

ppi 201502ZU4659

Esta publicación científica en formato digital es
continuidad de la revista impresa

ISSN 0254 -0770 / e-ISSN 2477-9377 / Depósito legal pp 197802ZU38



REVISTA TÉCNICA

DE LA FACULTAD DE INGENIERÍA

Una Revista Internacional Arbitrada
que está indizada en las publicaciones
de referencia y comentarios:

- REDALYC
- REDIB
- SCIELO
- DRJI
- INDEX COPERNICUS INTERNATIONAL
- LATINDEX
- DOAJ
- REVENCYT
- CHEMICAL ABSTRACT
- MIAR
- AEROSPACE DATABASE
- CIVIL ENGINEERING ABSTRACTS
- METADEX
- COMMUNICATION ABSTRACTS
- ZENTRALBLATT MATH, ZBMATH
- ACTUALIDAD IBEROAMERICANA
- BIBLAT
- PERIODICA

UNIVERSIDAD DEL ZULIA

Dr. Ignacio Rodríguez Iturbe - Zuliano ilustre
Ingeniero civil, hidrólogo profesor universitario,
doctor honoris causa de la Universidad del Zulia,
epónimo de la orden al mérito Dr. Ignacio Rodríguez Iturbe,
ciudadano ejemplar con numerosos premios nacionales e internacionales.



VOLUMEN 46

EDICIÓN CONTINUA

AÑO 2023

Biomimética Aplicada a Modelos de Sistemas de Energías Renovables Reconfigurables Basados en Estructuras Autosimilares

Cecilia Esperanza Sandoval-Ruiz 

Facultad de Ingeniería, Universidad de Carabobo, Valencia, Venezuela.

*Autor de correspondencia: cesandova@gmail.com

<https://doi.org/10.22209/rt.v46a02>

Recepción: 29 de junio 2022 | Aceptación: 18 de diciembre de 2022 | Publicación: 01 de enero de 2023

Resumen

Con base en la creciente demanda de energía eléctrica y considerando la dinámica y estructura fractal presente en la naturaleza, en esta investigación se desarrolló un modelo matemático generalizado sobre redes neuronales concatenadas para soportar sistemas reconfigurables de energía renovable, considerando criterios de optimización basados en inteligencia biomimética. El método partió de la reinterpretación del modelo físico de los convertidores de energía renovable, desde bloques discretos de energía y retroalimentación lineal, hasta la descripción de circuitos de composición autosimilar. Los resultados incluyen un conjunto de biomodelos de referencia basados en la observación científica de la dinámica natural de la región y la correlación de los mecanismos para describir el comportamiento matemático del convertidor. En el caso del convertidor eólico se obtuvo un modelo optimizado de tres capas con un error medio de 0,0019. Este estudio permitió concluir sobre una técnica de optimización de los coeficientes del modelo de energías renovables a partir de patrones biomiméticos, aplicando descenso del gradiente para minimizar el impacto ambiental de la tecnología aplicada, lográndose coeficientes adaptados a los requerimientos de eficiencia y sostenibilidad con relación a las potencialidades de la región, por seguimiento del comportamiento evolutivo de la flora, fauna nativa y condiciones ambientales locales.

Palabras clave: biomimética; ERNC reconfigurables; F-ANN; sostenibilidad; VHDL.

Biomimetics Applied to Models of Reconfigurable Renewable Energy Systems Based on Self-Similar Structures

Abstract

Based on the growing demand for electrical energy and considering the dynamics and fractal structure present in nature, in this research a generalized mathematical model on concatenated neural networks was developed to support reconfigurable renewable energy systems, considering optimization criteria based on biomimetic intelligence. The method started from the reinterpretation of the physical model of renewable energy converters, from discrete power blocks and linear feedback, to the description of self-similar composition circuits. The results include a set of reference biomodels based on scientific observation of the natural dynamics of the region and the correlation of mechanisms to describe the mathematical behavior of the converter. In the case of the wind converter, an optimized three-layer model was obtained with a mean error of 0.0019. This study allowed us to conclude on a technique for optimizing the coefficients of the renewable energy model from biomimetic patterns, applying gradient descent to minimize the environmental impact of the applied technology, achieving coefficients adapted to the requirements of efficiency and sustainability in relation to the potential of the region, by monitoring the evolutionary behavior of native flora, fauna and local environmental conditions.

Keywords: biomimetics; F-ANN; reconfigurable NCRE; sustainability; VHDL.

Biomimética Aplicada a Modelos de Sistemas de Energía Renovable Reconfigurables Basados en Estructuras Auto-Similares

Resumo

Com base na crescente demanda por energia elétrica e considerando a dinâmica e a estrutura fractal presentes na natureza, nesta pesquisa foi desenvolvido um modelo matemático generalizado em redes neurais concatenadas para dar suporte a sistemas reconfiguráveis de energia renovável, considerando critérios de otimização baseados em inteligência biomimética. O método partiu da reinterpretação do modelo físico de conversores de energia renovável, de blocos de potência discretos e realimentação linear, até a descrição de circuitos de composição autossimilar. Os resultados incluem um conjunto de biomodelos de referência baseados na observação científica da dinâmica natural da região e na correlação de mecanismos para descrever o comportamento matemático do conversor. No caso do conversor eólico, obteve-se um modelo otimizado de três camadas com erro médio de 0,0019. Este estudo permitiu concluir sobre uma técnica de otimização dos coeficientes do modelo de energia renovável a partir de padrões biomiméticos, aplicando gradiente descendente para minimizar o impacto ambiental da tecnologia aplicada, obtendo coeficientes adaptados aos requisitos de eficiência e sustentabilidade em relação ao potencial da região, por meio do monitoramento do comportamento evolutivo da flora e fauna nativas e das condições ambientais locais.

Palavras-chave: biomimética; ERNC reconfigurável; F-ANN; sustentabilidade; VHDL.

Introducción

La biomimética es una ciencia aplicable en el diseño de sistemas de energías renovables, a fin de mejorar su eficiencia y sostenibilidad (Ahmed *et al.*, 2017), en este trabajo se propuso la identificación de mecanismos fractales inspirados en la naturaleza, con el objetivo de aplicar técnicas de inteligencia artificial, aprendizaje automático y optimización neuronal, para el reconocimiento de patrones en biomodelos. Esto permitió establecer una matriz de potencialidades para el desarrollo endógeno, con relación a oportunidades en tecnología sostenible para América Latina, integrando conceptos de biotecnología inspirados en estructuras geométricas eficientes (Blanco *et al.*, 2021). A partir de dos aspectos del espectro biomimético: 1) bioinspirado, a nivel del diseño, 2) mimetismo, un enfoque basado en componentes compatibles basados en órganos y mecanismos celulares (Chahl *et al.*, 2021), se considera la replicación mediante la inteligencia artificial, así como la formulación de materiales programables de modelo circular para conversión de energía, filtrado y autoregeneración, a partir del estudio de la capacidad de la naturaleza de ajustar propiedades físicas, utilizando un conjunto limitado de bloques de generación estructural, tal como ocurre con las semillas, que contiene un código para asimilar los recursos disponibles y sintetizar estructuras funcionales (Sandoval-Ruiz, 2021c).

Dado que los sistemas de energías se caracterizan por ser no lineales y de alta complejidad, su modelado neuronal puede ser abordado como un conjunto de etapas (capas) y circuitos autosimilares en cascada (de pesos sinápticos concatenados), para definir las señales de configuración. Uno de los retos consiste en establecer los parámetros óptimos sobre un modelo generalizado, en tal sentido; se propone la observación de los mecanismos naturales, para correlacionar las etapas y establecer los objetivos de optimización, a través de los coeficientes adaptativos (Sandoval-Ruiz, 2021a). La migración actual hacia las energías renovables aporta soluciones en materia energética y control de emisiones ambientales. Así mismo, aparecen nuevos retos, desde la configuración: *Squirrel Cage Rotor*, helicoidal *Gorlov*, *Savonius* óptima de turbinas eólicas de flujo axial y flujo radial (Marturet *et al.*, 2022), hasta la propuesta de nuevas tecnologías. Todo esto enmarcado en el análisis de su impacto ambiental, como es la modificación de patrones de flujo de energía (efectos climáticos), afectación de fauna local (McClure *et al.*, 2021), intervención de ecosistemas, ruidos y vibraciones, además de los residuos por reemplazo tecnológico (Engie, 2022).

Para darle solución a estos efectos de los sistemas de ERNC (energías renovables no convencionales), se plantea: observación científica no invasiva sin intervenir la dinámica de los ecosistemas; estudio, aprendizaje

y modelado del comportamiento evolutivo de biomodelos de la fauna y flora nativa; reconocimiento de patrones; caracterización de modelos por correlación entre los mecanismos biomiméticos y las variables físicas: mecánicas, elastoméricas, electromagnéticas, cuánticas, fluidodinámicas (Bordachar, 2020); a lo que se ha decidido incorporar el estudio de la dinámica con los recursos energéticos de la región; tecnología e infraestructura instalada, a través de un componente de inteligencia artificial para la configuración. De esta manera, en la presente investigación se establece como objetivo desarrollar un modelo matemático generalizado sobre redes neuronales concatenadas para soportar sistemas reconfigurables de energía renovable, considerando criterios de optimización basados en inteligencia biomimética para la adaptación de los arreglos de captadores (MIT, 2022), aplicando algoritmos de optimización neuronal para la configuración de parámetros del sistema físico sin modificación del hardware instalado.

Correlación de modelos biomiméticos

En el diseño conceptual se propone considerar tres ejes fundamentales, basados en los niveles de biomimética correspondientes a forma geométrica, proceso y sistema (Camayo *et al.*, 2019): 1) mecanismo con capacidad adaptativa inspirado en la naturaleza, 2) modelado neuronal para el reconocimiento de patrones y configuración óptima del hardware (HW) a partir de biomodelos (Figura 1) y 3) código de soporte basado en esquemas autosimilares, que permita la generación dinámica de las etapas. Esto con el objetivo de lograr una simplificación por diseño, configuración de estructuras, ecuación para mecanizado y tejido de biomateriales por matriz de punto-vacío, aplicando para ello síntesis guiada por andamiaje, modulación de luz y dosificación de flujo de biomateriales.

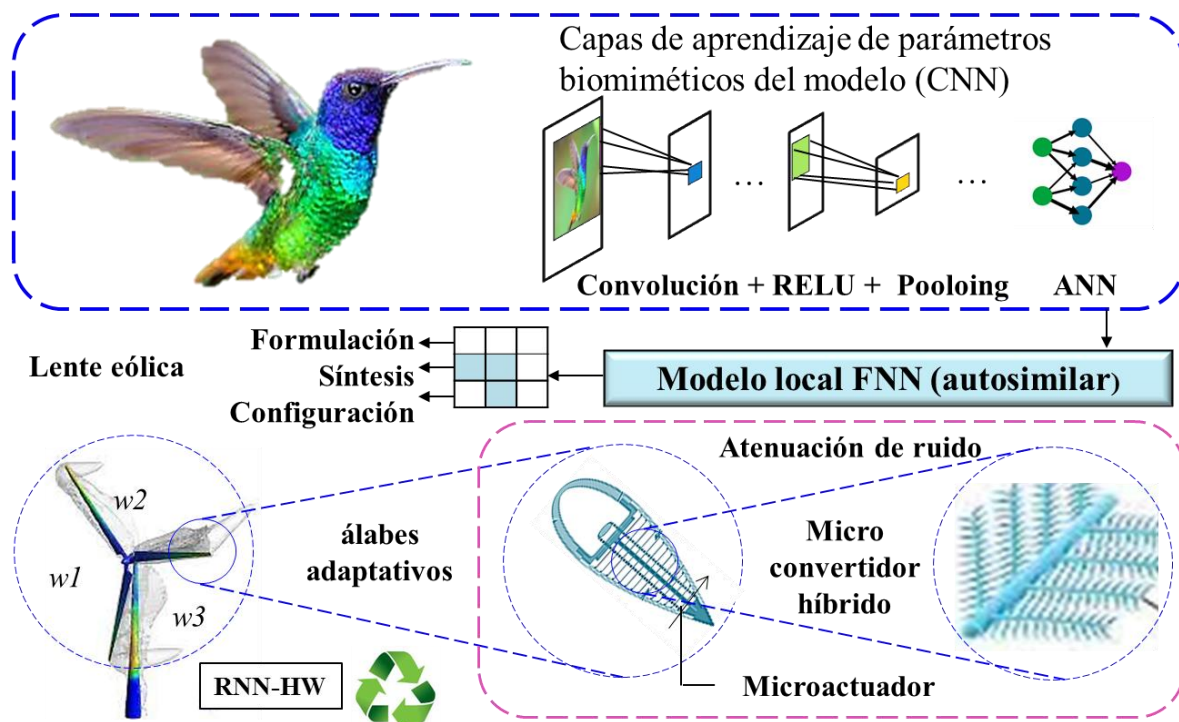


Figura 1. Modelo fractal biomimético correlacionado para sistemas de energías renovables. CNN: Convolutional Neural Network; ReLU: Rectified Linear Unit; FNN: Fractal Neural Network; RNN: Recurrent Neural Network-hardware; w_1 , w_2 , w_3 : pesos sinápticos del modelo neuronal (Bordachar, 2020; Sandoval-Ruiz, 2020a).

En un sistema adaptativo con capacidad de aprendizaje automático, se requiere un soporte de sistema reconfigurable del convertidor, bajo un enfoque de matriz programable considerando técnicas matemáticas, para: 1) linealización fractal, 2) procesamiento paralelo, 3) tratamiento concurrente de variables de estado, 4) algoritmos adaptativos y 5) alta capacidad de cómputo (Sandoval-Ruiz, 2019), para lo que se planteó tecnologías para las etapas de conversión (Tabla 1), a partir de asociación con biomodelos, por técnicas de aprendizaje profundo basadas en redes neuronales convolucionales (Serrano *et al.*, 2018).

Tabla 1. Revisión de nuevas tecnologías para ERNC reconfigurables.

Tecnología	Etapas de conversión	Etapas de optimización
Fotovoltaica	Matriz de materiales fotoquímicos (adaptativa) - capas	Formulación dinámica de compuestos
Eólica	Biomimética (Bordachar, 2020) y geometría fractal en álabes (Blanco <i>et al.</i> , 2021; Nawar, 2021; Yazici, 2021)	Configuración dinámica en VHDL (Sandoval-Ruiz, 2020b; c)

Arreglos tándem y polarización selectiva de radiación solar incidente (Biswas, 2021).

Modelado dinámico del convertidor de ERNC (Sandoval-Ruiz, 2021a; 2022a). Las tecnologías de una matriz flexible permiten ampliar la capacidad de reconfiguración de los sistemas de ERNC, haciendo estos más sostenibles en esquemas cíclicos de reaprovechamiento de etapas, códigos y componentes.

Lente eólico. Valorización de espacio vacío. Recirculación de flujo eólico.

Modulación de patrón de flujo de energía por control electromagnético.

Arquitectura planetaria, definida por un núcleo o eje y órbitas de captación fractal como cristales de nieve.

Configuración fractal (Sandoval-Ruiz, 2020a). Distribución Fibonacci (Yazici, 2021) del arreglo de elementos, con geometría y paso variable, aplicados a captadores: álabes o concentradores solares.

Configuración de densidad por coeficientes magneto elástico de elementos finitos. Control estructural del biomecanismo cinético (inspirado en aves y polinizadores).

Formulación geométrica de materiales, basada en inteligencia biomimética. Nanofilamentos de captación, transmisión y conversión de energía híbrida.

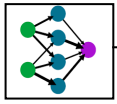
VHDL: *Very High Speed Integrates Circuit Hardware Description Language*, ERNC: energías renovables no convencionales.

En función de las etapas mencionadas, se define un modelado neuronal fractal para optimización biomimética (aprendizaje de la evolución de los modelos biológicos) de accionamiento de los mecanismos, aplicando técnicas de configuración sobre una matriz de hardware de potencia y la selección de una arquitectura reinterpretada del sistema de conversión en los diversos niveles de abstracción del sistema de ERNC, con lo que se puede lograr un control de las propiedades estructurales, mecánicas, físicas y magnéticas. La simplificación de los sistemas estará basada en patrones autosimilares y la correspondencia entre etapas concatenadas, mecanismos, elementos nanoestructurales y sistemas complejos inspirados en modelos naturales (Tabla 2), para formular un modelo lineal compuesto (Sandoval-Ruiz, 2021b). De esta manera, se logró un compendio de mecanismos de alta eficiencia biomimética aplicables a las tecnologías de energías renovables, como son: nervaduras sensorias (distribuidas en álabes de turbinas eólicas), suministro de aire para refrigeración por microredes en los convertidores, recuperadores de calor regenerativo (RCR), mediante sistemas de refrigeración por aire natural (minimizando costos energéticos aplicando sistemas eólicos pasivos), texturizado de superficies por presión en redes neumáticas (inspirado en sistema vascular), aerodinámica inteligente y estructuración configurable, nuevos materiales, máxima eficiencia, alineación magnética, así como la formulación fotoquímicas de capas tándem en convertidores fotovoltaicos (Sandoval-Ruiz, 2020b, 2020c).

Tabla 2. Estudio de las potencialidades de la biomimética en América Latina.

Recursos	Descripción de potencialidades y recursos energéticos disponibles de la región.
Ionización atmosférica	Estudio de aire ionizado en regiones atmosféricas y su comportamiento como plasma electrónico, fenómenos locales del Catatumbo (Falcón, 2021), inspirado en auroras polares.
Solar-eólico, Mareomotriz	Intercambio regional sobre desarrollo de tecnología y temas de gestión ambiental en América Latina (Montecinos, 2021).
Topografía	Convertidores teleféricos y/o sobre rieles para posicionamiento, sin el impacto asociado a cimientos. Almacenamiento sobre estructuras de guías verticales para elevación de carga mecánica. Cometas eólicas para transmisión remota de energía.
Infraestructura	Centrales termoeléctricas, para plantas de H ₂ V, almacenamiento de ERNC y NTE.
Biomimética	Configuración inspirada en la naturaleza
Biomodelos de flora y fauna	Patrón de girasol (piña, otros), para distribución del arreglo captador ERNC (según el ángulo: 137 grados respecto al que le antecede, un patrón matemático como la espiral de Fermat).
	Estructura de telarañas: densidad, propiedades de resistencia y elasticidad configurable, por frecuencia de resonancia eólica (conversión por membrana piezoeléctrica).
	Sistemas bioestructurales, revalorización de recursos y residuos de especies invasoras (unomia), replicación de organismos básicos para estructuras funcionales.
	Estudio y seguimiento robótico de organismos inteligentes (como arañas y gusanos de seda) para diseño de estructuras funcionales sostenibles.
	Hojas de loto y plumaje de aves para configuración y alineación de nanoestructuras, superficies adaptativas, antiadherente y autoregenerativas, propiedades fotoeléctricas y resonancia eólica.

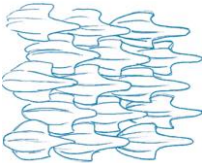




Configuración estructural



Configuración de superficie



Configuración de perfil eólico

Control de ruido

Filtros y

biomateriales

Biosíntesis

Biomecanismos

Los colibrí, pueden flotar (vuelo estacionario) batiendo las alas a alta frecuencia y volar acrobáticamente como las aves al adaptar sus alas. El estudio de su patrón de vuelo (Ahmed *et al.*, 2017), identificó las características de estos mecanismo para el diseño de sistemas de energía sostenible como los son los nano generadores electrostáticos (TENG, por las siglas en inglés para *Triboelectric Nanogenerators*), además de un movimiento en forma de ocho, creando fuerza de sustentación, además de estabilizar la posición con la cola del colibrí, que pueden ser aplicadas en el diseño de mecanismos adaptativos para captación de energía eólica, aplicando métodos automatizados para el análisis de imágenes naturales (Serrano *et al.*, 2018).

Nervaduras: nanorredes, configuración de estructura y densidad adaptativa inspirado en sistemas y tejidos biológicos.

Gradiente de densidad de la estructura (organización de trama adaptativa) para flexibilidad y resistencia. Así como la distribución geométrica del espiral algorítmica $\epsilon = 1/r!$

Control de posición y ángulo de geometría del álabo, por mecanismo retráctil interno, inspirado en biomecanismos articulados. Para el modelo de esta investigación se estableció una aproximación inicial de la ponderación del término de restauración $1/\varphi$, siendo $\varphi = 1,61803$. De manera de optimizar el convertidor regenerativo inspirado en la dinámica de la naturaleza.

Surcos adaptativos (profundidad ajustable para mejorar la aerodinámica de su forma, inspirado en el cactus), revestimiento auto adhesivo inspirado en textura de la piel del tiburón, (flujo turbulento de recirculación a favor) a fin de disminuir la resistencia aerodinámica, capaces de modificar las propiedades de la superficie.

Perfil neumático: gradiente de presión en control de la textura de la superficie y mínimas pérdidas por fricción (González *et al.*, 2019).

Pigmentación adaptativa, por polarización óptica de superficie (plumas).

Coefficientes dinámicos de alineación (escamas).

Geometría del borde, inspirada en aletas de ballenas (González e Hinojosa, 2019) o alas de aves nativas, para perfiles aerodinámicos.

Atenuación de ruido eólico inspirado en plumaje de búhos.

Absorción de CO₂ inspirado en ballenas y crustáceos, mediante síntesis inteligente.

Recuperación de energía térmica ambiental (*feedback*).

Síntesis de fotoquímicos a partir de formulación neuronal, basados en modulación de luz.

Aves, peces elasmobranquios, medusas por diferencial de presión, altamente eficientes.

ANN fractal

Identificar patrones potenciales y su neuroadaptación.

Enjambre de partículas (inspirado en abejas) sobre elementos finitos.

Aprendizaje por observación y reconocimiento de patrones de biomodelos aplicando técnicas de inteligencia artificial.

Identificación de patrones fractales en biomodelos aplicando CNN (Serrano *et al.*, 2018), código de soporte para operación de convolución en campo finito (Sandoval-Ruiz, 2021b).

Redes neuronales recurrentes RNN (Sandoval-Ruiz, 2020b), adaptación para hardware del modelado del espacio vacío, registros (área de barrido) y realimentación por variables artificiales, en entrenamiento (algoritmo adaptativo) sobre *hardware** (Sandoval-Ruiz, 2020c).

Modelado neuronal fractal (Sandoval-Ruiz, 2020a) de sistemas no lineales, aplicando inteligencia estructural por alineación con nanoactuadores. Modelo circular, a fin de soportar la actualización dinámica y reutilización de etapas del convertidor. Generalización de redes recurrentes en sus arquitecturas LSTM y GRU.

*Librería de código en VHDL para implementación de ANN (Sandoval-Ruiz, 2013), VHDL: *Very High Speed Integrates Circuit Hardware Description Language*, ANN: *Artificial Neural Network*, H₂V: hidrógeno verde, ERNC: energías renovables no convencionales, NTE: nuevas tecnologías emergentes, LSTM: *Least Squares Time Series*, GRU: *Gated Recurrent Unit*, CNN: convolucionales, RNN: recurrentes.

Los modelos biológicos resultan energéticamente eficientes, por lo que se pueden definir como patrones objetivos de una red neuronal, siendo un campo de estudio de la biomecánica (Camayo *et al.*, 2019), en este trabajo se plantea la alineación de elementos estructurales para propiedades ópticas y aerodinámicas, como técnica de optimización por coeficientes del esquema neuronal. Esto lleva a pensar en paneles fotovoltaicos con formulación y síntesis de componentes, y distribución del arreglo de elementos; una matriz configurable por control magnético para mejorar el rendimiento, aplicando redes neuronales para modelar sistemas físicos y optimizar coeficientes dinámicos (Sandoval-Ruiz, 2019). Así, se planteó modelar los diversos sistemas de conversión por bloques discretos de energía con realimentación selectiva, aplicando un operador matemático de

convolución donde se definen las restricciones de operación óptima, que dan forma a un modelo con discontinuidades asociadas al régimen de operación del sistema, según (Sandoval y Fedón, 2014):

$$P(x) = \begin{cases} \sum_{i=1}^k w_i v(x) (x^i \bmod p(x)) \rightarrow \sum_{i=1}^k w(x) v_i (x^i \bmod p(x)) & \text{con } 1 < i < k \\ \sum_{i=k}^{n-k} w_i v(x) (x^i \bmod p(x)) \rightarrow \sum_{i=k}^{n-k} w(x) v_i (x^i \bmod p(x)) & \text{con } k < i < n \end{cases} \quad (1)$$

La integración de estas soluciones de alto costo computacional representa un reto para las ERNC, donde la tecnología de hardware reconfigurable representa una alternativa de implementación. Esto lleva a identificar la necesidad de un soporte matemático que permita modelar las tecnologías actuales, solar y eólica, de manera estándar, así como en modelos híbridos, con un enfoque reconfigurable para gestión de actualizaciones, optimizaciones y evolución de tecnología sin producción de residuos (Sandoval-Ruiz, 2021c). Para ello, se define un operador lógico (LFSR, según las siglas en inglés para *Linear Feedback Shift Register*), concatenado, con realimentación selectiva, donde el problema a solucionar es el manejo de las variables físicas de almacenamiento y realimentación de bloques de energía, para lo que se establece un modelo de variables auxiliares, a fin de encontrar los coeficientes característicos de la estructura modeladora (Sandoval-Ruiz, 2013). El estudio de estas configuraciones llevó a proponer la tecnología morfoadaptable, donde se detalla la variación de características del convertidor, para determinar así las condiciones de operación de máxima eficiencia (Bordachar, 2020). Allí cada neurona tiene un conjunto de pesos para las entradas w_x y las salidas w_y como se menciona en (Sandoval-Ruiz, 2021a), de la forma siguiente:

$$y(t) = F_{act}(w_x \cdot x(t) + w_y \cdot y(t-1) + b), \text{ con } F_{act} \text{ lineal} \quad (2)$$

Sobre los términos de este modelo se requieren correlacionar las técnicas de optimización ambiental, por ANN, a fin de obtener energía limpia, patrón de flujo regenerativo, calidad de aire, almacenamiento y recirculación de energía (Tabla 3).

Tabla 3. Identificación de los mecanismos de optimización biomimética en la captación de energía.

Objetivos de remediación ambiental en energías renovables no convencionales
Filtrado de aire por el sistema eólico de CO ₂ , CH ₄ , SF ₆ y precipitado electrostático de material particulado (PPM), para mejorar calidad del aire.
Sumidero de calor ambiental, sistema aerotérmico en el aerogenerador para captura y almacenaje de energía térmica, a fin de mitigar el incremento de temperatura, inspirado en los sistemas de remediación de las ballenas.
Mecanismos de regeneración del patrón de flujo de viento (sobre la turbina).
Metamateriales inteligentes, que cambian su resistencia ante un impacto, para ser inofensivos por colisión con aves, adaptados a su máxima eficiencia.
Reconfiguración dinámica de mecanismos, para la reducción de obsolescencia programada de los sistemas de ERNC y residuos tecnológicos.
Atenuación de ruido con filtros de vegetación y biorremediación de suelo.
Técnicas novedosas de optimización biomimética
Mejora de eficiencia del convertidor por estabilización por compensación inspirado en la cola de los colibrís.
Aerodinámica de fauna aérea y estudio de hidrodinámica de peces de vela.
Configuración electrónica de espines (orbitales) en sistemas magnetoeléctricos. Se plantea la incorporación de esferas magnéticas ubicadas dentro de una estructura (tejido), con líneas de flujo configurables para conversión de energía. Biomateriales, magnetofluidos. Modelos holográficos, tecnología <i>soft</i> , almacenamiento de energía.
Sistemas de bioalmacenamiento de energía, por rehidratación-control del volumen del sólido, por ionización del plasma, potencial gravitacional, composición química, polarización electrónica, magnética y espintrónica, celdas de combustible y otras formas.
Clasificación espectral de ondas incidentes en fotovoltaica, inspirada en visión de fauna (aves).
PPM: partes por millón, ERNC: energías renovables no convencionales.

Materiales y Métodos

El método aplicado comprende la interpretación del sistema físico en función de la arquitectura seleccionada LFSR-ANN, función de ingeniería: definición de criterios y datos de entrenamiento, configuración de la red de optimización, entrenamiento neuronal, obtención de coeficientes biomiméticos (Serrano *et al.*, 2018), ajustes de configuración del arreglo de captación y alineación. Se planteó el ajuste de coeficientes de aprendizaje y la definición del hardware evolutivo, a partir de un código semilla autoorganizado. También se realizó un estudio de mecanismos de eficiencia natural, seleccionando un conjunto de modelos biológicos entre la flora y fauna local, al igual que las potencialidades de la región, como un compendio de datos para la correlación e identificación de similitudes sobre la estructura descriptiva seleccionada LFSR, para la definición de los términos matemáticos, así como la lógica del algoritmo adaptativo.

Por otro lado, se planteó el método de evaluación de eficiencia del sistema a partir del modelo en hardware, considerando la definición de un *target* de entrenamiento neuronal que se corresponde con el objetivo identificado en el diseño biomimético. Es decir, la definición de los criterios óptimos (inspirados en la naturaleza) para la adaptación del mecanismo diseñado, aplicando filtros de operación convolucional, implementados sobre hardware (Sandoval-Ruiz, 2021b), mediante el seguimiento de secuencia de imágenes por CNN para extraer patrones del biomodelo.

Modelador neuronal para optimización de sistemas de energías renovables


El siguiente punto correspondió a encontrar la arquitectura del modelo a través de etapas con operadores de convolución y realimentación lineal, LFSR, para soportar el entrenamiento de la red neuronal parametrizable que permita las diversas configuraciones. El módulo comprende los conectores de sensores, entradas y salidas del sistema, a fin de encontrar los coeficientes descriptivos para la ecuación genérica para módulos concatenados con operadores fractales extendidos (Sandoval-Ruiz, 2021b), mediante la correlación de los parámetros físicos. El modelo se diseñó para soportar partes intercambiables o componentes reemplazables que permitan mejorar la eficiencia dadas ciertas condiciones, pudiéndose así simular estas configuraciones para seleccionar la mejor alternativa e implementar un sistema fijo, sin embargo, algunos factores pueden ser cambiantes (ciclos ambientales y nuevas tecnologías pueden surgir durante la vida útil del equipo), por lo que el diseño modular y tecnología reconfigurable, ofrece flexibilidad, optimización dinámica y reutilizabilidad (para reciclar componentes de forma responsable con el ambiente). Es por ello, que se ha planteado la caracterización de modelos generales de plantas (con selección de turbinas comerciales para obtener los coeficientes específicos de configuración: variación del radio de los álabes, rotor, altura, potencia de salida y otros parámetros mecánicos y eléctricos, propios de la tecnología adaptado a las condiciones locales.

Si bien la tecnología reconfigurable no está tan desarrollada se puede modelar por etapas para los parámetros de interés y así registrar el impacto de cada uno de los cambios en la configuración sobre el rendimiento total del sistema: etapas neuronales con habilitación selectiva, con lo que se pueden reemplazar componentes de ciertas etapas y optimizar de forma modular el sistema de ERNC híbrido del arreglo de convertidores eólicos o concentradores solares fotovoltaicos. Para el reemplazo de partes intercambiables como concentradores de perfil de viento, elementos aerodinámicos (álabes con dientes de sierra) y otros accesorios en las estructuras, se propuso el modelado dinámico de la planta y su optimización *in situ*, destacando que sobre el modelo neuronal se pueden definir los coeficientes de optimización, así como un enfoque de elementos de memoria bioinspirados.

Ambientalización del diseño de energías renovables ecológicas

A partir de la observación de la fauna y flora nativa se detectaron especies endémicas que cuentan con mecanismos evolutivos (que puede ser descrito como un algoritmo) para adaptarse a las condiciones ambientales propias de la región de manera eficiente; resultando patrones para la definición de objetivos de optimización bioinspirados en los procesos naturales. El estudio de los mecanismos evolutivos de adaptación y regeneración de la naturaleza, corresponde a la base para el desarrollo de nuevos avances científicos, en materia de ingeniería sostenible, telemedicina y sistemas regenerativos. La naturaleza es la fuente de conocimiento más valiosa, por lo que se debe considerar como criterio básico para las etapas de diseño biomimético. Se planteó así la aplicación de ciencia de datos para ajuste de coeficientes en soluciones sostenibles y mitigar el impacto ambiental de tecnologías ERNC, considerando las características locales (Tabla 4).

Tabla 4. Correlación de las etapas adaptativas al entorno regional para el modelo neuronal.

Deep Learning, Machine Learning, RNN				
C1	C2	CS (eje)	Capa de salida de la turbina	
Lente eólico geométrico	Álabes biomiméticos	Engranajes magnéticos	Generador eléctrico	Regenerador de flujo eólico
Combinador lineal inteligente con algoritmo adaptativo, LMS				
$y(n) = w1*x1+w2*x2+w3*x3+wr(n)*y1$; <i>coeficiente dinámico por criterio</i> $x(n) = wc1*(wm1*x1+wm2*x2+wm3*x3) + \dots + wcr*xm1$; <i>lineal fractal</i>				
Modelo de la etapa de regeneración del patrón eólico bio-inspirado en flora y fauna local				
Replegable y desplegable automático inspirado en abanico del pavo real (Kane <i>et al.</i> , 2018).				
Tejido liviano de captación de vibración, inspirado en alas de mariposas.				
Membrana de filtrado y modulador de patrón por recirculación de viento.				
Elementos fijos y móviles, adaptación a la trayectoria, en protección de aves.				
Elementos ópticos por alineación estructural inspirada en plumaje de aves.				
Potencial	Recursos disponibles	Aplicación en tecnologías de ERNC		
Ambiental	Electricidad ambiental	Aire Ionizado aplicado a toberas magnéticas y turbinas de plasma		
Sistemas híbridos	Recursos hídricos	Fotovoltaica flotante	OTEC	Proyector cometa
	Irradiancia solar	CSP	Bifacial	solar (Sandoval-Ruiz, 2020d)
Biosfera	Eólicos (Djilali <i>et al.</i> , 2021)	Alineación de flujo en turbinas eólicas (Sandoval-Ruiz, 2022a)		
Infraestructura energética	Dinámica de fauna nativa	Cardumen de peces	Bandadas de aves	Enjambre de abejas
Materiales sostenibles	Galerías	Almacenamiento de energía y sumideros de carbono		
	Plantas termoeléctricas	Almacenamiento térmico, CAES		
	Reciclaje	Turbinas Adaptadas en planta termosolar		
	Recursos locales	Material reciclable, impresión 3D		
		Guadua bambú, especie forestal endémica de América Latina		
Tecnología	Biomodelo local	Propuesta de captadores de energía inspirados en biomecanismos		
Cometas híbridas	Fauna Marina y aérea	Undimotriz-eólicas. Estudio de comportamiento de fauna (delfines y cisnes) reconocimiento de patrones de ondas (Yuan <i>et al.</i> , 2021).		
Fotovoltaica	Patrón geométrica de flores (<i>Passiflora incarnata</i>)	Soporte estructural flexible de tiburones y mantarrayas. Captadores fotoluminiscentes, patrones geométricos de optimización, concatenación de elementos concéntricos en fotovoltaica y eólica.		
Turbinas eólicas	Árboles, palmeras endémicas, araucarias	Se considera al igual que en los árboles un sistema fractal de captadores (ramas), geometría del vástago de transmisión y factor geométrico de compensación simétrica en la etapa de conversión subterránea (raíces).		
Cometas eólica	Colibrí, mariposas, polinizadores	Trayectoria de vuelo en ocho, cola de compensación, etc. Cristales de magnetita en captadores eólicos, para navegación direccional.		
Resonancia	Patrón geométrico, EM	Inducción: gradientes por distribución de concentración diferencial.		

RNN: *Recurrent Neural Network*, C1: capa 1, C2: capa 2, CS: capa de salida, ERNC: energías renovables no convencionales, OTEC: convertidor por gradiente térmico oceánico, CSP: concentración solar de potencia, Sistemas híbridos: eólicos-solar-mareomotriz, CAES: *Compressed Air Energy Storage*, EM: electromagnético.

Se modeló el sistema de captación de energía como un mecanismo aeroelásticos, basado en osciladores acoplados y la energía como una onda, mecánica o electromagnética, según el tipo de convertidor. Igualmente, se revalorizó el espacio vacío de las estructuras de captación, reinterpretados como cámaras de almacenamiento secuencial o registro de energía. Además, con la descripción del hardware se puede definir de forma selectiva los parámetros del algoritmo adaptativo (LMS, según las siglas en inglés para *Least Mean Square*), estableciendo un conjunto de parámetros en el arreglo del combinador inteligente, para reajustar sistemas híbridos, en circuito cerrado como el propuesto en la Figura 2.

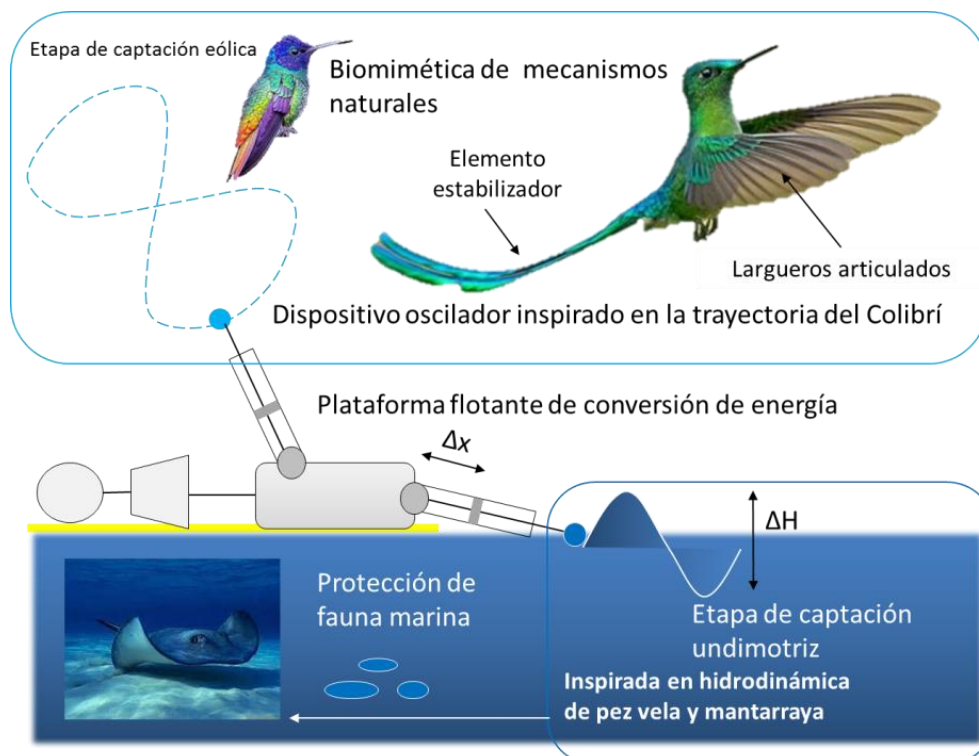


Figura 2. Esquema propuesto de captación híbrida y almacenamiento de energía.

La estandarización del sistema se trató a través del concepto de modelado por ecuaciones autosimilares, permitiendo reconocer estructuras comunes que han sido aplicadas para obtener el mayor rendimiento del sistema, es decir, la reutilización de mecanismos, o bien la reutilización de código en los esquemas, a las diversas escalas del modelo fractal. Considerando que se trata de un sistema realimentado, se utilizó una técnica de linealización a través del incremento de variables del sistema, registros de almacenamiento y realimentación, que son definidos en el modelo concurrente para la estimación de los parámetros (coeficientes adaptativos) interpretados del esquema físico. Esto significa un importante aporte ya que se manejan los impactos de cada término dentro de una estructura autosimilar, la cual es extrapolable a los niveles de abstracción del sistema, facilitando el proceso de cómputo en el manejo de las variables de forma de obtener un procesamiento eficiente, orientado a menor capacidad de cómputo, máxima velocidad y menor consumo de energía, lo que se reconoce como la solución óptima. Se aportó así una simplificación por el tratamiento de los datos para el mínimo consumo de recursos de hardware, máxima eficiencia y sostenibilidad. Se logró una selección óptima del número de neuronas por capa, en correspondencia con los parámetros biomiméticos (estructuras de los álabes de capacidad adaptativa, inspirada en las alas de las aves nativas) definidos por el modelo matemático, se define como técnica de optimización la habilitación selectiva de módulos o etapas (mux), sobre el modelo físico desarrollado. También se consideraron herramientas para monitoreo de aves (McClure *et al.*, 2021), con el objetivo de protegerlas y evitar colisión con las turbinas, de manera que pueden ser aplicadas de forma conjunta para el estudio de optimización (Sandoval-Ruiz, 2021a), aplicando pantallas frontales desplegable.

La arquitectura de modelado ha permitido introducir un concepto de convertidores de ERNC autosustentados, con realimentación de energía residual, donde se genera un espacio para el manejo circular de la energía, diseñando etapas de recuperación y control del patrón de energía de forma cíclica, lo que se logra implementar mediante el término de realimentación lineal con coeficiente adaptativo en el modelo desarrollado (Sandoval-Ruiz, 2021a). De esta manera, el modelo incorpora términos matemáticos de soporte (Tabla 5), para sustentar la reutilización de energía, con la finalidad de mantener su operación en régimen permanente de forma eficiente. La selección de términos matemáticos se basó en la correlación de las etapas de los mecanismos de optimización, donde se considera la mejor opción por tratarse de una generalización soportada sobre el operador matemático LFSR, así como los circuitos de implementación para su procesamiento computacional en tiempo real.

Tabla 5. Método de modelado neuronal biomimético del presente estudio.

Estrategias de sostenibilidad	Análisis de contexto regional	Biomodelo por caracterización ANN
Reconocimiento de biopatrones	Técnicas de optimización	Evaluación y ajustes sobre el modelo
<i>Lente eólico</i>	Arreglo captador	Eje magnético
$w_M * x(n) + w_Y * y(n-1)$	$w_C(n) * x_M(n) + b$	$w_A(n) * Tm(n) + \varphi$
RNN con variables de estado, para cálculo paralelo	CNN (biomodelo) para definir parámetros biomiméticos y target	FNN modulación de flujo magnético para control activo del rotor.
Matriz de $x(n-i)$, (espacio vacío)	Arquitectura autosimilar	Etapas de tren de engranaje y soportes
Realimentación de flujo $y(n-1)$	FNN nanoarreglo por resonancia	Convertidor por inducción magnética
Concentración $x(n)$	Optimizar eficiencia (capa prefijada)	Minimizar función de costo energético (variable)
Feedback $x(n-1)$		
Tecnología reconfigurable	Modelado matemático fractal	Adaptación dinámica: alineación
Componentes del convertidor	Generalización para FNN universal	Potencialidades locales para optimización
Modelador ANN sobre librerías	Modelo concatenado	Relación coeficientes biomiméticos
Adaptación dinámica	Análisis de patrones y correlación de parámetros	Ajustes a condiciones específicas (locales)

$w(n)$ son definidos como un coeficiente constante ki para parámetros fijos y como coeficiente adaptativo para optimización dinámica. En tal sentido, $w_M(n)$ corresponde a los coeficientes de modulación de patrón, $x_M(n)$ al patrón modulado en capa *wind lens*, w_C los coeficientes de conversión de energía cinética a energía mecánica, $w_A(n)$ los coeficientes del arreglo de álabes-eje. ANN: *Artificial Neural Network*, RNN: *Recurrentes Neural Network*, CNN: *Convolutional Neural Network*, FNN: *Fractal Neural Network*.

Todo lo anterior (Tablas 4 y 5) se desarrolló a través del reconocimiento de la autosimilitud de los patrones geométricos de los biomecanismos (investigación cualitativa), así como la incorporación de términos de compensación geométrica, definiendo la arquitectura estandarizada, seguido de una investigación cuantitativa (con la herramienta de exploración) para el entrenamiento neuronal del optimizador. Se ha seleccionado un ensayo neuronal, definiendo tres capas ocultas: modulación eólica, configuración biomimética del álabes y arreglo de elementos captadores-eje. El procedimiento comprendió la estimación de potencial eólico (m/seg) y potencia de salida de la turbina (MW), en función de las características técnicas de un equipo soportado en la herramienta (Explorador Solar, 2022).

Resultados y Discusión

Los datos obtenidos permitieron entrenar una red neuronal para la obtención de los pesos y bias resultantes, los cuales pueden ser relacionados con los parámetros físicos y biomiméticos, así como ajustados de forma adaptativa. En la Tabla 6 se presentan los resultados calculados para el modelo.

El lente eólico, por su parte, permitió revalorizar el espacio vacío entre álabes de la turbina e introducir términos de almacenamiento y realimentación (fundamentales en el nuevo modelo), que son simplificados a través de una propuesta de variables intermedias. Se diseñó una red neuronal para la estimación de los parámetros biomiméticos (Tabla 7), así mismo, con la ecuación de convolución del modelo, se lograron obtener los parámetros biomiméticos caracterizados y calcular los parámetros requeridos.

El modelo permitió obtener los pesos sinápticos de la red neuronal interpretada, para el cálculo los coeficientes biomiméticos, así mismo, definir las señales de accionamiento y control de los parámetros adaptativos. Todo esto a partir del establecimiento de una correspondencia entre el modelo del convertidor y la ANN, considerando la generalización de realimentación y elementos de almacenamiento del sistema. De esta manera, se pudo definir una matriz de tecnologías aeroelásticas, magnetoelásticas y piezoeléctricas para la configuración de álabes y el manejo del concepto de arreglo inteligente de captadores de energía, basado en el modelo. Se describe un nuevo modelo de convertidores de energías renovables orientado a la remediación ambiental, definiendo funciones de filtrado de material particulado y recuperación de calor residual para el manejo y gestión responsable de subproductos.

Tabla 6. Diseño de la ANN modeladora del arreglo del convertidor eólico.

Función de ingeniería: definición de las variables de entrenamiento						
Velocidad (m/seg)	$x1$ $v(n-1)$	$x2$ $v(n-2)$	$x3$ $v(n-3)$	$y(n-1)$ % Pv	$Y(n)$ Pv (MW)	Tm (Nm) optimizado
7,40	7,40	7,80	7,80	4,44	20,30	1,43
7,80	7,80	7,80	8,30	5,12	22,55	1,59
7,80	7,80	8,30	8,60	5,12	22,55	1,59
8,30	8,30	8,60	7,80	5,57	25,53	1,80

<p>Esquema concatenado</p> <p>(w_i ganancia por ábabe)</p>	<p>Lente eólica en el arreglo captador de flujo de viento $x(i)$</p> <p>Entrada</p>	<p>Control activo de flujo eólico</p> <p>(Modulador eólico)</p>
---	--	---

Ecuación deducida con componente cinético elástico: $F_E = \sum_{i=1}^N \rho_{\phi A} \cdot A_R(t) \cdot a + \sum_{i=1}^N -ke \cdot x_i(t-1)$

El modelo se corresponde con la sumatoria de aportes de la concatenación de elementos del eje, hasta n elementos, y una fuerza regenerativa, correspondiente al almacenamiento de energía por potencial elástico, resultante de los desplazamientos, en un instante de tiempo $t-1$. Lo que representa la fuerza almacenada y realimentada al sistema. A escala se interpretó como un arreglo núcleo-orbitales: eje turbina-arreglo colector (eje ábabe-largueros). Luego se identificaron los términos de configuración y alineaciones inteligentes de elementos autosimilares sobre el eje de conversión, soportados sobre el modelo matemático desarrollado.

Vale mencionar que la inercia $m(t)$ varía con relación a la configuración del rotor y parámetros variables como el radio $r(t)$, relacionado con el área de barrido o captación del conjunto; considerándose un rotor vacío por inducción de energía sobre el rotor periférico, además de turbinas con álabes direccionales pasivos para cámaras de almacenamiento de área adaptativa. La traslación del elemento de captación de energía, en la órbita, origina la rotación del eje (núcleo), que se convierte por inducción electromagnética en energía eléctrica, como sumatoria de los aportes de cada elemento del conjunto.

Definición de la arquitectura del modelo neuronal (LFSR-ANN) propuesto para diseño biomimético

Optimizador	Capa de configuración de optimizador por modulación de flujo eólico				
Lente eólico concentrador	Modelo elementos finitos, modulación eólico, filtro y pantalla, bioinspirado en la resonancia del plumaje del pavorreal, con estudio de biomecánica (Kane <i>et al.</i> , 2018).				
Coefficientes	Pesos sinápticos de optimizador etapa de lente eólico (<i>Wind Lens</i>)			Umbrales	
Variables de estado	w_{x1}	w_{x2}	w_{x3}	w_y	b_{c1}
$x(n-1)$	-0,71	0,14	-0,22	-0,01	-0,20
$x(n-2)$	0,06	-0,59	0,89	-0,80	0,18
$x(n-3)$	-0,27	-0,02	-0,83	-0,34	0,86
$y(n-1)$	-0,71	0,14	-0,22	-0,01	-0,20

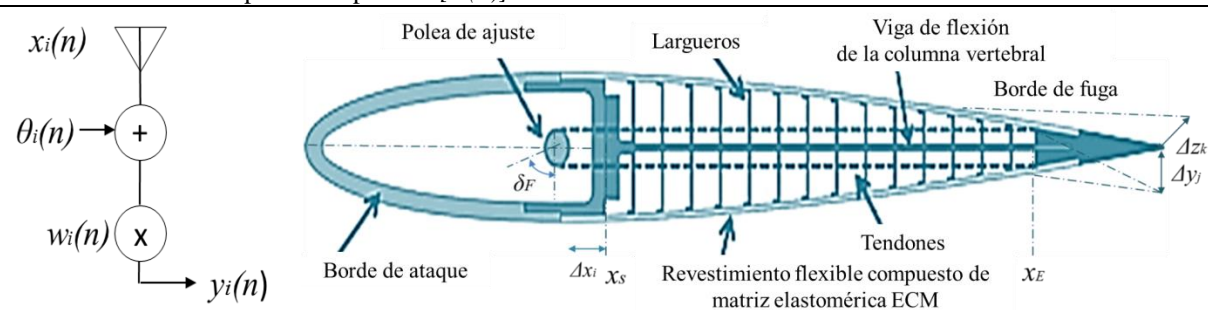
Bioálabes	Capa de control de álabes por coeficientes biomiméticos
Estructura fractal configurable	El arreglo captador ha sido modelado para definir los coeficientes físicos biomiméticos, álabes con combinación de tecnologías para aumentar la eficiencia, el concepto <i>FishBAC</i> (Bordachar, 2020), superficie adaptativa, piel flexible de compuesto de matriz elastomérica (EMC), perfil dinámico del ábabe de geometría configurable, larguero telescópico, nervaduras deslizantes, transmisión por correa, densidad adaptativa. Sistemas estructurales de baja densidad (fuerza sin peso).
	Para n elementos del arreglo de captación (álabes). Control activo $w_{BIO}(n)$ de accionamientos de los coeficientes de configuración de la geometría del ábabe*: $\delta_F, k_R, k_M, k_E, k_T$

*Ángulos de configuración de estructura del ábabe (δ_F); α : ángulo de pitch, k_R (rotor), k_M (magnético), k_E (elástico), k_T (térmico) y posición en ejes x, y, z ; Y : salida de la red; v : velocidad de viento; Pv : potencia de viento; *FishBAC*:

Fish Bone Active Chamber; Tm: toque mecánico; LFSR-ANN: *Linear Feedback Shift Register-Artificial Neural Network*; VAWT: *Vertical Axial Wind Turbine*; HAWT: *Horizontal Axial Wind Turbine*.

Tabla 7. Modelo desarrollado de inteligencia biomimética con F-ANN.

Correlación de coeficientes y definición de señales de accionamiento, relacionando los parámetros biomiméticos con los pesos sinápticos $F[w(n)]$



Coeficientes	Pesos sinápticos de configuración de captadores (álabes)			Umbrales
Matriz Elastomérica	-0,94	-0,20	-0,90	-0,02
Reajustado P_V	Coeficiente k_{BMI}	Coeficiente k_{BMI}	$w(n)_{LMS1}$	$w(n)_{LMS2}$
Perfil flexible	0,17	0,72	0,42	-0,57
Matriz magnetoelástica	0,58	-1,02	-0,07	-0,27
δ_F (ángulo giro polea)	-0,30	0,28	-0,67	-0,55

Capa de control magnético de tren de engranajes

Arreglo planetario

Rotor modulador para control de flujo magnético. Con w_z se realiza el cálculo de los coeficientes de configuración del modulador de campo magnético.

Coeficientes	Pesos sinápticos de configuración del eje			Umbrales
MagLev	0,65	0,34	0,34	-0,94
Definición				-0,19

Definición de las funciones de ingeniería y arquitectura de la ANN

Capa	Entrada	Capa 1	Capa 2	Salida	Lente eólico (w_i)
Neuronas	4	3	4	1	Álabe (w_j)
Función de activación	N/A	Lineal	Lineal	Lineal	Eje colector (w_z)

Configuración del entrenamiento de la red LFSR-ANN

Épocas: 88 Coeficiente de aprendizaje: 0,01 Error medio: 0,0019

Ecuaciones descriptivas del código VHDL

MF: $w(n) \otimes x(n) + y(n-1)$ Función convolución

¹ Resultados calculados a partir de las variables del modelo energético solar-eólico. Modelo turbina eólica: radio 58,00 m y potencia 5000 KW. Datos de la ubicación seleccionada para el ensayo: densidad de aire (ρ) 1,21 kg/m³ y rango de velocidad de viento de 2,50 a 8,60 m/seg. Se enuncia la relación de parámetros biomiméticos y pesos: $aporte_element = peso\ sináptico * x(n) = sumatoria\ de\ parámetros\ biomiméticos * x(n)$. Optimización por inteligencia biomimética aplicada en estructura del álabe y superficie. F-ANN: Fractal, P_V : potencia de viento, LMS: *Least Mean Square*, MagLev: *Magnetic Levitation*, N/A: no aplica, LFSR-ANN: *Linear Feedback Shift Register-Artificial Neural Network*, VHDL: *Very High Speed Integrates Circuit Hardware Description Language*. MF: módulo funcional.

Al analizar la transmisión de energía mecánica en una turbina de flujo axial, se encontró un comportamiento descriptivo autosimilar al presentado en otros mecanismos de conversión, desde el modelado de fuerzas de interacción en el eje, la correlación establecida entre conversión fotovoltaica (Sandoval-Ruiz, 2020b) y eólica (González *et al.*, 2019; Sandoval-Ruiz, 2022a). Esto permitió extrapolar los resultados a diversas escalas, el eje ha sido modelado a través de elementos discretos, que se asocia con organización LFSR: núcleo-orbitales (el arreglo de captación transmite la energía, a través de catenarias), en el modelo atómico o planetario. Si cada uno de estos elementos realiza una conversión de energía en su campo de captación, se tiene un conjunto de microconvertidores discretos, que permiten modelar de manera única la conversión de los distintos mecanismos. En este orden de ideas, los aerogeneradores pueden ser modelados con etapas activas para restaurar

las condiciones de calidad del aire y la regeneración del patrón de flujo de viento aguas abajo de las turbinas, por su impacto en el vuelo de las aves, posibles efectos sobre el cambio climático e impacto sobre la eficiencia (MIT, 2022). Así mismo, se plantearon otros mecanismos de optimización, como control de flujo magnético para la relación de transmisión en el eje de la turbina, a partir de las líneas de flujo y recirculación de flujo regenerativo (Tabla 8).

Tabla 8. Propuesta de mecanismos de optimización para las etapas del sistema de ERNC.

Biocinética: estudio de la interacción cinética en optimización aerodinámica.
Bioremediación: estrategias de filtrado de CO ₂ y sumideros de calor. Respeto, responsabilidad y revalorización de la fauna, flora, los recursos energéticos y dinámica local.
Nanocapas concatenadas por efecto tándem para optimizar la estructura del compuesto y su eficiencia de forma modular, sustratos y serigrafía.
Arreglo colaborativo (interacción aguas abajo), proyectores direccionales y recaptación de energía reflejada, protección de áreas naturales y glaciares (Sandoval-Ruiz, 2021c).
Alineación y control Activo de flujo y elementos finitos en la interacción dinámica.

Etapas del método de optimización biomimética del sistema de ERNC

Reconocimiento de patrones de arquitectura, para los niveles del sistema.
Definición de variables de configuración y optimización (innovación: basado en progresiones aritméticas y geométricas), ajuste fino, a través de un algoritmo con coeficiente de aprendizaje adaptativo.
Optimización de la técnica de aproximación, para menor número de iteraciones.

ERNC: energías renovables no convencionales.

Uno de los resultados más destacables del presente trabajo es la gestión lineal del sistema, al incluir más etapas directamente relacionadas con la arquitectura desarrollada, alcanzando un error mínimo de 0,0019 y mejorando la convergencia del algoritmo de aprendizaje a 88 épocas de entrenamiento y la eficiencia de la red. Esto se logró por la selección del conjunto adecuado de parámetros del sistema. El estudio aporta una reinterpretación del modelo, que permite definir una arquitectura de la ANN-LFSR, para optimización de parámetros por aprendizaje automático (*Machine Learning*).

Modelo matemático desarrollado para la descripción en código VHDL

La generalización para descripción en VHDL permite el cálculo de parámetros, sobre hardware, en modo de entrenamiento e identificación del sistema, de forma remota (Sandoval-Ruiz, 2021d) para las nuevas tecnologías (Sandoval-Ruiz, 2020e; Zhou, 2021). Esto quiere decir que la tabla de entrada corresponde directamente a los parámetros medidos en campo para el modelado dinámico del sistema de estudio. Es importante mencionar que el modelo puede ser extrapolado para los soportes de levitación magnética, a fin de contar con un modelado de componentes autosimilares, donde los coeficientes definen la eficiencia del módulo. Un aporte importante corresponde al tratamiento espaciotemporal del modelo concatenación de aportes por pesos sinápticos y sumatoria de aportes en el tiempo. De esta manera, en una matriz de coeficientes se establecen relaciones en las dimensiones de la respuesta por ganancia selectiva (concentrador/filtro), arreglo de captadores y comportamiento secuencial en el tiempo, con variables adaptadas a hardware.

En la fórmula obtenida, los coeficientes de optimización definidos para cada variable operan sobre el modelo de la planta, donde se presenta un efecto concatenado entre las capas del modelo y capa de optimización (selectiva), sobre la entrada $x(t)$, sumada con el aporte del vector de coeficientes de realimentación, como se describe a continuación:

$$y(t) = w_{OPT}(t) * [w_{MOD}(t) * x(t) + w_{FB}(t) * y(t - 1)] \quad (3)$$

A la matriz de coeficientes se le añadió un arreglo wopt con relación a la activación o desactivación del elemento, lo que permitió estimar el consumo de potencia del circuito modelador-optimizador, en función de la profundidad lógica del diseño sobre el dispositivo FPGA (según las siglas en inglés para *Field Programmable Gate Array*), puesto que este factor incide sobre los retardos de las señales y velocidad de cómputo, al igual que sobre el consumo de potencia dinámica (por propagación por transiciones), para aumentar la eficiencia. Otro campo de aplicación corresponde a las tecnologías basadas en modelos cuánticos, cristales de tiempo, arreglos de lentes holográficos (Chrysler *et al.*, 2022), en los que este modelo matemático puede ser adaptado, de forma

teórica para el estudio de estos conceptos prácticos, desde las ecuaciones obtenidas, mediante la generalización de etapa (Tabla 9).

Tabla 9. Análisis de correlación del modelo LFSR aplicado a energías renovables.

Principio	Fotovoltaica	Eólica
Matriz programable por campo (Sandoval-Ruiz, 2020c)	Fórmula y celdas de semiconductores	Osciladores acoplados, magnetoelásticos (Zhou, 2021)
Filtros selectivos	Polarización de luz	Modulación eólica
Multietapa	Capas fotovoltaicas	Bloques discretos de energía
Realimentación	Bifacial, PERC, holográfico.	Turbinas colaborativas, CAES

Álabes configurables, radio variable, perfiles aerodinámicos intercambiables, revestimiento autoacoplable de la superficie del álabes, materiales inteligentes y mantenimiento autoregenerativo en sitio. Se ingresa a una LUT-Table para configuración de los parámetros de ajuste del modelo, se aplica un algoritmo adaptativo para hallar los coeficientes de optimización del sistema. LFSR: *Linear Feedback Shift Register*, PERC: *Passivated Emitter Rear Cell*, CAES: *Compressed Air Energy Storage*.

En cuanto a la autoorganización del modelo fractal, un aporte corresponde al soporte del diseño flexible: álabes autoacoplables, es decir, que se puedan ensamblar las piezas de la turbina sin necesidad de aleaciones para facilitar el reciclaje, además de incluir campos electromagnéticos como fuerza de adhesión. En el mismo orden de ideas, se desarrolló la configuración dinámica de la turbina bifuncional (Figura 3), en el concepto de turbina de eje horizontal-HAWT, con entrada paralela en configuración de flujo radial y entrada secuencial en configuración de flujo axial (multi-etapa), en base a la ecuación descriptiva (3). En los modelos híbridos solar-eólico de turbinas HAWT se puede definir una función simbiótica para refrigerar los paneles solares y capturar un patrón de flujo eólico controlado por la aerodinámica de la superficie de la instalación fotovoltaica. Es decir, se puede aprovechar la pendiente de la instalación fotovoltaica para crear una guía de flujo eólico, a fin de recrear un efecto cámara en la posición de encuentro entre la superficie y la turbina, acelerando el flujo de viento y optimizando así el rendimiento de la turbina eólica.

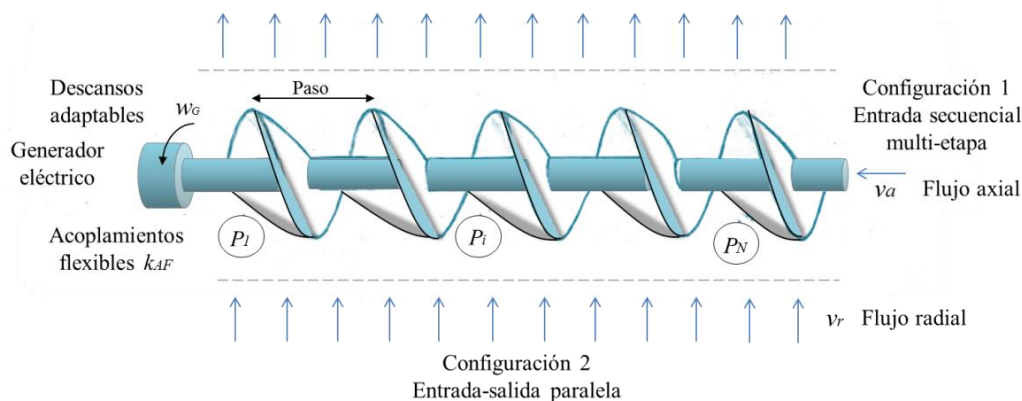


Figura 3. Modelo desarrollado de turbina eólica bifuncional configurable. w_G : ganancia del generador, P_1 : oscilador 1, P_i : oscilador i , P_n : oscilador n , k_{AF} : coeficientes de acoplamiento flexible.

En el mismo orden de ideas, se planteó: (1) tobera de concentración (lente eólico) por etapas y (2) modulación mecanomagnética de flujo eólico, a través de malla de control aerodinámico, filtrado de aire por precipitación electrostática en las etapas de entrada-salida de la turbina eólica y sistemas magnetoeléctricos de conversión. Es importante destacar que las toberas de concentración magnética requieren de un fluido ionizado. Por lo que para el control activo del flujo eólico se pueden aprovechar las condiciones naturales de ionización de aire de la región (Falcón, 2021). Sin embargo, como solución general se pueden establecer elementos mecánicos con configuración electrónica de ionización (discutidos en la Tabla 7), compuestas por núcleos magnéticos y guía de ondas, como orbitales sobre los que se desplazan por acción del flujo de viento incidente, las esferas magnéticas (de captación de energía eólica), dentro de una trayectoria definida en la configuración del convertidor, para la conversión por diferencial magnético respecto a un núcleo de conversión. Todo lo anterior permite proponer un operador matemático fractal, en consideración de la optimización dinámica de sistemas de

ERNC, en niveles de abstracción de osciladores acoplados-onas (Sandoval-Ruiz, 2022b) y los elementos del parque eólico (Figura 4).

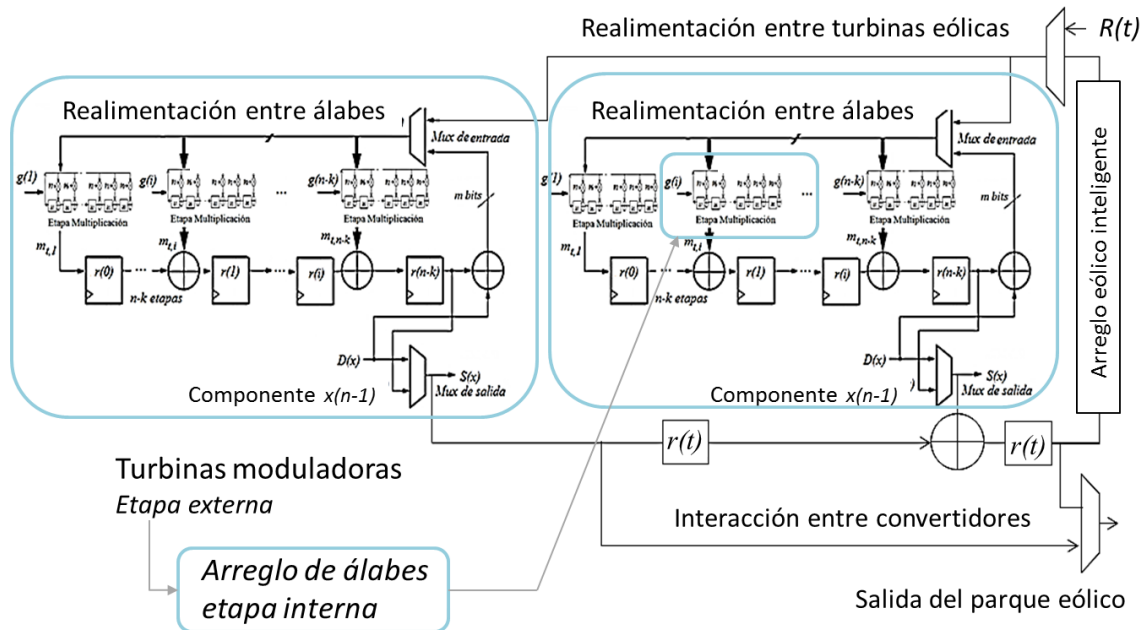


Figura 4. Modificador fractal de flujo de energía sobre el modelo desarrollado. $R(t)$: realimentación, $r(t)$: registros temporales de almacenamiento de energía.

Cabe mencionar que este arreglo soporta la formulación de materiales ópticos y magnetoelásticos, donde la complejidad del sistema fractal es solventada por el modelado de etapas autosimilares. La similitud del modelo matemático de las etapas concatenadas: el modificador, concentrador (turbina modificador externa) y los elementos de conversión (turbina convertidora interna), coincide con una arquitectura LFSR (Figura 3). En los modelos estudiados de conversión biomimética, se identificó un factor de conversión por unidad de elemento captador, un eje o sumador de aportes, un componente de memoria asociado al aprendizaje automático y un estabilizador o compensador que corresponde a la realimentación del sistema en sus etapas, lo que permitió reconocer un patrón autosimilar, que se generalizó por términos fractales, de la forma:

$$y(t) = \sum_{i=1}^k w_i(t) * x_i(t) + x_i(t - 1) + \sum_{i=k}^{n-k} w_i(t) * x_i(t) + y_i(t - 1) \quad (4)$$

Donde $w_i(t)$ será un arreglo de coeficientes dinámicos en mecanismos de ganancia del convertidor o etapa, con una arquitectura LFSR o una constante en casos de configuración definida por parámetros biomiméticos estimados del modelo. El control de estos parámetros por modelo de mecánica cuántica, tal es el caso de osciladores acoplados por método de elementos finitos MEF (Sandoval-Ruiz, 2022b) y modelado fractal sobre los tres ejes, permite extrapolar y manejar la amortiguación de la respuesta del sistema, variando los coeficientes aeroelástica, inercia o magnéticos, como se expresa en:

$$y_P(t) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^m w_i(t)) * x_i(t) + x_i(t - 1) \quad (5)$$

Con $x_i(t) = \sum_{i=1}^{n-k} w_i(t) \cdot x_i(t) + \sum_{i=1}^k k_i \cdot x_i(t) + x_i(t - 1)$ en la etapa de modulación o filtrado regenerativo del patrón de energía, se modela como variable concatenada $u(x,y,z,t)$ para estructuras autosimilares. La discontinuidad de esta ecuación permite describir el régimen de operación del sistema de ERNC y los niveles estructurales para el control de coeficientes mecánicos (clásico y cuántico), lo que ha sido reconocido en esta investigación para simplificación del reciclaje de componentes, código y etapas del modelo.

El modelo desarrollado incluye la sumatoria de aportes y términos de realimentación, por etapas físicas mecánicoeléctricas y por niveles de abstracción, correspondientes a las estructuras configurables, donde los coeficientes de cada término están expresados en función de la memoria condicional del sistema, aprendizaje de las condiciones del entorno y *target* biomimético de eficiencia, que definen la respuesta óptima. Así mismo, el modelo propuesto cubre un aspecto importante, que consiste en incluir un término de realimentación adaptativa, que otros modelos no incluyen, siendo novedoso respecto a trabajos previos (Sandoval-Ruiz, 2021a), por establecer una relación entre el elemento de memoria del sistema y el aprendizaje de las condiciones del entorno,

para establecer la función objetivo o *target* de adaptación de la combinación de coeficientes, en función de los parámetros reconocidos en los modelos biomiméticos, en mecanismos naturales.

Conclusiones

Gracias a la reinterpretación del modelo tecnológico, considerando su arquitectura con base en patrones geométricos de la naturaleza y la relación de coeficientes matemáticos con las variables físicas, se estableció un esquema de inteligencia energética que busca soportar la reconfiguración dinámica de las ERNC. De esta forma, se obtuvo un método generalizado de optimización por modelo biomiméticos, el cual consiste en adicionar un arreglo de variables de estado con relación a los registros de almacenamiento de energía y el cálculo del aporte de realimentación de energía a la entrada de la capa de la red neuronal, incorporando al modelo físico del convertidor una correlación estructural de los coeficientes biomecánicos. Otro aporte corresponde a las etapas de alineación regenerativa de patrón de flujo, mediante mecanismos configurables, ajustado a las condiciones locales de América Latina, para minimizar el impacto ambiental (sobre la migración de aves, polinizadores) y proteger los recursos sin intervenir en espacios naturales, ecosistemas y ritmos de desarrollo sostenible. Se logró una estandarización matemática para la descripción en VHDL de redes fractales multicapas, mediante variables de estado para la estimación de los coeficientes, permitiendo definir a través de un conjunto de términos lineales un set de estructuras autosimilares concatenadas.

Se planteó la formulación de una variable diferencial de presión para activación del aerogenerador y un flujo residual que permite garantizar la armonía con el entorno. La actualización consta de la integración de un nuevo término que se correlaciona con un factor de corrección por diferencial de flujo, reflejado sobre los elementos del arreglo o parque eólico, dando lugar al concepto de configuración de flujo regenerativo.

Con el compromiso de protección de los ecosistemas se propone integrar elementos de referencia como cristales de magnetita y emisores de ondas acústicas, inspirado en los sistemas de navegación de la fauna, para evitar colisiones con los captadores. Así mismo, queda planteada una investigación en magnetometría para estudiar el efecto sobre el campo magnético del flujo turbulento ocasionado en las hidroeléctricas y turbinas eólicas, conversión de energía por distribución del gradiente magnético (concentración de minerales en la corteza terrestre), para su aprovechamiento de forma no invasiva y estudio de potencial de fenómenos de la magnetosfera en la región.

Referencias Bibliográficas

- Ahmed, A., Hassan, I., Song, P., Gamaleldin, M., Radhi, A., Panwar, N., Tjin, N., Desoky, A., Sinton, D., Yong K., Zu, J. (2017). Self-adaptive bioinspired hummingbird-wing stimulated triboelectric nanogenerators. *Scientific Reports*, 7(1), 1-9.
- Biswas, S., Grajower, M. Y., Watanabe, K., Taniguchi, T., Atwater, H. A. (2021). Broadband electro-optic polarization conversion with atomically thin black phosphorus. *Science*, 374, 448-453.
- Blanco, J., Rodriguez, J. D. D., Couce, A., Lamas, M. I. (2021). Proposal of a nature-inspired shape for a vertical axis wind turbine and comparison of its performance with a semicircular blade profile. *Applied Sciences*, 11(13), 6198.
- Bordachar de Dios, J. A. (2020). *Simulación dinámica de álabes de geometría adaptativa con aplicación de biomimética para turbinas eólicas de baja potencia*. Tesis de grado. Chile: Universidad Técnica Federico Santa María (USM).
- Camayo, K., Quispe, C., Quispe, C., Moggiano, N. (2019). Diseño de una turbina hidráulica con tecnología biomimética. *Revista Investigación Aplicada e Innovación*, 13, 12-24.
- Chahl, J., Chitsaz, N., McIvor, B., Ogunwa, T., Kok, J. M., McIntyre, T., Abdullah, E. (2021). Biomimetic drones inspired by dragonflies will require a systems based approach and insights from biology. *Drones*, 5(2), 24.
- Chrysler, B. D., Shaheen, S. E., Kostuk, R. K. (2022). Lateral spectrum splitting system with perovskite photovoltaic cells. *Journal of Photonics for Energy*, 12(2), 022206.
- Djilali, L., Badillo-Olvera, A., Rios, Y. Y., López-Beltrán, H., Saihi, L. (2021). Neural high order sliding mode control for doubly fed induction generator based wind turbines. *IEEE Latin America Transactions*, 20(2), 223-232.

- Engie. (2022). *Wind turbine blade circularity* [en línea] disponible en: https://innovation.engie.com/en/sustainable_technologies/detail/wind-turbine-blade-circularity/27093 [consulta: 12 diciembre 2022].
- Explorador Solar. (2022). *Universidad de Chile* [en línea] disponible en: <https://solar.minenergia.cl/fotovoltaico> [consulta: 21 enero 2022].
- Falcón, N. (2021). Review and microphysics of the maximum electricity atmospheric activity in the word: the Catatumbo lightning (Venezuela). *Journal of Atmospheric Science Research*, 4(2), 12-21.
- González, A., Hinojosa, J. (2019). Study of the influence of protuberances in the trailing edge of airfoils and determination of their aerodynamic efficiency through CFD using Ansys Fluent. *Revista Internacional de Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ingeniería*, 35(3), 36.
- Kane, S. A., Van Beveren, D., Dakin, R. (2018). Biomechanics of the peafowl's crest reveals frequencies tuned to social displays. *PloS One*, 13(11), e0207247.
- Marturet Pérez, G. J., Marturet García, G. E., Torres Monzón C. F. (2022). Análisis CFD en régimen transitorio para la determinación de cavitación en turbinas helicoidales Gorlov, *Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería de la Universidad del Zulia*, 45(2), 84-99.
- McClure, C. J., Rolek, B. W., Dunn, L., McCabe, J. D., Martinson, L., Katzner, T. (2021). Eagle fatalities are reduced by automated curtailment of wind turbines. *Journal of Applied Ecology*, 58(3), 446-452.
- MIT. (2022). *A new method boosts wind farms' energy output, without new equipment* [en línea] disponible en: <https://news.mit.edu/2022/wind-farm-optimization-energy-flow-0811> [consulta: 11 noviembre 2022].
- Montecinos, S. (2021). *Pronósticos de generación eólica y solar fotovoltaica en América Latina" de la red sectorial GADeR-ALC*. Informe de proyecto 83360091. Bonn: Deutsche Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit (GIZ).
- Nawar, M., Hameed, H., Ramadan, A., Attai, Y., Mohamed, M. (2021). Experimental and numerical investigations of the blade design effect on Archimedes spiral wind turbine performance. *Energy*, 223, 120051.
- Sandoval-Ruiz C. (2022a). Wind turbine with configurable feedback scheme for minimal environmental impact and maximum efficiency. *Universidad Ciencia y Tecnología*, 26(113), 123-136.
- Sandoval-Ruiz, C. (2022b). Quantum architecture: osciladores acoplados, dinámica y ERNC. *REC Perspectiva*, 19(1), 86-99.
- Sandoval-Ruiz, C. (2021a). LFSR optimization model based on the adaptive coefficients method for ernc reconfigurable systems. *Ingeniare*, 29(4), 743-766.
- Sandoval-Ruiz, C. (2021b). Fractal mathematical over extended finite fields $F_p[x]/(f(x))$. *Proyecciones Journal of Mathematics*, 40(3), 731-742.
- Sandoval-Ruiz, C. (2021c). Smart systems for the protection of ecosystems, flora and fauna. *Universidad Ciencia y Tecnología*, 25(110), 138-154.
- Sandoval-Ruiz, C. (2021d). Laboratorio de energías renovables y aplicaciones ambientales. *Revista Ciencia e Ingeniería*, 42(2), 169-178.
- Sandoval-Ruiz, C. (2020a). LFSR-fractal ANN model applied in R-IEDs for smart energy. *IEEE Latin America Transactions*, 18(4), 677-686.
- Sandoval-Ruiz, C. (2020b). Arreglos fotovoltaicos inteligentes con modelo LFSR-reconfigurable. *Revista Ingeniería*, 30(2), 32-61.
- Sandoval-Ruiz, C. (2020c). Arreglo inteligente de concentración solar FV para MPPT usando tecnología FPGA. *Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería Universidad del Zulia*, 4(3), 122-133.
- Sandoval-Ruiz, C. (2020d). Proyecto cometa solar-CS para optimización de sistemas fotovoltaicos. *Universidad Ciencia y Tecnología*, 24(100), 74-87.
- Sandoval-Ruiz, C. (2020e). Tecnología R-IEDs para ERNC, teletrabajo y mitigación de impacto ambiental. *Industrial Data*, 23(2), 151-167.
- Sandoval-Ruiz, C. (2019). Modelo VHDL de control neuronal sobre tecnología FPGA orientado a aplicaciones sostenibles. *Ingeniare*, 27(3), 383-395.

Sandoval Ruiz, C. E., Fedón Rovira, A. S. (2014). CESR-codificador RS (255, k) eficiente para sistemas reconfigurables. *Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería Universidad del Zulia*, 37(2), 151-159.


Sandoval-Ruiz, C. (2013). *Modelo optimizado del codificador Reed-Solomon (255,k) en VHDL a través de un LFSR paralelizado*. Tesis doctoral. Venezuela: Universidad de Carabobo.

Serrano, S. A., Benítez-Jimenez, R., Nunez-Rosas, L., Coro Arizmendi, M. D., Greeney, H., Reyes-Meza, V., Morales, E., Escalante, H. J. (2018). *Automated detection of hummingbirds in images: a deep learning approach*. Mexican Conference on Pattern Recognition. México D. F.: Springer, 155-166.

Yazici, İ., Yaylaci, E. K., Cevher, B., Yalçın, F., Yüzkollar, C. (2021). A new MPPT method based on a modified Fibonacci search algorithm for wind energy conversion systems. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 13(1), 013304.

Yuan, Z. M., Chen, M., Jia, L., Ji, C., Incecik, A. (2021). Wave-riding and wave-passing by ducklings in formation swimming. *Journal of Fluid Mechanics*, 928(2), 1-11.

Zhou, Y., Zhao, X., Xu, J., Fang, Y., Chen, G., Song, Y., Li, S., Chen, J. (2021). Giant magnetoelastic effect in soft systems for bioelectronics. *Nature Materials*, 20(12), 1670-1676.

Editor Asociado: Wilfrido Arteaga Sarmiento 

Facultad de Ingeniería Campus Nueva Granada, Programa de Ingeniería Industrial,
Universidad Militar Nueva Granada, Cajicá, Colombia.



UNIVERSIDAD
DEL ZULIA

REVISTA TECNICA

DE LA FACULTAD DE INGENIERIA
UNIVERSIDAD DEL ZULIA

Volumen 46. Año 2023, Edición continua _____

*Esta revista fue editada en formato digital y publicada en enero 2023, por el **Fondo Editorial Serbiluz**, Universidad del Zulia. Maracaibo-Venezuela*

www.luz.edu.ve
www.serbi.luz.edu.ve
www.produccioncientificaluz.org