

OPTIMIZACIÓN DEL MODELO DE UNA CELDA DE COMBUSTIBLE MEDIANTE UN ALGORITMO DE INTELIGENCIA COMPUTACIONAL

FUEL-CELL MODEL OPTIMIZATION USING A COMPUTATIONAL INTELLIGENCE ALGORITHM

Víctor Manuel Sánchez Huerta

Universidad Autónoma del Estado de Quintana Roo, México
vsanchez@uqroo.edu.mx

Francisco Daniel Paredes Moreno

Universidad Autónoma del Estado de Quintana Roo, México
1518255@uqroo.mx

Freddy Ignacio Chan Puc

Universidad Autónoma del Estado de Quintana Roo, México
freddy@uqroo.edu.mx

Recepción: 8/diciembre/2024

Aceptación: 16/abril/2025

Resumen

El desarrollo de la tecnología del hidrógeno ha cobrado especial relevancia como una solución para aumentar la producción de energía eléctrica, ya que es posible su producción mediante celdas de combustible. Existen diferentes tecnologías de celdas de combustible, entre las cuales se encuentran las celdas de combustible de membrana de intercambio protónico (PEMFC, por sus siglas en inglés). Uno de los factores a considerar en la mejora de una PEMFC consiste en maximizar el voltaje generado por este dispositivo y reducir las pérdidas de activación, óhmicas y por concentración a las que se les conoce como irreversibilidades. El modelo matemático de irreversibilidades es no lineal y multidimensional, lo que hace compleja la tarea de su optimización. En este artículo se propone el uso de un algoritmo bioinspirado de inteligencia computacional para la optimización del modelo de una PEMFC denominado optimizador de enjambre de partículas. Los resultados obtenidos en este trabajo muestran una mejora en la determinación de los valores óptimos del modelo de irreversibilidades que maximizan el voltaje de una PEMFC con respecto a los reportados en la literatura.

Palabras Clave: Celda de combustible, Inteligencia computacional, Optimización, PEMFC, PSO.

Abstract

The development of hydrogen technology has gained special relevance as a solution to the production of electric energy, since its production is possible through fuel cells. There are different fuel cell technologies, among which are the proton exchange membrane fuel cells (PEMFC). One of the factors to consider in the improvement of a PEMFC is to maximize the voltage generated by this device and reduce the activation, ohmic and concentration losses, which are known as irreversibilities. The mathematical model of irreversibilities is non-linear and multidimensional, which makes the task of its optimization complex. In this article, the use of a bio-inspired computational intelligence algorithm for the optimization of the PEMFC model called particle swarm optimizer is proposed. The results obtained in this work show an improvement in the determination of the optimal values of the irreversibility model that maximize the voltage of a PEMFC with respect to those reported in the literature.

Keywords: Computational intelligence, Fuel cell, Optimization, PEMFC, PSO.

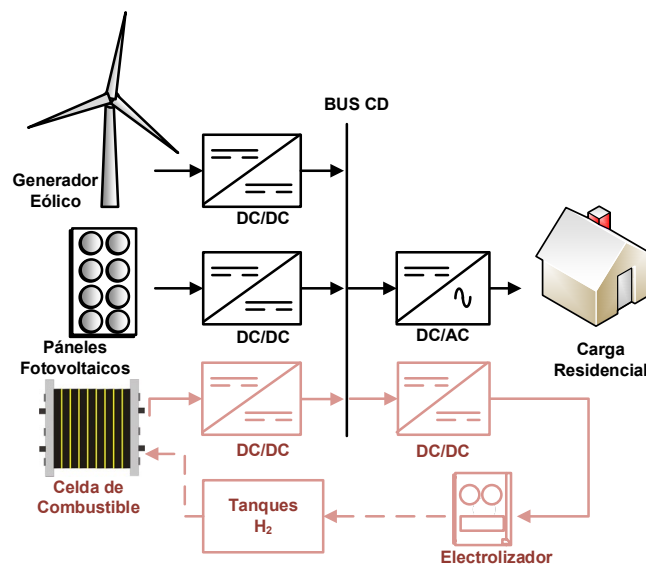
1. Introducción

Debido al crecimiento poblacional global y el desarrollo tecnológico se ha visto un incremento en la demanda de energía eléctrica, lo que ha provocado que los países se vean obligados a aumentar la generación de energía eléctrica suficiente para satisfacer esta demanda. Sin embargo, una parte importante de la generación de energía eléctrica es obtenida principalmente de combustibles fósiles [IEA, 2016]. El mayor uso de combustibles fósiles en la generación de energía ha ocasionado el incremento en la contaminación ambiental a través de la emisión de partículas y gases que son perjudiciales no solo para el ambiente sino también a la salud de las personas [Nicoletti, 2015]. Los combustibles fósiles al ser un recurso no renovable, su disponibilidad comenzará a disminuir lo que repercutirá en contar con la cantidad suficiente de generación de energía eléctrica [IEA, 2016]. Dada esta problemática,

existe el interés de desarrollar fuentes de energía renovable que permitan cubrir la demanda de energía eléctrica de forma sostenible.

Entre la diversa gama de tecnologías de energía renovable, las celdas de combustible, o por sus siglas en inglés Fuel Cells (FC), se destacan como una solución altamente viable y prometedora. El uso de hidrógeno verde, producido mediante electrólisis alimentada por fuentes renovables, mejora aún más la sostenibilidad de las celdas de combustible; ya que con ello se ha incrementado la investigación de la tecnología de celdas de combustible, cuya introducción en la red energética es un paso crucial para maximizar su potencial dentro de la cartera de tecnologías de las energías renovables [Landin, 2024].

Las FC son una propuesta para solventar la generación de energía limpia, ya que produce energía y calor a partir de principalmente de hidrógeno y oxígeno. El hidrógeno sirve como combustible y el oxígeno sirve como agente oxidante. La reacción electroquímica de estos elementos presenta una alta eficiencia y versatilidad permitiendo generar electricidad con un grado de impacto ambiental mínimo [Dai, 2011]. La Figura 1 muestra el esquema de un sistema de generación de energía renovable que utiliza celdas de combustible como medio de generación de energía a partir del hidrógeno.



Fuente: elaboración propia

Figura 1 Sistema de generación de energía renovable con celdas de combustible.

El estudio de las celdas de combustible data desde 1839 por William Groove quien estudió el funcionamiento básico de una FC mediante la oxidación del agua a través de la electrólisis para generar electricidad con hidrógeno y oxígeno. Groove definió a la FC como “un dispositivo que continuamente convierte la energía química en energía eléctrica (y también calor) siempre que se le suministre un combustible y un oxidante” [Hooger, 2013].

Existen diferentes tipos de celdas de combustible entre las que se encuentran las celdas de combustible de intercambio protónico (PEMFC, Proton Exchange Membrane Fuel Cell por sus siglas en inglés). Las PEMFC son una de las tecnologías de FC más prometedoras por su alta densidad de potencia que las hace altamente viables en aplicaciones portátiles donde se requiere de una fuente de energía eficiente y de bajo peso [Barbosa, 2011].

Uno de los factores a considerar en la mejora de una PEMFC consiste en maximizar el voltaje generado por este dispositivo mediante la disminución de las pérdidas de activación, óhmicas y por concentración a las que se les conoce como irreversibilidades. En este sentido existe en la literatura el modelo matemático que caracteriza el voltaje generado por una celda de combustible y en el que se consideran estas irreversibilidades. De esta forma se requieren de la minimización de estas pérdidas que afectan la generación del voltaje de la celda de combustible y para lo cual existen estudios previos donde se han usado diferentes técnicas para tratar de optimizar el modelo de irreversibilidades que maximicen el voltaje de la celda de combustible.

El proceso de optimización de una PEMFC no es una tarea sencilla debido a que por su diseño y construcción, su dinámica en el tiempo muestra un comportamiento no lineal debido a la complejidad de las reacciones electroquímicas que se presentan, lo que lo convierten en un problema de carácter multidimensional [Askarzadeh, 2013]. Además, se presentan varios procesos termodinámicos dentro de la PEMFC por lo que se han propuestos diferentes modelos matemáticos de la misma. Debido a estas características no lineales se han utilizado varios algoritmos metaheurísticos en la optimización de los diferentes modelos propuestos, tales como enjambre de partículas [Askarzadeh, 2010], evolución diferencial

[Chakraborty, 2012], búsqueda armónica [Askarzadeh, 2011], simulación de recocido [Outeiro, 2008] entre otras.

En este artículo se presenta de forma específica la optimización del modelo de irreversibilidades de una PEMFC mediante el algoritmo metaheurístico de enjambre de partículas que permita determinar los valores óptimos de su modelo de irreversibilidades.

2. Métodos

En este trabajo se usará como base el modelo de irreversibilidades [Chen, 2011] el cual es descrito por la Ecuación 1.

$$V = E_r - V_{ohm} - V_{act} - V_{conc} \quad (1)$$

Donde V es la diferencia de potencial total generada por la celda de combustible, E_r es el potencial reversible o ideal sin pérdidas, V_{ohm} representa las pérdidas de potencial ocasionadas por las resistencias internas de la FC. V_{act} son las pérdidas de potencial por activación que ocurren al inicio de la operación de la celda. representa a las pérdidas de potencial que ocurren cuando la cantidad de reactante no es la ideal pues esta se consume de manera muy rápida ocasionando una concentración baja de este y por lo tanto la diferencia de potencial generada por la celda disminuye. Como se observa en Ecuación 1, cada una de las pérdidas afecta de manera negativa al potencial ideal teórico (E_r) de la celda.

Potencial reversible

El potencial teórico de la FC, también conocido como potencial teórico de equilibrio o potencial teórico reversible, E_r ; representa el potencial ideal que se espera obtener de la FC. En el potencial teórico se asume que no existen pérdidas por lo que se puede expresar matemáticamente conforme la Ecuación 2.

$$E_r = \left(\frac{-\Delta H}{nF} - \frac{T\Delta S}{nF} \right) \quad (2)$$

El potencial reversible para esta aplicación se define como un cambio en la energía libre de Gibbs sobre la reacción del hidrógeno con el oxígeno. En donde T se refiere

a la temperatura en grados Kelvin, Δs es el cambio en la entropía en la reacción cuyas unidades son JK^{-1} , ΔH es el cambio de la entalpía cuyas unidades son J mol^{-1} y nF es el número de electrones en una molécula de hidrógeno multiplicado por la constante de Faraday.

Eficiencia

La eficiencia de una celda de combustible se refiere a razón de la energía libre de Gibbs (ΔG) con respecto al cambio de la energía almacenada durante la reacción óxido-reducción (ΔH). La eficiencia teórica es descrita por la Ecuación 3 [Pilatowsky, 2011].

$$\eta = \frac{\Delta G}{\Delta H} \quad [\%] \quad (3)$$

Pérdidas de potencial de activación

Las pérdidas de potencial por activación aparecen en la región de valores de bajo potencial, ya que la *FC* requiere una cierta proporción de energía para iniciar la reacción química que se produce en ella y con ello la *FC* genere el potencial correspondiente. Estas pérdidas por activación son ocasionadas por las reacciones lentas que ocurren en la superficie de los electrodos. Las pérdidas por activación se pueden calcular utilizando la Ecuación 4, la cual se conoce también como la ecuación de Tafel [Barbir, 2005].

$$\Delta V_{act} = a + b \ln(i) \quad (4)$$

Donde a y b se calculan utilizando las Ecuaciones 5 y 6.

$$a = -\frac{RT}{\alpha F} \ln(i_0) \quad (5)$$

$$b = -\frac{RT}{\alpha F} \quad (6)$$

La ecuación de Tafel enlaza la velocidad de la reacción electroquímica de la *FC* con el sobrepotencial del electrodo, ya sea del ánodo o del cátodo. Durante la operación de la celda de combustible, la reacción de reducción del oxígeno es una reacción significativamente más lenta que la reacción de oxidación del hidrógeno; este comportamiento ocasiona que sea más significativa la magnitud de la pérdida por

activación de la reacción de reducción del oxígeno, dado este motivo, el valor del potencial de activación del oxígeno puede ser despreciado [Barbir, 2005].

Por otra parte, las pérdidas por corriente internas en los sistemas PEM es de alrededor de 0.002 Acm^{-2} . Esta pérdida se debe a la difusión del combustible que va del ánodo al cátodo, sumado a esto se encuentran las pérdidas por entrecruzamiento o comúnmente llamado crossover que son causadas por los electrones que atraviesan la membrana una vez finalizada la reacción [Chen, 2011]. La corriente eléctrica total en la celda de combustible se define como la suma de la corriente que puede ser utilizada y las pérdidas ocasionadas por corrientes internas y la difusión de moléculas de hidrógeno en el electrolito, Ecuación 7 [Barbir, 2005].

$$i = i_{ext} + i_{loss} \quad (7)$$

Para poder calcular las pérdidas ocasionadas por las corrientes internas es necesario tomar en cuenta las áreas activas del electrodo por donde pasan los reactantes, la densidad de corriente la cual es proporcional a la carga transferida y el consumo de los reactantes multiplicado por el área del electrodo. El cálculo de estas pérdidas se obtiene empleando la ley de Faraday, Ecuación 8.

$$i = n F J \quad (8)$$

Donde $n F$ se refiere a la carga transferida y J se refiere al flujo de reactante en un área. La densidad de corriente se determina como la corriente total sobre el área activa del electrodo, Ecuación 9.

$$j = \frac{i}{A} \quad (9)$$

De esta forma la ecuación del sobrepotencial de activación queda descrita por la Ecuación 10 [Barbir, 2005].

$$\Delta V_{act} = \frac{RT}{\alpha F} \ln \left(\frac{i - i_{loss}}{i_0} \right) \quad (10)$$

Donde R es la constante del gas ideal, T es la temperatura expresada en grados Kelvin, α es el coeficiente de transferencia, F es la constante de Faraday, i corresponde a la densidad de corriente, i_{loss} representa las pérdidas de corriente internas y crossover, i_0 es la de densidad de corriente de intercambio.

Pérdidas óhmicas

Las pérdidas óhmicas en la *FC* se pueden estimar mediante la ley de Ohm. Para el caso de las *FC*, las pérdidas óhmicas quedan expresadas por la Ecuación 11 en combinación con la Ecuación 12.

$$\Delta V_{ohm} = i R_i \quad (11)$$

$$R_i = R i_e + Ri_i \quad (12)$$

Donde R_i representa la suma de las resistencias eléctricas presentes en la *FC* que consisten en: la resistencia electrónica (Ri_e) que representa la resistencia eléctrica conductiva de los componentes de la *FC*, como por ejemplo la resistencia eléctrica de los platos bipolares o la resistencia en contactos. Por su parte la resistencia iónica (Ri_i) representa la resistencia iónica del electrolito.

Pérdidas de concentración

Las pérdidas de concentración aparecen cuando el reactante es consumido a una velocidad tal que no permiten abarcar toda el área de reacción que la celda tiene disponible, causando con ello una disminución en el potencial generado por la *FC*. La Tabla 1 muestra algunas posibles causas de la pérdida de concentración.

Tabla 1 Causas posibles de las pérdidas de concentración.

- Difusión baja de gas en los poros del electrodo.
- Solución de reactantes en el electrolito.
- Disolución de productos fuera del sistema.
- Bajo transporte de reactantes hacia la reacción electroquímica.
- Bajo movimiento de productos desde los sitios de reacción.

Fuente: [Pilatowsky, 2011]

El cálculo de estas pérdidas está definido por la ecuación de Nernst y la Ley de Fick [Barbir, 2005], en donde la ecuación de Nernst se requiere para calcular el potencial de la reducción en un electrodo dentro de un ambiente atómico y se encuentra definida por la Ecuación 13. Donde C_B es la concentración de los reactantes y C_S es la concentración de los reactantes que se encuentran en la superficie del catalizador.

$$\Delta V_{Nernst} = \frac{RT}{nF} \ln \left(\frac{C_B}{C_S} \right) \quad (13)$$

Por su parte, la ley de Fick representa de manera analítica la difusión de la materia en un ambiente con una condición inicial en donde no se presenta un equilibrio químico o térmico. La Ley de Fick interviene en las Ecuaciones 14 y 15. Donde N es el cálculo el flujo de reactantes en términos de moles por segundo, D es el coeficiente de difusión en los reactantes, A se refiere al área activa del electrodo y δ es la distancia de la difusión.

$$N = \frac{D (C_B - C_S)}{\delta} A \quad (14)$$

$$N = \frac{I}{nF} \quad (15)$$

En un estado estable en donde los reactantes son consumidos a la misma velocidad al flujo de difusión, la Ley de Fick se sustituye resultando la Ecuación 16.

$$N = \frac{nFD (C_B - C_S)}{\delta} A \quad (16)$$

El valor de corriente límite se sitúa en el momento cuando ya no existen reactantes en la superficie del lado del catalizador por lo que la concentración en la superficie se puede asumir de valor 0 solamente si $i = i_L$ lo que permite calcular el valor de corriente límite con la Ecuación 17.

$$i_L = \frac{nFD C_B}{\delta} \quad (17)$$

Sustituyendo sobre la ecuación de Nernst con las ecuaciones de la Ley de Fick previamente mencionadas se obtiene la ecuación que permite encontrar las pérdidas por concentración, lo que da como resultado la Ecuación 18.

$$\Delta V_{conc} = \frac{RT}{nF} \ln \left(\frac{i_L}{i_L - i} \right) \quad (18)$$

Modelo de Irreversibilidades

Finalmente, las pérdidas en el modelo matemático que relaciona todas las pérdidas iniciales con el potencial teórico de la celda tipo PEM se pueden determinar mediante la Ecuación 19. Sobre el modelo matemático descrito por la Ecuación 19

se estará realizando el proceso de optimización mediante el algoritmo de enjambre de partículas.

$$V_{celda} = E_r - \frac{RT}{\alpha F} \ln \left(\frac{i - i_{loss}}{i_0} \right) - i * Ri - \frac{RT}{nF} \ln \left(\frac{i_L}{i_L - i} \right) \quad (19)$$

Algoritmos de optimización

Un algoritmo de optimización es utilizado para buscar la mejor solución a un problema de forma iterativa, transformando la solución actual en la mejor solución posible. Una clase dentro de los algoritmos de optimización la conforman los algoritmos de optimización metaheurística que son utilizados en problemas de optimización no lineal, donde la función objetivo a optimizar y sus restricciones son no lineales. Existen diversos algoritmos de optimización metaheurística como, por ejemplo: el Algoritmo Genético, el Algoritmo Optimizador Buscador, Algoritmo Enjambre de Partículas o el Algoritmo Optimizador del Apareamiento de Aves, por mencionar algunos de los más representativos. En este sentido, y dada la característica no lineal del modelo de irreversibilidades de la PEMFC, se seleccionó el algoritmo de optimización de enjambre de partículas para su maximización.

Algoritmo de optimización de enjambre de partículas

El Optimizador por Enjambre de Partículas (PSO, por sus siglas en inglés) es una técnica de optimización estocástica, adaptativa y basada en poblaciones, presentada por Kennedy y Eberhart en 1995 como una alternativa a los algoritmos genéticos [Kennedy, 1995]. Este algoritmo tiene su origen en el movimiento coordinado e impredecible de grupos naturales como bancos de peces o bandadas de aves. El comportamiento, inteligencia y movimiento de estos grupos se basa en la capacidad de los individuos para compartir información y experiencia. Los creadores del PSO modelaron este comportamiento de forma matemática utilizando expresiones simples para crear un método de optimización. Originalmente, el PSO fue diseñado para abordar problemas de optimización no lineales con variables continuas, pero ha evolucionado para manejar una variedad de problemas de optimización complejos [Kennedy, 1995] [Eberhart, 1995]. La idea principal del PSO es la simulación matemática del proceso de búsqueda de alimento de un enjambre

o población, dentro de un espacio multidimensional en donde el objetivo es encontrar el mejor camino. El PSO clásico usa el término de velocidad que está compuesto por 3 parámetros: inercial, cognitivo y social [Gaing, 2003] [Phuangpornpitak, 2010]. El componente inercial simula el comportamiento del movimiento del enjambre de volar a direcciones previas, el componente cognitivo modela el comportamiento de los individuos (partículas) del enjambre que les permite recordar la mejor posición encontrada, el social modela el comportamiento de la memoria en el enjambre que les permite compartir la mejor posición entre los demás individuos del enjambre permitiendo que se muevan a alrededor del espacio de búsqueda y encontrar la comida (solución óptima).

El PSO es un algoritmo de carácter iterativo que busca la solución óptima. En cada iteración, se determina la mejor posición personal y global para cada partícula del enjambre y se calcula la nueva velocidad. Además, se realiza una función de evaluación que calcula la aptitud del problema de optimización. En el algoritmo básico del PSO, se analizan n_s funciones de evaluación, donde n_s es el número total de partículas del PSO. Cada partícula del PSO es caracterizada por un vector velocidad y un vector posición, ambos en N dimensiones. Las partículas se mueven alrededor del espacio de búsqueda multidimensional hasta que encuentran la solución óptima. El PSO primero produce una población inicial, cuyos miembros representan una posible solución al problema de optimización; esta tiene su propia posición y velocidad inicial. En cada iteración, cada partícula memoriza y sigue el rastro de su mejor población (Pbest), y el vector con la mejor posición global (Gbest) para actualizar la velocidad. La mejor población (Pbest) es la posición con el mejor valor de aptitud que se ha encontrado. La mejor posición global (Gbest), es la mejor posición de entre todas las partículas de la mejor población (Pbest). Conociendo estas dos mejores posiciones, las partículas pueden modificar velocidades y posiciones usando las Ecuaciones 20 y 21 respectivamente, en donde las variables $rand()$ y $Rand()$ son variables aleatorias uniformemente distribuidas en el rango $[0, 1]$ cuyo objetivo es emular el comportamiento estocástico que exhibe la población de partículas; w , es conocido como el peso inercial, y cumple la función de balancear la búsqueda local y la búsqueda global [del Valle, 2008].

$$V_{i,j}^{iter+1} = wV_{i,j}^{iter} + C_1 * rand() * (pbest - X_i) + C_2 * Rand() * (gbest_i - X_i) \quad (20)$$

$$X_{i,j}^{iter+1} = X_{i,j}^{iter} + V_{i,j}^{iter+1}, \text{ para } i = 1, 2, \dots, NIND; j = 1, 2, \dots, NVAR \quad (21)$$

La función objetivo que se desea maximizar es el modelo de irreversibilidades descrito por la Ecuación 22 y sujeta a las restricciones que se especifican en la Tabla 2.

$$F^{obj} = \max \left\{ E_r - \frac{RT}{\alpha F} \ln \left(\frac{i - i_{loss}}{i_o} \right) - i * Ri - \frac{RT}{nF} \ln \left(\frac{i_L}{i_L - i} \right) \right\} \quad (22)$$

Tabla 2 Rango de valores en las variables del modelo de irreversibilidades.

Variable	Rango
Potencial reversible teórico (E_r)	1.167 – 1.230 V
Temperatura (T)	298.15 – 373.15 K
Densidad de corriente (i)	1.6 A/cm ²
Coefficiente de transferencia (α)	0.5 – 1.5
Densidad de corriente de intercambio (i_o)	0.000003 A/cm ²
Pérdidas de corriente por unidad de área (i_{loss})	0.002 A/cm ²
Número de electrones por molécula de H_2 (n)	2

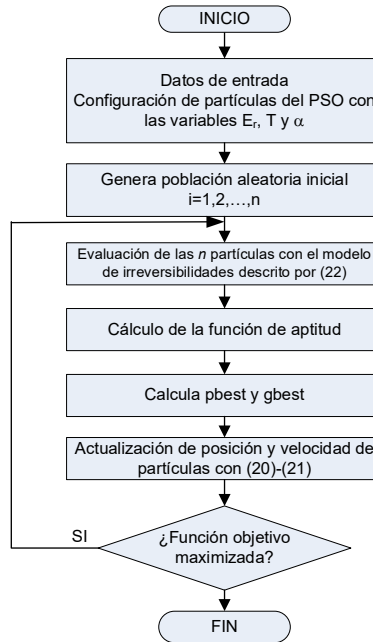
Fuente: elaboración propia

Diagrama de flujo del PSO

El diagrama de flujo de la Figura 2 muestra la secuencia en que se ejecuta el algoritmo del PSO en el proceso de optimización del modelo de irreversibilidades descrito por la Ecuación 22. El diagrama de flujo del PSO de la Figura 2 se puede simplificar en 3 secciones principales: la sección de establecimiento de las condiciones iniciales de las partículas, la sección de evaluación del valor de cada una de las partículas y la sección del resultado óptimo de las variables que intervienen en el modelo de irreversibilidades de la PEMFC.

Para la ejecución del algoritmo del PSO en el proceso de optimización del voltaje de la PEMFC se utilizó la aplicación computacional PSOT (Toolbox) desarrollada sobre el ambiente de programación de Matlab [Birge, 2003]. Esta aplicación permite la configuración de los diferentes parámetros que intervienen en el PSO como por ejemplo el número de partículas a utilizar, las constantes de aceleración del mejor local y mejor global de cada partícula, el peso inercial, número de iteraciones máximo del algoritmo, por mencionar algunos de ellos. Para la solución del

problema de optimización del modelo de irreversibilidades de la PEMFC se programó la función objetivo descrita en la Ecuación 22 en la aplicación PSOt.



Fuente: elaboración propia

Figura 2 Diagrama de flujo de optimización del modelo de la PEMFC mediante el PSO.

3. Resultados

El paso inicial en la solución del problema de optimización propuesto consistió en determinar el número de partículas a utilizar en el algoritmo del PSO. Para ello se realizó una serie de experimentos en los cuales el algoritmo del PSO se configuró con diferente número de partículas con la finalidad de obtener resultados de su desempeño en el proceso de optimización. Para cada número de partículas seleccionado se realizó un conjunto de 10 experimentos con los cuales se determinó el valor promedio de la solución óptima encontrada por el PSO así como su desviación estándar. En la ejecución del algoritmo PSO se utilizó una laptop Gigabyte A7 X1 con un procesador de 8 núcleos con 16 procesadores lógicos AMD Ryzen 9 5900HX (35-54W) configurado a un perfil de energía de 42 W promedio y 50 W pico; tarjeta de video RTX 3070 configurada a un perfil 140 W, 8 GB de memoria dedicada y memoria RAM de 32 GB a 3200 MHz. La Tabla 3 muestra el resumen de este análisis.

Tabla 3 Resultados determinados por el PSO en función del número de partículas.

Número de partículas	Valor óptimo $V_{celda} (V)$	Valor promedio $V_{celda} (V)$	Desviación estándar	Tiempo de ejecución (s)
5	0.700578791	0.693600704	0.015603478	0.85296686
10	0.700578791	0.684781985	0.022480064	0.828152
75	0.700578791	0.700578791	0	0.82397398
100	0.700578791	0.700578791	0	0.83178571
200	0.700578791	0.700578791	0	0.82675129

Fuente: elaboración propia

En los resultados de la Tabla 3 se observa que el algoritmo del PSO convergió en todos los experimentos realizados y encontró que el valor óptimo del voltaje de salida de la PEMFC, a partir del modelo de irreversibilidades de la Ecuación 19, es de 0.700578791 V. No obstante, cuando se utiliza un número de partículas en el PSO menor a 75 se observa que el valor promedio de las soluciones encontradas en cada experimento por parte del PSO no converge en el valor óptimo, lo cual significa que las partículas quedan atrapadas en un máximo local. El caso contrario se tiene cuando el PSO se configuró con 75 o más *partículas*, en donde se observa que el valor promedio de las soluciones encontradas por el PSO coincide con la solución óptima, lo cual permite asegurar que el PSO convergió en el máximo global del espacio solución de búsqueda.

Por otra parte, se puede observar también en la Tabla 3 que el tiempo de procesamiento del PSO no necesariamente aumenta con el número de partículas utilizado por el algoritmo, lo cual permite determinar que no existe una relación directa entre el número de partículas utilizadas por el algoritmo del PSO y el tiempo de procesamiento de su ejecución.

La combinación de los valores óptimos determinados por el PSO que maximizan la función objetivo descrita por la Ecuación 21, se muestran en la Tabla 4.

4. Discusión

Con la finalidad de comparar los resultados obtenidos en la optimización del modelo de irreversibilidades con el algoritmo del PSO, se realiza una comparación gráfica de la relación del potencial de salida de la FC en función de la densidad de corriente reportada en la literatura [Barbir, 2005] y la cual se muestra en la Figura 3. Se muestra el comparativo del potencial de la PEMFC obtenida por el algoritmo del

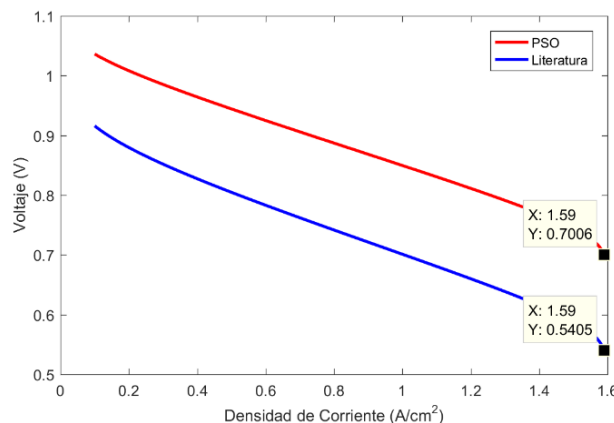
PSO con respecto a resultados de la literatura con densidades de corriente desde 0.1 hasta 1.59 A/cm^2 .

Tabla 4 Valor óptimo de variables del modelo irreversibilidades determinados por PSO.

Potencial reversible teórico (E_r)	1.23 V
Temperatura (T)	298.149 K
Densidad de corriente (i)	1.6 A/cm^2
Coeficiente de transferencia (α)	1.5
Densidad de corriente de intercambio (i_0)	0.000003 A/cm^2
Pérdidas de corriente por unidad de área (i_{loss})	0.002 A/cm^2

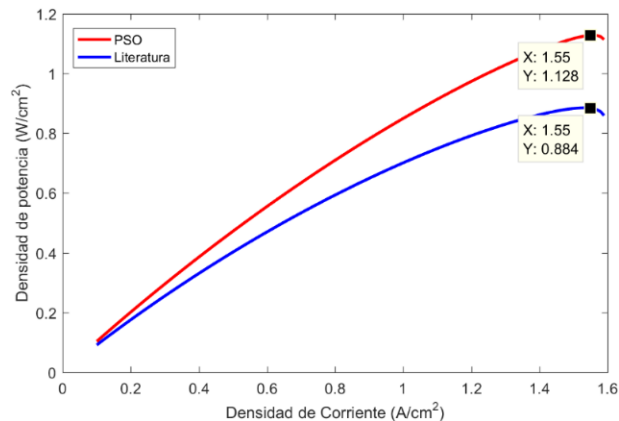
Fuente: elaboración propia

En la Figura 3 se observa que el potencial obtenido mediante el modelo reportado la literatura, cuando la densidad de corriente es 1.59 A/cm^2 , corresponde a un valor de 0.5405 V . Por su parte, con el modelo de irreversibilidades optimizado por el PSO se obtiene un potencial de 0.7006 V para el mismo valor de densidad de corriente, esto representa una mejora del desempeño de 29.62%. En este mismo sentido, la Figura 4 muestra la comparativa de las densidades de potencia obtenida con los resultados del PSO y los resultados de la literatura [Barbir, 2005]. Los resultados de la Figura 4 muestran que el máximo valor de potencia reportado en la literatura es de 0.884 W/cm^2 , en tanto que con los resultados obtenidos con el PSO se obtiene una potencia de 1.128 W/cm^2 , esto representa una mejora en el desempeño del 27.48%.



Fuente: elaboración propia

Figura 3 Comparativo del potencial de la PEMFC obtenida por el algoritmo del PSO.



Fuente: elaboración propia

Figura 4 Comparativo de las densidades de potencia de la PEMFC.

5. Conclusiones

En este trabajo se ha presentado la optimización del modelo de irreversibilidades de una celda de combustible tipo PEM mediante el algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO). El modelo optimizado de la celda de combustible permite maximizar el voltaje generado, minimizando los parámetros que influyen las pérdidas de potencial del modelo. Los resultados obtenidos mediante la optimización del modelo de irreversibilidades permiten obtener un mayor potencial por unidad de densidad de corriente con respecto a los resultados reportados en la literatura. De igual forma, el uso del optimizador de enjambre de partículas en la optimización del modelo de irreversibilidades de la PEMFC demuestra la factibilidad de emplear algoritmos de inteligencia computacional en tareas de diseño y dimensionamiento de componentes en aplicaciones de la tecnología de hidrógeno.

6. Bibliografía y Referencias

- [1] Alireza Askarzadeh, Alireza Rezazadeh, A groupin-based global harmony search algorithm for modeling of proton exchange membrane fuel cell, Energy, vol. 36, N. 8, pp. 5047-5053, 2011.
- [2] Askarzadeh A., Optimization of PEMFC model parameters with a modified particle swarm optimization, International Journal of Energy Research, pp. 1258-1265, 2010.

- [3] Askarzadeh A., Parameter estimation of fuel cell polarization curve using BMO algorithm, *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 38, nº 35, pp. 15405-15413, 2013.
- [4] Barbir F., *PEM fuel cells. Theory and Practice*, United States of America: Elsevier Academic Press, 2005.
- [5] Barbosa R., et al, Stochastic reconstruction and a scaling method to determine effective transport coefficients of a proton exchange membrane fuel cell catalyst layer, *Journal of Power Sources*, pp. 1248-1257, 2011.
- [6] Birge B., PSOT - a particle swarm optimization toolbox for use with Matlab, *Proceedings of the 2003 IEEE Swarm Intelligence Symposium. SIS'03*, pp. 182-186, 2003.
- [7] Chaohua Dai, et al, Seeker optimization algorithm for global optimization: A case study on, *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 33, pp. 369-376, 2011.
- [8] Del Valle Y., et al, Particle Swarm Optimization: Basic Concepts, Variants and Applications in Power Systems, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 12, no. 2, pp. 171-195, 2008.
- [9] Eberhart R., A new optimizer using particle swarm theory, *Proc. 6th Int. Symp. Micro Machine and Human Science (MHS)*, pp. 39-43, 1995.
- [10] Going Z. L., Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints, *IEEE Trans. Power Systems*, vol. 18, N. 3, pp. 1187-1195, 2003.
- [11] Hoogers G., *Fuel Cell Technology Handbook*, Miami, 2013.
- [12] International Energy Agency. *Key World Energy Statistics 2016*. IEA, Paris.
- [13] Kennedy J., Particle Swarm Optimization, *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.
- [14] Nicoletti G., et al, A technical and environmental comparison between hydrogen and some fossil fuels, *Energy Conversion and Management*, vol. 49, N. 7, pp. 1820-1831, 2015.
- [15] Nikolas K. Landin, Bret C. Windom, Evaluating the efficiency of a proton exchange membrane green hydrogen generation system using balance of

- plant modeling. *International Journal of Hydrogen Energy*, Volume 57, 29 February 2024, Pages 1273-1285, <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2024.01.128>.
- [16] Outeiro M. T., et al, A parameter optimized model of a proton Exchange Membrane fuel cell including temperature effects, *Journal of Power Sources*, vol. 185, N. 2, pp. 952-960, 2008.
- [17] Phuangpornpitak N., et al, A study of particle swarm technique for renewable energy power systems, *Proceedings of the International Conference on Energy and Sustainable Development: Issues and Strategies (ESD 2010)*, Chiang Mai, Thailand, pp. 1-6, 2010.
- [18] Pilatowsky I., et al, *Cogeneration Fuel Cell-Sorption Air Conditioning Systems*, Springer, 2011.
- [19] Uday K. Chakraborty, et al, PEM fuel cell modeling using differential evolution, *Energy*, vol. 40, N. 1, pp. 387-399, 2012.
- [20] Yong-Son Chen, Huei Peng, Predicting current density distribution of proton exchange membrane fuel cells with different flow field designs, *Journal of power sources*, vol. 4, N. 196, pp. 1992-2004, 2011.