiento del gradiente en el entrenamiento de secuencias largas.

Redes Neuronales Autoencoders

Los autoencoders son redes que se utilizan en tareas de codificación y decodificación de datos. Mientras una capa codifica y reduce la dimensionalidad de los datos de entrada, la otra se encarga de la decodificación que intenta reconstruir los datos originales.

Redes Neuronales Transformadoras (BERT)

Las BERT son una arquitectura de redes neuronales que revolucionó el procesamiento del lenguaje natural porque utilizan atención bidireccional para procesar texto y capturar relaciones complejas entre las palabras.

III. APLICACIONES DE LAS RNA EN LA INDUSTRIA DEL ALUMINIO

Alúmina

El primer paso para la obtención de aluminio, es transformar la bauxita mediante el proceso Bayer en alúmina. La Bauxita es un mineral parecido a la arcilla, el cual consiste básicamente en una alúmina hidratada con algo de hidróxido de hierro, sílice, y otros óxidos. En el proceso Bayer, primero se tritura la bauxita y luego se lava con una solución caliente de hidróxido de sodio, esta solución disuelve los minerales contentivos de aluminio, manteniendo sólidos los otros componentes de la bauxita, las reacciones químicas que ocurren en esta etapa se le llama digestión. Luego se retiran los sólidos no disueltos en un decantador seguido de unos filtros, los sólidos del decantador se les denomina lodos rojos, estos son tratados para recuperar el hidróxido de sodio que se recicla en el proceso. La solución libre de impurezas se precipita de manera controlada para formar hidróxido de aluminio, este hidróxido se calienta a una temperatura aproximada de 1050 °C, en una operación llamada calcinación para convertirlo en alúmina que será usada en el proceso de electrólisis.

Zaknick (1997)[7], logro automatizar el proceso de aislamiento y caracterización de partículas de hidróxido de aluminio del proceso Bayer, el cual se realizaba con microscopio electrónico de barrido por humanos expertos, mediante varios algoritmos de procesamiento de imágenes, el uso de clasificadores bayesianos y de redes neuronales. El sistema fue diseñado para ser utilizado como una herramienta de investigación para estudiar relaciones entre las propiedades de las partículas y los parámetros de la planta.

Chelhani[8] estudio la recuperación por lixiviación

de alúmina en el proceso Bayer mediante métodos de regresión y de redes neuronales artificiales. Los resultados de los estudios de regresión multivariable fueron insignificantes. La red neuronal de regresión generalizada mejoró el coeficiente de correlación a un nivel aceptable de 0,86, determinando que las RNA podrían aplicarse como un nuevo método para la predicción de la recuperación por lixiviación en el Proceso Bayer

Mihajlovic et al[9], presentaron los resultados del uso de redes neuronales artificiales y del modelado estadístico del proceso lixiviación de la bauxita., como parte de la tecnología Bayer para la producción de alúmina. La herramienta de modelado estadístico fue la regresión lineal múltiple. El modelo estadístico se desarrolló como un intento de definir la dependencia del grado de recuperación de alúmina sobre las variables de entrada del proceso de lixiviación, es decir, la composición de la bauxita, la composición del sodio, la solución de aluminato y el módulo cáustico de la solución antes y después del proceso de lixiviación. La variable dependiente, que era el objetivo principal del procedimiento de modelado, fue el grado de recuperación de alúmina. El nivel obtenido usando el modelo estadístico fue $R^2 = 0.463$ mientras que la RNA fue de $R^2 = 0,723$. De esta forma, el modelo definido mediante la metodología RNA podría usarse para la predicción eficiente del grado de recuperación de alúmina como en función de los insumos del proceso, bajo las condiciones industriales.

Suárez F. (2004),[10] en su tesis de grado, desarrolló un sistema de visualización de variables de los tanques lavadores/espesadores del proceso Bayer, considerando las redes neuronales artificiales de backpropagation, obteniendo un rendimiento del 0,5% al 1%.

Posteriormente Suárez et al (2018) [10], diseñaron un sistema de supervisión inteligente basado en un modelo neuronal, con el fin de optimizar el proceso Bayer y controlar las variables en los tanques de lavado del proceso de producción de alúmina.

Mahmoudian et al,[11] estudiaron, la predicción

de la eficiencia de recuperación de alúmina, cantidad de lodo rojo producido, la tasa de sedimentación de lodo rojo y las pérdidas de soda ligadas al lodo rojo del proceso Bayer. Basándose en una función de base radial, el método de regresión lineal múltiple y perceptrón multicapa como red neuronal artificial. Ellos encontraron que el método de función de base radial supero a los métodos regresión lineal múltiple y perceptrón multicapa en la eficiencia de recuperación de alúmina, la cantidad de lodo rojo producido, y las pérdidas de soda ligadas al lodo rojo. Sin embargo, el perceptrón multicapa genero resultados mejores y más precisos en la predicción de la sedimentación de lodo rojo.

Reducción

El proceso Hall Héroult, es el principal proceso de obtención de aluminio, en este proceso la alúmina es disuelta dentro de una cuba revestida interiormente de material carbonoso generalmente grafitico o semi-grafítico, en un baño electrolítico de criolita fundida y otras sales. La cuba actúa como cátodo, mientras que los ánodos están compuestos de coque de petróleo en diferentes granulometrías, alquitrán de hulla y restos de ánodos. La alúmina se descompone en aluminio metálico y oxígeno molecular mediante un proceso de reducción, el aluminio al ser más denso que el baño electrolítico se deposita en el fondo de la cuba, mientras que el oxígeno interactúa con los ánodos consumiéndose estos generando CO y CO₂.

Dion et al[12], Desarrollaron un algoritmo para predecir efectos anódicos de bajo voltaje y evaluar las cantidades de gases fluorados emitidos durante los mismos, la validación indico que el porcentaje de error en la predicción fue del 13%, con ello demostraron el poder de las RNA en procesos de reducción.

Bhattacharyay et al[13]. demostraron que las RNA son una herramienta matemática que puede manejar datos muy complejos. En su trabajo, utilizaron el software Matlab para desarrollar una serie de modelos de RNA, usando datos publicados, y los compararon con pruebas de análisis lineal multi

variables determinando las ventajas del método feed-forward multicapa sobre el análisis lineal.

Kocaefe et al, 2014[14], en vista de lo difícil que es correlacionar una propiedad anódica determinada con un componente particular de una materia prima, y debido a la falta de una buena relación matemática disponible para tal correlación. Demostraron que, el sistema de red neuronal artificial puede ser una herramienta predictiva útil para analizar el efecto de una variable en una deseada propiedad del ánodo. El análisis proporciona una idea del efecto de diferentes parámetros en las propiedades del ánodo, y a su vez, ayuda a mejorar la calidad de los mismos

Chermont et al[15], presentaron un modelo basado en RNA de una sola capa para las variables químicas del baño. El modelo se construyó utilizando un algoritmo de aprendizaje automático muy rápido, también aplicaron análisis estadístico para la recopilación, preprocesamiento y filtrado de los datos. Para la validación realizaron varias simulaciones para certificar la capacidad del modelo neuronal. Realizaron una comparación del modelo con estructuras lineales y no lineales para mostrar que se pueden aplicar las RNA de una sola capa en el modelado de la química de baño.

Bhattacharyay et al[16]. Determinaron que, al no existir una relación matemática bien conocida entre las diversas propiedades físicas y químicas de las materias primas y las propiedades finales del ánodo, los métodos de redes neuronales artificiales podían servir como una herramienta útil para predecir dichas propiedades. En el estudio, utilizaron datos publicados para mostrar el dominio de diferentes redes neuronales artificiales utilizando el software Matlab. El error medio entre los valores previstos y experimentales fue de alrededor del 6%. La red neuronal artificial también se utilizó para identificar el efecto de impurezas como vanadio, hierro, sodio y azufre en la reactividad al CO₂ de los ánodos, la RNA también mostró el efecto del porcentaje de brea y la porosidad del coque en la reactividad al CO₂ de los ánodos. El efecto de las reactividades del CO₂ y del aire también se estudió y encontraron que las predicciones estaban de acuerdo con los resultados

de otros estudios en la literatura.

Fernández et al[17], en vista de que la producción primaria de aluminio es un proceso ininterrumpido y complejo que debe operar en un circuito cerrado, lo cual dificulta las posibilidades de realizar experimentos para mejorar la producción, y lo peligroso y costoso que resulta una intervención directa en planta decidieron simular el proceso sin intervención directa, para ello combinaron datos reales con técnicas de RNA y métodos de agrupación para crear sensores blandos y estimar la temperatura del baño, el porcentaje de fluoruro de aluminio en el baño, y el nivel de metal en la celda. Los resultados demostraron la efectividad y viabilidad del enfoque propuesto para sensores blandos en la industria del aluminio que puede mejorar el control de procesos y ahorrar recursos.

Fundición

La fundición de aluminio es un proceso fundamental en la industria moderna que posibilita la creación de una extensa gama de productos y componentes claves. Lingotes, chatarra, aluminio líquido, y aleantes se introducen en un horno de fundición de aluminio. Se aplica calor para elevar la temperatura del metal por encima de su punto de fusión, que ronda los 660.3°C y garantizar la fusión y homogeneidad del conjunto. En el proceso de fundición, el aluminio tiene la capacidad de absorber gases, como hidrógeno o metales alcalinos, generando la presencia de burbujas en el material. Para prevenir este fenómeno, se emplean técnicas como la desgasificación mediante agentes químicos y la agitación, con el objetivo de eliminar dichas burbujas. Una vez que el aluminio está completamente fundido y purificado, se vierte en el molde a través de canales específicos. El proceso de solidificación es crucial para garantizar la calidad del producto final. La velocidad de enfriamiento influye en las propiedades del producto.

Saracibar[18] propone una formulación basada en RNA para obtener la energía de activación para la disolución de precipitados con endurecimiento

En vista de que es obligatorio cumplir con los estándares internos de los fabricantes de equipos originales para garantizar la calidad de los productos, se optimizan los diseños y se utilizan nuevos materiales. Pero han surgido nuevas tecnologías, como la ingeniería computacional integrada de materiales, que es una herramienta valiosa para pronosticar a través de características de una aleación si cumple con los requisitos sin fabricarla. Jiménez et al[19], desarrollaron una red neuronal artificial para establecer la composición química de una nueva aleación de aluminio basada en las características de fabricación deseadas. Los resultados de la red neuronal artificial propuesta muestrearon una correlación promedio del 99,33% entre sus pronósticos y pruebas de laboratorio.

Laminación

Bagheripoor[20] presenta una aplicación de RNA para un laminador en caliente a fin predecir varios parámetros del proceso, los resultados se compararon con predicciones de un modelo en elementos finitos. El modelo obtenido por RNA es factible para el control en línea y la optimización del programa de laminación y puede cubrir diferentes grados de aluminio y tamaños de banda generando datos de entrenamiento a partir de un modelo en elementos finitos.

Los laminadores de aluminio comerciales operan bajo condiciones termo mecánicas muy restringidas determinadas a partir de la experiencia en planta, Barat et al[21], presentan los resultados de un laminador tándem de cuatro soportes para evaluar la textura de una banda de aluminio deformada en caliente después de un proceso de recocido. Luego realizaron un estudio de modelado de redes neuronales para encontrar una función predictiva entre la textura observada y los parámetros termo mecánicos de deformación, velocidad de deformación y temperatura. El modelo sugirió que la temperatura es la principal variable que influye en la textura.

IV. CONCLUSIONES

Las RNA ofrecen diversas ventajas a la industria del aluminio, tales como, modelado de datos complejos, reducción de chatarra y defectos, eficiencia en el proceso de producción, así como, predecir y procesar grandes cantidades de datos de manera rápida y eficiente lo que permite analizar información en tiempo real y tomar decisiones de forma eficiente.

REFERENCIAS

- [1] X. Basogain, *Redes Neuronales Artificiales y sus Aplicaciones*. Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Escuela Superior de Bilbao. UPV-EHU.
- [2] J. A. Escobar, "Introducción a las Redes Neuronales," [Online]. Available: <https://www.halweb.uc3m.es/esp/personal/personas/jmmarin/esp/DM/tema3dm.pdf>
- [3] "Componentes de una Red Neuronal." [Online]. Available: <https://www.datasmarts.net/componentes-de-una-red-neuronal/>
- [4] "Redes Neuronales." <https://www.thepower.education/blog/redes-neuronales>
- [5] "Que es una Red Neuronal." <https://www.thedataschools.com/que-es-una-red-neuronal/>
- [6] J. Vorobioff, S. Cerrotta, N. Morel, and A. Amadio, "Inteligencia Artificial y Redes Neuronales Fundamentos, Ejercicios y Aplicaciones," 2022. doi: ISBN 9789874998828.
- [7] A. Zaknich, "Characterization of Aluminum Hydroxide Particles from the Bayer Process Using Neural Network and Bayesian Classifiers," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 8, no. 4, 1997.
- [8] C. Chelgani and E. Jorjani, "Artificial Neural Network Prediction of Al₂O₃ Leaching Recovery in the Bayer Process-Jajarm Alumina Plant (Iran)," *J. Hydrometall.*, vol. 97, no. 1–2, pp. 105–110, 2009, doi: 10.1016/j.hydromet.2009.01.008.
- [9] I. Milosevic, I. Mihajlovic, and Z. Zivkovic, "Artificial Neural Network Prediction of Aluminum Extraction from Bauxite in the Bayer Process," *J. Serbian Chem. Soc.*, vol. 77, no. 9, pp. 1259–1271, 2012, doi: 10.2298/JSC110526193D.
- [10] F. Suárez, P. Sucre, and G. Almeida, "Inteligencia Artificial en el Proceso de Obtención de Alúmina," *Universidad, Cienc. y Tecnol.*, vol. 22, no. 88, pp. 48–56, 2018.
- [11] M. Mahmoudian, A. Ghaemi, H. Hashemabadi, and S. Shahhosseini, "Comparing the Capability of Various Models for Predicting the Bayer Process Parameters," *J. Adv. Mater. Process.*, vol. 6, no. 1, pp. 71–86, 2018.
- [12] L. Dion, C. Lagace, L. Kiss, and S. Poncsak, "Using Artificial Neural Network To Predict Low Voltage Anode Effect PFCS At The Duct End Of An Electrolysis Cell," in *Light Metals 2016*, 2016.
- [13] D. Bhattacharyay, D. Kocaefe, Y. Kocaefe, B. Morais, and M. Gagnon, "Application of the Artificial Neural Network (ANN) in Predicting Anode Properties," in *Light Metals 2013*, 2013.
- [14] D. Kocaefe, A. Sarkar, Y. Lu, D. Bhattacharyay, Y. Kocaefe, and B. Morais, "Utilization of Artificial Neural Network to Analyze and Predict the Influence of Different Parameters on Anode Properties," in *11th Australasian Aluminium Smelting Technology Conference*, United Arab Emirates, 2014.
- [15] P. Chermont, F. Soares, and R. Oliveira, "Simulations on the Bath Chemistry Variables Using Neural Networks," in *Light Metals 2016*, 2016.
- [16] D. Bhattacharyay, D. Kocaefe, Y. Kocaefe, and B. Morais, "An Artificial Neural Network Model for Predicting the CO₂ Reactivity of Carbon Anodes Used in the Primary Aluminum Production," *Neural Comput. Appl.*, vol. 28, pp. 553–563, 2017, doi: 10.1007/s00521-015-2093-7.
- [17] A. Fernandez *et al.*, "Soft Sensors in the Primary Aluminum Production Process Based on Neural Networks Using Clustering Methods," *Sensors*, 2019. <https://www.mdpi.com/journal/sensors>
- [18] A. Saracibar, R. López, B. Ducoeur, M. Chiumenti, and B. Meester, "Un Modelo Numérico Para la Simulación de Disolución de Precipitados en Aleaciones de Aluminio con Endurecimiento Utilizando Redes Neuronales," *Rev. Int. Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ing.*, vol. 29, no. 1, pp. 29–37, 2013, doi: 10.1016/j.rimni.2012.02.003.
- [19] M. Jimenez, M. Alfaro, and C. Muñoz, "Design of an Aluminum Alloy Using a Neural Network Based Model," *Metals (Basel)*, vol. 12, 2022, doi: 10.3390/met12101587.
- [20] M. Bagheripoor and H. Bisadi, "Application of Artificial Neural Network for the Prediction of Roll Force and Roll Torque in Hot Rolling Process," *Appl. Math. Model.*, vol. 37, pp. 4593–4607, 2013, doi: 10.1016/j.apm.2012.09.070.
- [21] P. Barat and P. Withers, "Neural Network Modeling for the Prediction of Texture Evolution of Hot Deformed Aluminum Alloys," *J. Mater. Eng. Perform.*, vol. 12, no. 6, pp. 623–628, 2003, doi: 10.1361/105994903322692402.