



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL
ESTADO DE QUINTANA ROO

DIVISIÓN DE CIENCIAS, INGENIERÍA Y TECNOLOGÍA

Estudio e implementación del algoritmo de enjambre de partículas para la optimización del modelo de irreversibilidades de la celda de combustible tipo PEM.

TESIS

PARA OBTENER EL GRADO DE

Licenciado en Ingeniería en Sistemas de Energía

PRESENTA

ALUMNO: Francisco Daniel Paredes Moreno

DIRECTOR DE TESIS

Dr. Víctor Manuel Sánchez Huerta

ASESORES

Dr. Freddy Ignacio Chan Puc

Dr. José Hernández Rodríguez

Dr. Guillermo Becerra Nuñez

M.M. Jesús Orifiel Álvarez Ruiz



CHETUMAL QUINTANA ROO, MÉXICO, NOVIEMBRE DE 2023





UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL
ESTADO DE QUINTANA ROO

DIVISIÓN DE CIENCIAS, INGENIERÍA Y TECNOLOGÍA

TESIS ELABORADA BAJO LA SUPERVISIÓN DEL COMITÉ DE
TESIS DEL PROGRAMA DE LICENCIATURA Y APROBADA
COMO REQUISITO PARA OBTENER EL GRADO DE:

Licenciado en Ingeniería en Sistemas de Energía

COMITÉ DE TESIS

DIRECTOR: Dr. Víctor Manuel Sánchez Huerta

ASESOR: Dr. Freddy Ignacio Chan Puc

ASESOR: Dr. José Hernández Rodríguez

ASESOR: Dr. Guillermo Becerra Nuñez

ASESOR: M.M. Jesús Orifiel Álvarez Ruiz



Contenido

Resumen	11
Objetivo general.....	12
Objetivos específicos.....	12
Capítulo 1	13
1.1 Antecedentes	13
1.2 Celdas de Combustible	14
1.3 Funcionamiento de una FC tipo PEM	15
1.3.1 Modelo matemático del Potencial de una FC	16
1.3.2 Potencial reversible	16
1.3.3 Eficiencia	17
1.3.4 Sobrepotencial de tipo activación con corrientes internas y pérdidas por entrecruzamiento	17
1.3.5 Pérdidas Óhmicas.....	18
1.3.6 Pérdidas de concentración.....	19
1.3.7 Modelo de Irreversibilidades.....	20
1.4 Planteamiento del problema.....	21
1.5 Hipótesis.....	21
Capítulo 2 Algoritmos	22
2.1 Algoritmos de optimización	22
2.1.2 Algoritmo Enjambre de partículas.....	22
2.1.3 Tipos de algoritmo de partículas y sus aplicaciones	23
2.1.4 Funcionamiento del PSO	24
Capítulo 3	26
Metodología y Resultados	26
3.1 Función objetivo.....	26
3.2 Especificaciones del equipo de cómputo.....	27
3.3 Herramienta de Matlab.....	27
3.3.1 Configuración del PSO	28
3.4 Diagrama de flujo PSO.....	28
3.5 PSO común	30
3.6 PSO Trelea Tipo 1 y 2.....	31
3.7 PSO Restringido	32
3.8 Discusión de métodos.....	33
3.9 Comparativo de potenciales.....	33
3.10 Comparativo Recocido simulado.....	35
Capítulo 4 Conclusiones.....	36
4.2 Trabajos a futuro.....	37
Referencias	38
Anexos	40
Programa PSO.....	40
Gráficas.....	45

Resumen

Las celdas de combustible son una propuesta a la generación de energía eléctrica limpia, debido a que esta funciona a partir de reacciones químicas que generan calor y energía eléctrica, dentro de esta tecnología existen diferentes tipos de celdas de combustibles en las que intervienen diferentes reactivos y métodos de construcción, este trabajo se enfocará en la optimización de una celda de combustible de membrana de intercambio protónico a través del modelo matemático de irreversibilidades sugerido por la literatura, este modelo permitirá la obtención de parámetros que predecirán las pérdidas que ocurren dentro de la celda tipo PEM. Se implementará un algoritmo de enjambre de partículas con el fin de encontrar valores óptimos dentro del modelo que permitan obtener un potencial de salida mayor. El algoritmo de enjambre de partículas o PSO es una técnica de optimización estocástica, adaptativa y basada en poblaciones, presentada por Kennedy y Eberhart en 1995 la cual se basa en el comportamiento de las abejas, es de carácter iterativo lo que significa que con una configuración y parámetros correctos obtendrá en cada ciclo una nueva solución que eventualmente terminará en la solución más óptima del problema. En este trabajo se usará la herramienta o “Toolbox” desarrollada por Brian Birge, la cual maneja cuatro tipos de PSO, Trelea tipo 1, Trelea Tipo 2, Restringida Clerc y PSO común con inercia, Se evaluó la función objetivo con diferentes números de partículas que van desde 5 hasta las 200 partículas y se encontró que el método más apropiado es el PSO debido a que se obtienen resultados con mayor exactitud, en comparación con los demás; esto se nota por la nula desviación estándar que se presenta desde 5 partículas, mientras que en las demás presentan una desviación estándar que acaba en 10 partículas.

Como resultado el PSO Trelea tipo 1 en donde la literatura muestra que la potencia máxima se encuentra en la región de $1.55 A/cm^2$ y tiene un valor de $0.884 W/cm^2$; en cambio el PSO Trelea 1 obtuvo su máxima potencia el mismo punto, pero con un valor de $1.128 W/cm^2$; esto significa un desempeño de más del 27.48% con el algoritmo. Además, se comparó los resultados del PSO con el algoritmo de recocido simulado se observó que el PSO obtuvo una salida de potencial 0.1143% mayor al recocido simulado. El algoritmo implementado mostró valores de potenciales mayores a la literatura y ligeramente mejores al algoritmo de recocido simulado lo que posiciona al PSO como una propuesta de gran valor para la optimización de la celda de combustible tipo PEM.

Objetivo general

Determinar los valores óptimos del modelo de irreversibilidades que maximicen el potencial de la celda de combustible.

Objetivos específicos

1. Estudiar y analizar el modelo matemático de irreversibilidades de las celdas de tipo PEM.
2. Determinar la función de costo a optimizar que permita la maximización del Potencial generado por la celda de combustible
3. Estudiar y analizar el modelo matemático de irreversibilidades de las celdas de tipo PEM.
4. Evaluar el desempeño del optimizador de enjambre de partículas en el modelo de irreversibilidades de la celda de combustible.

Capítulo 1

1.1 Antecedentes

Debido al crecimiento poblacional global y el desarrollo tecnológico se ha venido experimentando un incremento en la demanda de energía; lo que ha provocado que los países se vean obligados a implementar acciones tendientes a cubrir tal demanda; la cual en su mayoría proviene de combustibles fósiles [1]. El uso indiscriminado de éstos ha generado que crezcan los niveles de contaminación ambiental a través de la emisión de partículas y gases, que resultan perjudiciales no solo para el ambiente sino también a la salud de las personas [2]. Los combustibles fósiles al ser un recurso no renovable su explotación, debe estar altamente controlada para evitar su disminución acelerada, la cual por sí sola ya supone un problema a escala global [1].

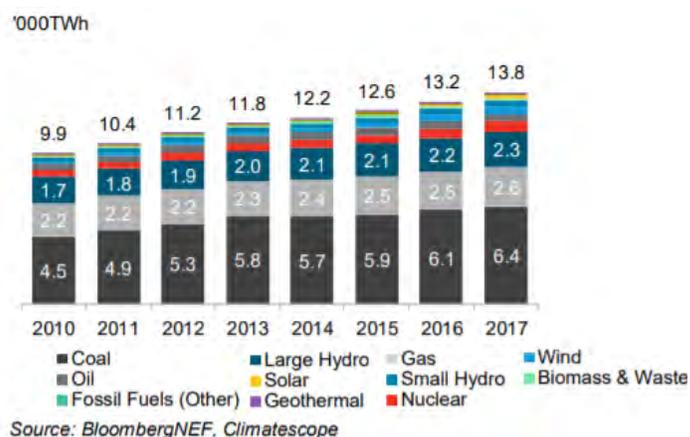


Figura 1 Generación eléctrica anual por tipo de tecnología de 2010 a 2017 [3]

En la figura 1 se observa cómo ha evolucionado la generación de energía eléctrica por tipo de tecnología desde el 2010 hasta el 2014. La unidad usada para la potencia es el Tera watts/hora (TWh), en la misma se tiene que a lo largo de un periodo de 7 años, más del 50% de la energía eléctrica generada proviene de fuentes no renovables; esto indica que la dependencia de esta fuente es fuerte.

En la figura 2, se muestra una proyección que abarca del 2012 al 2050 de las emisiones de CO₂ en millones de toneladas (Mt), asimismo, se observa una estimación del crecimiento de los combustibles para el año 2025.

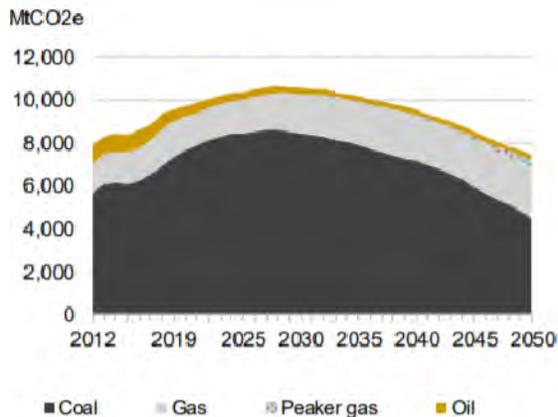


Figura 2 Proyección de emisiones de CO2 por sector energético de mercados no pertenecientes al OECD [4]

Debido al diseño y construcción, las celdas de combustible o por sus siglas en inglés *FC*, han obtenido características de comportamiento no lineal debido a sus variables complejas que lo vuelven un problema de carácter multidimensional [5], por lo que diseñar algoritmos que describan su comportamiento se ha vuelto un tema investigación importante debido a la falta de información de los valores y métodos adecuados a seguir. Las características no lineales han motivado la elaboración de un sinnúmero de algoritmos metaheurísticos para resolver este problema tales como *optimización de enjambre de partículas* [6], *evolución diferencial* [7], *búsqueda armónica* [8], *simulación de recocido* [9], entre otras.

1.2 Celdas de Combustible

Desde el año, 1839 William Groove 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 [10] 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*”. Las celdas de intercambio protónico, cuyas siglas en inglés es PEMFC (Proton Exchange Membrane Fuel Cell) se encuentran dentro de las tecnologías de FC las más prometedoras [11].

Las FC son una propuesta para solventar la problemática de la generación de energía limpia, ya que esta produce energía y calor a partir de químicos los cuales mayormente son hidrógeno y oxígeno. El hidrógeno sirve como combustible y el oxígeno sirve como agente oxidante, esta propuesta presenta una alta eficiencia y versatilidad permitiendo generar electricidad con un grado de impacto ambiental mínimo [12].

Se tiene una variedad de FC y estas se clasifican de acuerdo con su temperatura de operación, la cual va desde 20°C hasta 1000°C. Las que operan a temperaturas más bajas tienden a ser menos eficientes, pero esto se compensa por su tiempo de respuesta corto y su tamaño reducido. En la tabla 1 se muestra una lista de diferentes FC con su respectiva eficiencia y temperatura de operación. Se puede observar que no siempre el portador de carga es el hidrógeno, ya que no todas usan el mismo combustible, ni el mismo catalizador y electrolito.

Tabla 1 Características principales de los diferentes tipos de celdas de combustible: eficiencia eléctrica, temperatura de funcionamiento y portador de carga [13].

Tecnología	Eficiencia eléctrica	Temperatura de operación	portador de carga
Celda de intercambio de protones de baja temperatura	40-60%	60-80 °C	Ion de Hidrógeno (H+) (protón)
Celda de intercambio de protones de alta temperatura	50-60%	110-180 °C	Ion de Hidrógeno (H+) (protón)
Celda de combustible ácido fosfórico	36-45% (85% con cogeneración)	160-220 °C	Ion de Hidrógeno (H+) (protón)
Celda de Metanol directo	35-60%	Ambiente-110 °C	Ion de Hidrógeno (H+) (protón)
Celda de Etanol directo	20-40%	Ambiente-120 °C	Ion de Hidrógeno (H+) (protón)
Celda Alkalina	60-70%	Bajo cero-230 °C	Ion Hidroxilo (OH)-
Celda de carbonato fundido	55-65% (85% con cogeneración)	600-700 °C	Ion de Carbonato (CO ₃) ₂ -
Celda de óxido sólido	55-65% (85% con cogeneración)	800-1000 °C	Ion de Oxígeno (O ₂)-
Celda de protón cerámica	55-65%	700-750 °C	Ion de Hidrógeno (H+) (protón)
Celda zinc-aire	30-50%	Bajo cero-60 °C	Ion Hidroxilo (OH)-
Celda Borohídrica directa	40-50%	20-85 °C	Ion de Sodio (Na+)
Celda formica Directa	30-50%	30-60 °C	Ion de Hidrógeno (H+) (protón)
Celda de carbon directo	70-90%	600-1000 °C	Ion de Hidrógeno (H+) (protón)
Celda de combustible enzimática	30%	20-40 °C	Ion de Oxígeno (O ₂)-
Celda de combustible microbial	15-65%	20-60 °C	Ion de Hidrógeno (H+) (protón)

1.3 Funcionamiento de una FC tipo PEM

Desde sus inicios, se ha desarrollado una amplia gama de celdas de combustible, incluidas las celdas de combustible de membrana electrolítica de polímero (PEMFC), las celdas de combustible de óxido sólido (SOFC), las celdas de combustible de hidrógeno (HFC) y las celdas de biocombustible (incluidas las celdas de combustible microbianas o MFC). Una celda de combustible cuenta con dos cámaras estas son el ánodo y cátodo separadas por una membrana de intercambio iónico tal como se observa en la figura 3. El ánodo y el cátodo están alojados en sus respectivas cámaras. La cámara del ánodo contiene combustibles como el hidrógeno, mientras que la cámara del cátodo contiene materiales de oxidación como el oxígeno. Durante el funcionamiento, ocurre una reacción óxido-reducción en donde el hidrógeno se oxida mientras que el oxígeno se reduce, lo que da como resultado el intercambio de electrones.

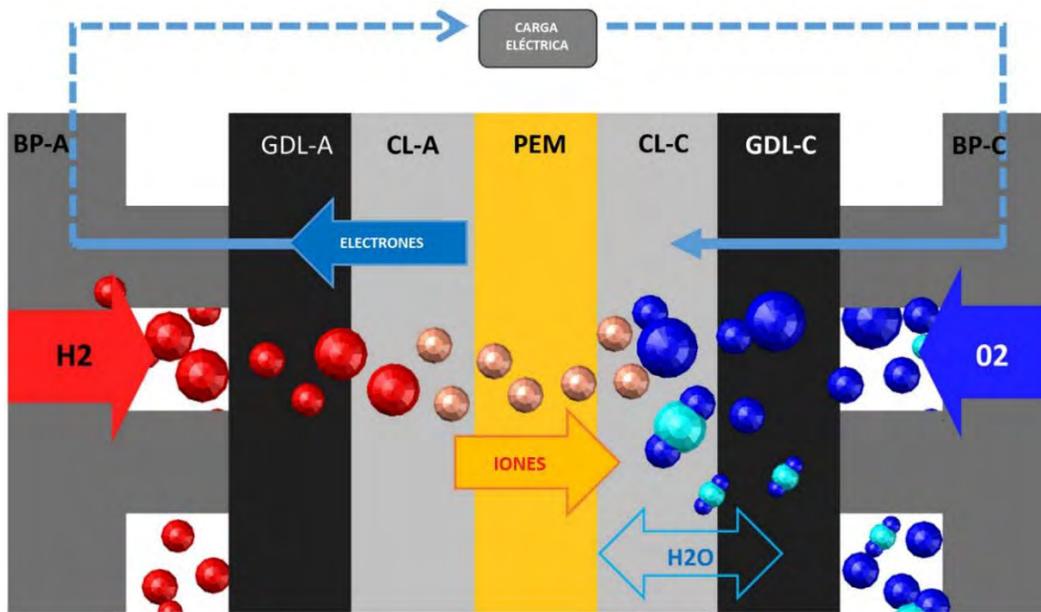


Figura 3 Esquema del funcionamiento de una celda tipo PEM [14]

1.3.1 Modelo matemático del Potencial de una FC

En este trabajo se usará como base el modelo irreversibilidades el cual es descrito ecuación (1), donde el potencial total de la celda de combustible se encuentra dividido por segmentos que representan el Potencial ideal de generación menos las caídas de Potencial, cada segmento corresponde a un tipo de irreversibilidad o sobrepotencial que afecta de manera negativa al rendimiento teórico de la celda.

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

1.3.2 Potencial reversible

Es posible calcular el potencial teórico de la cámara de combustión, también conocido como Potencial Teórico de Equilibrio o Potencial Teórico Reversible, cuyo símbolo es: E_r ; el potencial reversible representa el potencial teórico que se espera obtener en la cámara de combustión si no se presentan pérdidas de tensión. En el potencial teórico se asume que no existen pérdidas por lo que se puede expresar matemáticamente conforme la ecuación (2).

Ecuación 1

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

El potencial reversible se puede entender como el cambio de energía libre de Gibbs en la reacción del hidrogeno con el oxígeno.

1.3.3 Eficiencia

La eficiencia de una celda de combustible se refiere a la energía útil obtenida entre el cambio de la energía liberada durante la reacción oxido-reducción. Esta eficiencia teórica es posible calcularla, su representación matemática es descrita por la ecuación (3) [13].

Ecuación 2

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

1.3.4 Sobrepotencial de tipo activación con corrientes internas y pérdidas por entrecruzamiento

Las pérdidas por activación aparecen en la región de valores de potencial pequeños, ya que son necesarias para superar las barreras electrónicas y exista el flujo de iones, y por lo tanto se genere el potencial. Esto se debe a las reacciones lentas que ocurren en la superficie del electrodo. Las pérdidas por activación se pueden calcular utilizando la ecuación (4), la cual se conoce también como la ecuación de Tafel. La ecuación de Tafel vincula la velocidad de una reacción electroquímica con el sobrepotencial en el electrodo, durante la operación de la celda de combustible la reducción del oxígeno es una reacción significativamente más lenta que la oxidación del hidrógeno, este comportamiento es la razón por la cual el potencial de la activación en la oxidación del hidrógeno es mucho menor en comparación a la reacción de reducción del oxígeno, por este motivo no se tomará en cuenta en el valor del potencial de activación, la oxidación del hidrogeno [14].

Ecuación 3

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

Donde

$$a = -\frac{RT}{\alpha F} \ln(i_0) \quad \text{y donde} \quad b = -\frac{RT}{\alpha F}$$

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 [15]. La corriente eléctrica total

en la celda de combustible se define como la suma de la corriente útil y las pérdidas por corrientes internas y las pérdidas por crossover, lo cual queda descrito por la ecuación (5) [14].

$$I = i_{ext} + i_{los} \quad (5)$$

Para poder calcular las corrientes es necesario tomar en cuenta las áreas activas del electrodo por donde pasan los reactantes, usando la Ley de Faraday se calcula la densidad de corriente la cual es proporcional a la carga transferida y al consumo de los reactantes por el área, como se expresa en la ecuación (6)

$$I = n * F * J \quad (6)$$

Donde $n * F$ se refiere a la carga transferida y J refiere al flujo de reactante en un área.

La densidad de corriente se determina con la corriente total sobre el área activa del electrodo tal como lo muestra la ecuación (7).

$$i = \frac{I}{A} \quad (7)$$

Sustituyendo sobre la ecuación (4) en donde se aproxima el potencial de la celda, la ecuación de Tafel se puede expresar ahora, como en (8) [14].

$$\Delta V_{act} = \frac{RT}{\alpha F} \ln\left(\frac{i - i_{loss}}{i_0}\right) \quad (8)$$

Donde R es la constante de gas ideal, T es la temperatura, α es el coeficiente de transferencia, F es la constante de Faraday, i corresponde a la densidad de corriente, i_{loss} son las pérdidas de corriente internas y crossover e i_0 es la de densidad de corriente de intercambio. El coeficiente de transferencia (α), es un parámetro determinado experimentalmente.

1.3.5 Pérdidas Óhmicas

La Ley de Ohm se utiliza para medir el sobrepotencial de un sistema óhmico y esta define que la corriente de cierto conductor aumenta a medida que aumenta la diferencia de potencial entre sus extremos del conductor. Para el caso de las FC, las pérdidas óhmicas quedan expresadas por la ecuación (9).

$$\Delta V_{ohm} = i * Ri \quad (9)$$

Donde

$$Ri = Ri_e + Ri_i + Ri_c$$

R_i se refiere a suma de las resistencias en la FC, en estas se encuentran 3 tipos de resistencias, las cuales son: resistencia eléctrica (R_{i_e}), resistencia iónica (R_{i_i}) y resistencia de contacto (R_{i_c}). La resistencia eléctrica es prácticamente nula, las resistencias iónicas y de contacto son aproximadamente iguales.

1.3.6 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 una disminución en el Potencial. Algunas posibles causas de la pérdida de concentración se muestran en la tabla 2:

Posibles causas de pérdida de concentración
Baja difusión 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

Tabla 2 Causas posibles para la pérdida de tipo concentración [16] [13]

El cálculo de estas pérdidas está definido por la ecuación de Nernst y la Ley de Fick, en donde la ecuación de Nernst se requiere para calcular el potencial de la reducción en un electrodo dentro de un ambiente atípico y se encuentra definida por la ecuación (10).

$$\Delta V_{Nernst} = \frac{RT}{nF} \ln\left(\frac{C_B}{C_S}\right) \quad (10)$$

En 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

La ley de Fick describe la difusión de la materia en un ambiente con una condición inicial en donde no existe un equilibrio químico o térmico, la Ley de Fick interviene en las ecuaciones (11) y (12):

$$N = \frac{D(C_B - C_S)}{\delta} A \quad (11)$$

$$N = \frac{I}{nF} \quad (12)$$

En donde N describe el flujo de los reactantes en términos de moles por segundo (mol/s), D es el coeficiente de difusión en los reactantes (cm^2/s), A se refiere al área activa del electrodo y δ es la distancia de la difusión.

En un estado estable en donde los reactantes son consumidos a la misma velocidad al flujo de difusión, la Ley de Fick se sustituye quedando la siguiente ecuación (13).

Ecuación 4

$$N = \frac{nFD(C_B - C_S)}{\delta} A \quad (13)$$

Se tiene que la corriente límite se encuentra cuando ya no existen reactantes en la superficie del lado del catalizador por lo que la concentración en la superficial $C_S = 0$ solamente si $i = i_L$ lo que permite calcular la corriente límite con la siguiente ecuación (14):

Ecuación 5

$$i_L = \frac{nFD C_B}{\delta} \quad (14)$$

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 quedando la siguiente ecuación (15):

Ecuación 6

$$\Delta V_{conc} = \frac{RT}{nF} \ln\left(\frac{i_L}{i_L - i}\right) \quad (15)$$

1.3.7 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 puede determinar el potencial de operación como se muestra en la ecuación (16):

$$V_{celda} = E_r - \frac{RT}{\alpha F} \ln\left(\frac{i_{loss}}{i_0}\right) - i * R_i - \frac{RT}{nF} \ln\left(\frac{i_L}{i_L - i}\right) \quad (16)$$

1.4 Planteamiento del problema

Uno de los factores a considerar en la mejora de una celda de combustible consiste en maximizar el potencial generado por este dispositivo y reduciendo 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 potencial generado por una celda de combustible y en el que se consideran estas irreversibilidades. De esta forma se requiere de la minimización de las irreversibilidades que afectan la generación del potencial de la celda de combustible y para lo cual se han usado diferentes técnicas que permitan determinar los valores óptimos de los parámetros del modelo de irreversibilidades que maximicen el potencial de la celda de combustible.

1.5 Hipótesis

Diseñar la función objetivo que permita calcular los efectos físicos y químicos del funcionamiento de una celda de combustible tipo PEM, utilizando diversos algoritmos de enjambre de partículas, para obtener valores de temperatura, densidad de corriente y potencial de operación que permitan generar condiciones de operación para maximizar la salida de potencial de la celda y obtener un desempeño mayor.

Capítulo 2 Algoritmos

2.1 Algoritmos de optimización

Un algoritmo de optimización es utilizado para buscar la mejor solución de manera iterativa, transformando la solución actual en una posible solución mejor. Hay problemas que necesitan ser optimizados, pero no se pueden resolver utilizando técnicas precisas debido al gran número de combinaciones o a la dificultad para crear un modelo matemático que represente adecuadamente una situación real. Para abordar estos problemas complejos, se han desarrollado métodos heurísticos que son capaces de encontrar soluciones de calidad aceptable en diversos casos, aunque estas soluciones pueden ser aproximadas a la solución óptima. [16]

Los algoritmos de optimización estocástica se pueden clasificar en dos categorías principales según su origen: algoritmos físicos y algoritmos evolutivos. En esta sección se proporciona una breve descripción de los principales algoritmos físicos estocásticos; los algoritmos evolutivos se abordarán en la siguiente sección. Los algoritmos físicos estocásticos están basados en fenómenos físicos. Algunos de los algoritmos estocásticos más conocidos son Algoritmo Genético (RNA), Algoritmo Optimizador Buscador (SOA), Algoritmo Enjambre de Partículas (PSO) y Algoritmo Optimizador del Apareamiento de Aves (BMO).

2.1.2 Algoritmo Enjambre de partículas

En la realización del presente trabajo, utilicé algoritmos estocásticos, fundamentalmente los Algoritmos Enjambre de Partículas, los cuales me permitieron minimizar las pérdidas en una celda de combustible tipo PEM obteniendo así un mayor desempeño. El Optimizador por Enjambre de Partículas (PSO) 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 [17]. Este algoritmo tiene su origen en el movimiento coordinado e impredecible de grupos naturales como bancos de peces o bandadas de aves para desarrollar el método. 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 [18].

El PSO es un proceso de carácter iterativo que busca la solución óptima. En cada iteración, se determina la mejor posición personal y global para cada partícula 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.

2.1.3 Tipos de algoritmo de partículas y sus aplicaciones

Los algoritmos PSO se pueden dividir en seis categorías de acuerdo a Zheng et al. [19] en el siguiente orden: PSO convencional, PSO extendido, PSO modificado e hibridado, análisis teórico de PSO e implementación paralela de PSO con otras técnicas (como Algoritmo Genético (GA), PL, LR y Coeficientes de Aceleración Variable (TVAC)).

Li y Jiang [20] utilizaron el PSO convencional para resolver el problema de Compromiso Unitario o UC por sus siglas en inglés para un sistema de energía, incluidas las unidades térmicas y evisivas. Los autores propusieron un método para evaluar el riesgo probable debido a la incertidumbre de la energía eólica considerando un factor de penalización (relacionado con la energía desperdiciada) para ajustar la predicción de la energía eólica. La función objetivo fue elegida para maximizar el beneficio, incluido el precio de la electricidad y el costo de todos los generadores convencionales. Para probar la aplicabilidad del algoritmo, se utilizó el sistema IEEE de 30 bus, que incluye cinco generadores térmicos además de un generador eólico. El resultado muestra la diferencia entre la energía eólica real y la prevista y establece que la energía eólica prevista selecciona una penalización menor por el riesgo mencionado a evitar.

Wu et al. [21], propuso un método PSO binario de inspiración cuántica para resolver los UC con plantas de energía eólica. Los autores combinaron el concepto de teoría cuántica con el PSO binario convencional (BPSO). En este enfoque, se seleccionó un bit cuántico para la representación probabilística en lugar de actualizar el método de velocidad en el PSO estándar. Las ventajas de este método incluyen robustez, convergencia rápida y mejores soluciones obtenidas, incluso con una

población pequeña; sin embargo, el algoritmo BPSO tiene el inconveniente de la convergencia prematura cuando se manejan problemas muy restringidos [22]. La técnica propuesta se probó en 40 unidades durante un horizonte temporal de 24 horas. Los resultados revelaron que las emisiones podrían reducirse entre un 8,35% y un 22,59% y los costes de generación podrían reducirse entre un 8,96%.

De igual manera Chakraborty et al. [23], presentó un algoritmo PSO binario basado en lógica difusa para manejar problemas UC de tipo térmicas junto con el sistema de batería eólica. El problema de la intermitencia se resolvió utilizando lógica difusa, y se utilizó PSO binario para dividir las respuestas en varios grupos basados en la importancia de su aptitud relacionada. La técnica de *fuzzing* tiene en cuenta límites imprevistos, incluida la demanda de carga, la velocidad del viento, la reserva de giro y el costo de fabricación. Además de las ventajas ya mencionadas, este enfoque proporciona la ventaja de permitir un espacio de búsqueda más amplio utilizando un esquema de agrupación. Los fenómenos prematuros todavía afectan este enfoque.

2.1.4 Funcionamiento del PSO

El proceso comienza con la inicialización de las partículas y los parámetros del algoritmo, incluyendo las constantes de aceleración, las velocidades iniciales, las posiciones iniciales y las mejores posiciones personales. Generalmente, las posiciones de las partículas se distribuyen uniformemente en el espacio de búsqueda. El bucle se repite hasta que se logre la condición de terminación. Es importante destacar que el éxito del PSO depende en gran medida del área inicial del espacio de búsqueda que se pretende cubrir y la forma en que las partículas exploran dicha área. Si hay áreas del espacio de búsqueda que no son cubiertas por las partículas en la población inicial, el PSO tendrá dificultades para encontrar la solución óptima si ésta se encuentra en una de esas áreas no exploradas. La única forma en que el PSO puede encontrar la solución óptima en estas áreas no exploradas es si el momento de alguna o algunas de las partículas las conduce hasta ese lugar. En caso que el algoritmo finalice de manera abrupta o repentina estará relacionada con una condición de finalización del proceso en las que la literatura sugiere los siguientes criterios:

- La condición de finalización del proceso no debe causar que el PSO finalice de manera súbita ya que de lo contrario la posibilidad de encontrar la solución será baja y por lo consiguiente obtengamos una solución subóptima, y

- La condición de finalización del proceso debe impedir que la función de aptitud del PSO sea evaluada en exceso, ya que esto aumentaría significativamente la complejidad computacional del algoritmo.

Capítulo 3

Metodología y Resultados

3.1 Función objetivo

La función Objetivo que se desea maximizar es el modelo de irreversibilidades (ecuación 12) la cual estará sujeta a las siguientes restricciones obtenidas de la literatura, para obtener el grafico de comportamiento la densidad de corriente será variable que va desde 0.01 hasta 1.59 ya que la densidad de corriente se encuentra una posición antes de llegar al corriente límite. En la tabla 3 y 4 se muestran las variables que se usaran para la evaluación de la ecuación 12

Tabla 3 Rango de variables a considerar [14] [24]

Er	1.167-1.230 V
T	298.15-373.15 K
I	1.6 A/cm ²
α	0.5-1.5
i_0	0.000003 A/cm ²
i_{loss}	0.002 A/cm ²
Numero de electrones (n)	2

Tabla 4 Constantes Conocidas

Constante de Faraday (F)	96485 c/mol
Constante universal de los gases Ideales (R)	8.314 jmol ⁻¹ k ⁻¹

3.2 Especificaciones del equipo de cómputo

Para la ejecución del algoritmo se usó 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 42W promedio y 50W pico, tarjeta de video RTX 3070 configurada a un perfil 140W 8GB de memoria dedicada y memoria RAM de 32GB a 3200Mhz.

3.3 Herramienta de Matlab

En este trabajo se usará la herramienta o “*Toolbox*” desarrollada por Brian Birge, la cual maneja cuatro tipos de PSO, Trelea tipo 1, Trelea Tipo 2, Restringida Clerc y PSO común con inercia, Se evaluó la función objetivo con estas 4 formas con el objeto de encontrar el método más apropiado.

- $\text{minmax} = 0$, función minimizada (predeterminado) = 1, función maximizada = 2, la función está dirigida a P(12) (minimiza la distancia al errgoal)
- P(1) - Épocas entre la actualización de la pantalla, por defecto = 100. si es 0, sin pantalla
- P(2) - Número máximo de iteraciones (épocas) para entrenar, predeterminado = 2000.
- P(3) - tamaño de la población, predeterminado = 24
- P(4) - constante de aceleración 1 (mejor influencia local), predeterminado = 2
- P(5) - constante de aceleración 2 (mejor influencia global), predeterminado = 2
- P(6) - Peso de inercia inicial, por defecto = 0,9
- P(7) - Peso de inercia final, por defecto = 0,4
- P(8) - Época cuando peso inercial en valor final, por defecto = 1500
- P(9)- gradiente mínimo de error global, si $\text{abs}(G_{\text{mejor}(i+1)} - G_{\text{mejor}(i)}) < \text{gradiente sobre cierta longitud de épocas}$, finalizar la ejecución, predeterminado = $1e-25$
- P (10): épocas antes de que el criterio de gradiente de error finalice la ejecución, predeterminado = 150, si el SSE no cambia en 250 épocas luego salir
- P(11)- objetivo de error, si NaN entonces mínimo o máximo sin restricciones, predeterminado=NaN
- P(12)- indicador de tipo (qué tipo de PSO usar) 0 = PSO común con inercia (predeterminado) 1,2 = Trelea tipos 1,2 3 = PSO restringida de Clerc, tipo 1”

- P(13)- PSOseed, por defecto=0 (0 para posiciones iniciales todo aleatorio) = 1 (para partículas iniciales como entrada del usuario)

3.3.1 Configuración del PSO

La configuración del PSO en el presente trabajo, fue de la manera siguiente: se aplicó en P1 un valor de 20; en P2 300 para el tamaño de la población cambiándola cada 10 iteraciones que arrojaron los valores siguientes: 5, 10, 75, 100 y 200. P6 y P7 mantuvieron con su valor por defecto, P9 arrojó un valor de error mínimo global de $1e-18$; en tanto que P10 presentó un valor de 1000, P11 se mostró el valor por defecto y P12 cambió su valor una vez finalizada todas las combinaciones de la población para cada método estimé 50 datos de salida y por último P13 se queda con su valor por defecto. Al observar la fórmula de Irreversibilidades se observó que mientras mayor sean los valores de pérdidas menor será el potencial de operación; por consiguiente para obtener un mejor rendimiento se buscó obtener el Potencial máximo posible dada las anteriores restricciones [39] por tanto la variable “*minmax*” se le dio el valor de 1.

3.4 Diagrama de flujo PSO

El diagrama de flujo muestra la secuencia que se ejecutan en el algoritmo en su configuración de maximizar, la cual arrojará los valores óptimos de temperatura, potencial reversible y coeficiente de transferencia de carga en forma de vector. En la figura 4 se muestra el diagrama de flujo del PSO el cual se puede simplificar en 3 partes las condiciones iniciales, el ciclo de evaluación del valor de las partículas y la salida de final del potencial, temperatura y corriente en forma de vector

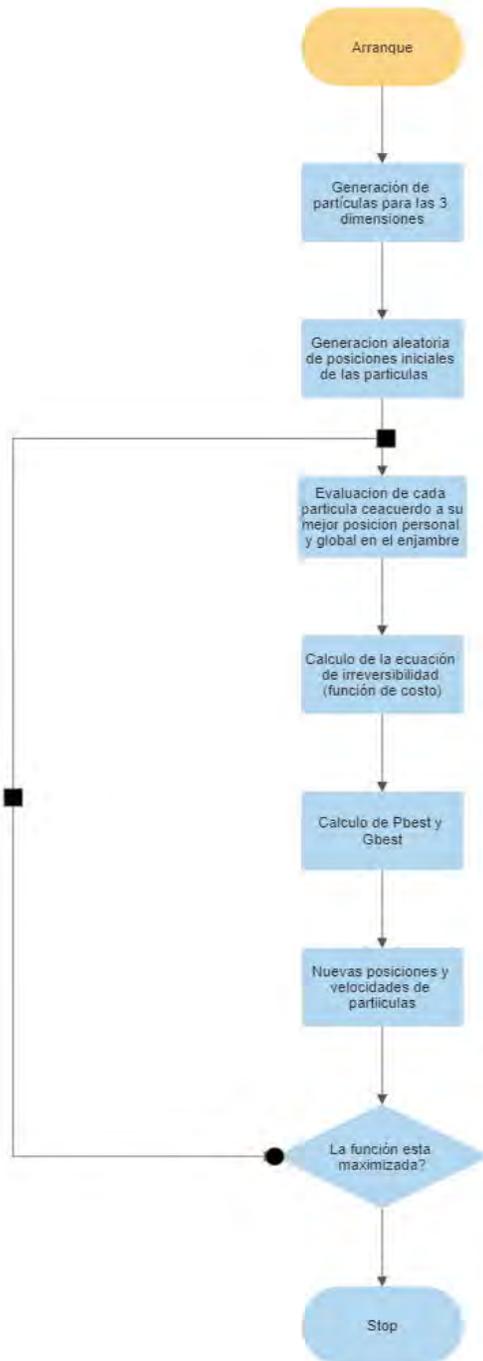


Figura 4 Diagrama de flujo PSO Maximizar

3.5 PSO común

Se ejecutó el algoritmo 10 veces por cada población, obteniendo 50 datos de valor potencial de salida; de tal manera que no solamente se evaluó el resultado obtenido si no que se también se tomaron en cuenta los siguientes factores:

- a) Tiempo promedio de ejecución,
- b) La desviación estándar, y
- c) El promedio.

A continuación, se muestran los resultados obtenidos del PSO común de inercia.

Para el PSO común se puede observar en la tabla 5, las configuraciones de 5-10 partículas durante 10 ciclos para cada partícula se observan valores diferentes, esto nos conduce a que la cantidad de partículas arrojadas en dichos ciclos, no son las más óptimas para esta solución.

Tabla 5 Resultados PSO común de inercia sin procesar

Número de partículas	Potencial de salida										
5	0.70057879	0.66974327	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
10	0.70057879	0.65243028	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
75	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
100	0.66568836	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
200	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879

En la tabla 6 se muestran los descriptores estadísticos, identificando valores de tiempo de ejecución cortos, pero con desviaciones para la configuración de 5 a 10 partículas, siendo este los valores más altos de desviación estándar de todos los métodos.

Tabla 6 Descriptores estadísticos del PSO común de inercia

No. de Partículas	PSO			
	Potencial óptimo	Potencial promedio	Desviación Std	Tiempo promedio 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	0.82397389
100	0.700578791	0.700578791	0	0.83178571
200	0.700578791	0.700578791	0	0.82675129

3.6 PSO Trelea Tipo 1 y 2

Se ejecutaron de la misma manera en la configuración Trelea 1 y Trelea 2, A continuación, se muestran los resultados obtenidos.

Como se puede apreciar en la tabla 7 el PSO Trelea tipo 1, en todas las configuraciones de partículas se llegó al mismo resultado de 0.7005789v, estos resultados lo posicionan como candidato ideal para este problema de optimización.

Tabla 7 Resultados PSO Trelea tipo 1 datos sin procesar

Número de Partículas	Potencial de Salida												
5	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
10	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
75	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
100	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
200	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879

En la tabla 8 se puede apreciar que ninguna de las configuraciones en el número de partículas tuvo algún efecto que cambiara el valor del potencial óptimo, así como tampoco en el tiempo de ejecución se mantuvo consistente.

Tabla 8 Descriptores estadísticos del PSO Trelea tipo 1

No. De Partículas	PSO tipo 1			
	Potencial óptimo	Potencial Promedio	Desviacion Std	Tiempo promedio de ejecucion (s)
5	0.700578791	0.700578791	0	0.98273601
10	0.700578791	0.700578791	0	0.97450437
75	0.700578791	0.700578791	0	0.97518279
100	0.700578791	0.700578791	0	0.97511584
200	0.700578791	0.700578791	0	0.9751144

Para el Enjambre de Partículas Tipo 2, como se puede observar en la tabla 9 que para los valores de 75 partículas y 100 partículas no se aprecia ninguna variación en el potencial sugerido; a diferencia de los demás valores de partículas en donde sí se tiene una ligera variación.

Tabla 9 Resultados sin procesar del PSO Trelea tipo 2

Número de partículas	Potencial de salida (V)									
5	0.70057879	0.70057879	0.68880879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
10	0.65492171	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
75	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
100	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
200	0.70057879	0.68360834	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879

En la Tabla 10 de los descriptores estadísticos del Trelea tipo 2, se aprecia que para el caso de 75 y 100 partículas no hay desviación estándar y los tiempos de ejecución son más cortos que en Trelea Tipo 1 y el PSO estándar.

Tabla 10 Descriptores estadísticos del PSO Trelea tipo 2

No. de Partículas	PSO tipo 2			
	Potencial óptimo	Potencial promedio	Desviación Std	Tiempo promedio de ejecución (s)
5	0.700578791	0.699401791	0.003722002	0.98057673
10	0.700578791	0.696013083	0.014438037	0.97139142
75	0.700578791	0.700578791	0	0.97469897
100	0.700578791	0.700578791	0	0.97272606
200	0.700578791	0.698881746	0.005366529	0.97377637

3.7 PSO Restringido

Para el PSO Constricted o Restringido, se siguió con la misma configuración; a continuación, se muestran los resultados obtenidos. En la tabla 11 del metodo de PSO Restringido se obtuvieron en casi todas las ejecuciones el mismo potencial de 0.70057879v.

Tabla 11 Resultados PSO Constricted sin procesar.

Número de Partículas	Potencial de salida (V)									
0.680206886	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
0.700578791	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
0.700578791	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
0.700578791	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879
0.700578791	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879	0.70057879

En la Tabla 12 de los descriptores estadísticos, se aprecia una desviación estándar para 5 partículas de 0.006442162, siendo este el único caso en donde se aprecia una desviación; cabe mencionar que en este método se encuentra los tiempos de ejecución más altos.

Tabla 12 Descriptores estadísticos del PSO Restringido

No. de Partículas	PSO Constricted			
	Potencial óptimo	Potencial promedio	Desviación Std	Tiempo promedio de ejecución (s)
5	0.700578791	0.698541601	0.006442162	0.9881609
10	0.700578791	0.700578791	0	0.98132486
75	0.700578791	0.700578791	0	0.98393602
100	0.700578791	0.700578791	0	0.98115954
200	0.700578791	0.700578791	0	0.98050921

3.8 Discusión de métodos

Como se puede observar en los resultados de los diferentes métodos de PSO todos concuerdan en que el valor óptimo es de 0.70057v; así mismo se tiene que en el Tipo 1, se obtienen resultados con mayor exactitud, en comparación con los demás; esto se nota por la nula desviación estándar que se presenta desde 5 partículas, mientras que en las demás presentan una desviación estándar que acaba en 10 partículas. Si bien este es el método más lento que ronda entre 0.9711s – 0.980s, exceptuando el método *Restringido y el Trelea Tipo 1*, sigue teniendo mejores resultados en cuanto a exactitud se refiere; por lo que se puede concluir que el método más óptimo para este problema es el Trelea Tipo 1.

Tabla 6 Comparativo de las curvas modeladas a partir del PSO trelea tipo 1 y resultados obtenidos de la literatura [14]

Curva	Potencial	Temperatura	Alfa
PSO (trelea 1)	0.700578791	298.149999	1.5
Literatura	0.5405	1.229999	1

3.9 Comparativo de potenciales

Usando los valores de la tabla 6 los introducimos en la ecuación 12 para obtener las curvas de curvas de comportamiento de la celda. Con los resultados obtenidos de la literatura en donde la figura 5 muestra la relación del potencial de salida en función de la densidad de corriente, en los resultados de la literatura se muestra que cuando la densidad de corriente es $1.59 A/cm^2$ se obtiene un potencial

de 0.5405v en cambio en el PSO se obtiene un potencial de 0.7006v, esto representa una mejora del desempeño de 29.62% con el algoritmo.

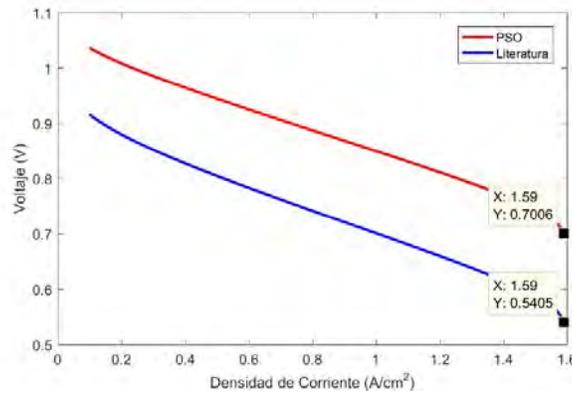


Figura 5 Comparativo curva PSO contra curva de los resultados de la literatura con densidades de corriente desde 0.1 hasta 1.59 A/cm² [14]

3.9.1 Comparativo de potencia

Para obtener la potencia en los circuitos eléctricos basta con multiplicar el potencial con la corriente que este experimenta en ese momento. Para el caso de la celda se requirió obtener el valor de la densidad de corriente en donde la potencia sea la máxima; en ese sentido, el cálculo de la potencia queda descrito por la ecuación 17.

$$\text{Densidad de potencia} = V * A/cm^2 \text{ densidad de corriente } [W/cm^2] \quad (17)$$

La figura 6 muestra las curvas de densidad de potencia con los datos de la literatura en color rojo y los del PSO en color azul, en donde la literatura muestra que la potencia máxima se encuentra en la región de 1.55 A/cm² y tiene un valor de 0.884 W/cm²; en cambio el PSO Trelea 1 obtuvo su máxima potencia el mismo punto, pero con un valor de 1.128 W/cm²; esto significa un desempeño de más del 27.48% con el algoritmo.

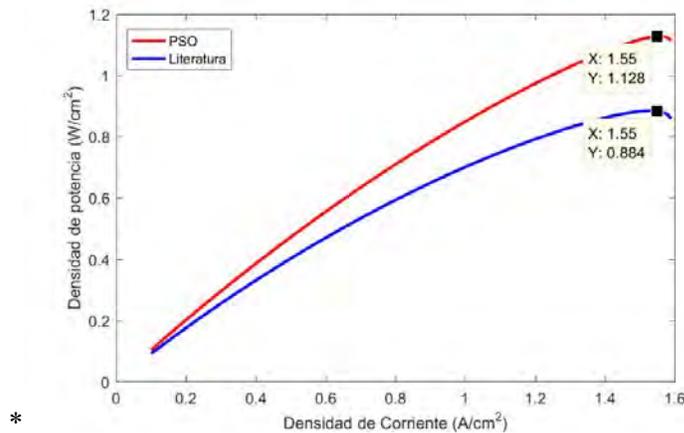


Figura 6 Comparativo de las densidades de potencia PSO trelea 1 y los resultados de la literatura, con densidades de corriente desde 0.1 hasta 1.59 A/cm²

3.10 Comparativo Recocido simulado

Inspirado en el proceso de enfriamiento de metales y cerámicas, el algoritmo de recocido envuelve parámetros como calor y el enfriamiento gradual del material, lo cual provoca un cambio en sus propiedades físicas. El recocido simulado es una adaptación al algoritmo de Metrópolis-Hastings [25].

Este algoritmo utiliza una función de probabilidad para reducir la posibilidad de caer en un resultado subóptimo, de esta forma se busca obtener el valor global. Empieza con una solución inicial y selecciona una solución vecina, si esta es mejor que la anterior, se toma como la nueva solución; de lo contrario se toma como una probabilidad decreciente conforme avance la búsqueda.

Viera Martin [26] en su tesis titulada “Optimización de celdas de combustibles de tipo PEM aplicando algoritmo de recocido simulado” implementó un algoritmo de recocido simulado usando la ecuación de irreversibilidades logrando como resultado un potencial de salida de 0.06998v y una densidad de potencia 1.12707 W/cm² con una densidad a una corriente de 1.59 A/cm² el algoritmo. Comparando estos resultados contra el PSO Trelea Tipo 1, se observó que el PSO obtuvo una salida de potencial 0.1143% mayor al recocido, para la densidad de potencia se obtuvo un resultado similar siendo el PSO 0.731% mayor al recocido. El autor menciona que para obtener sus resultados fueron necesarias 30 ejecuciones y refiere que cada ejecución toma al algoritmo de recocido simulado un rango de 0.7-0.9s.

Capítulo 4 Conclusiones

Del análisis al modelo matemático de irreversibilidades de las celdas tipo PEM, se obtuvo que a través de la implementación del algoritmo PSO Trelea Tipo 1 sobre la ecuación de irreversibilidades (16), se pueden encontrar los parámetros de temperatura, coeficiente de transferencia y potencial reversible para minimizar las pérdidas de potencial; obteniendo así un potencial de salida de aproximadamente 29.62% y una densidad de potencia aproximada del 27.48%, que resultaron superiores a los arrojados en las literaturas consultadas.

Por lo tanto, a través de este algoritmo, se encontraron los valores óptimos para el modelo de irreversibilidad que maximizan el potencial de la celda de combustible.

De las pruebas realizadas a diversas funciones al modelo matemático de irreversibilidades de las celdas tipo PEM, determinaron que la función de costo que permite optimizar la maximización del potencial generado por la celda de combustible es la siguiente:

El desempeño del optimizador de Enjambre de Partículas en el modelo de Irreversibilidades de la Celda de Combustible, se encuentra representada en la ecuación 16.

La cual arrojó parámetros de temperatura, coeficiente de transferencia y potencial reversible que permitieron minimizar las pérdidas de potencial, y obtener un potencial de salida de 29.62% con una densidad de potencia aproximada del 27.48%, superiores, a los referidos en los trabajos consultados.

Así se obtuvo que el algoritmo propone un potencial de 0.700578791v a una temperatura 298.149999K con un coeficiente de transferencia de $1.5 A/cm^2$

Comparando el PSO con el recocido simulado se puede observar que existe una diferencia que, aunque es ligera, es importante considerarla, atendiendo a que se calculó sobre una sola celda, en sistemas que usan varias celdas de combustible conectadas interconectadas esta diferencia tendría un mayor impacto a medida que aumente el número de celdas.

4.2 Trabajos a futuro

- Se propone la experimentación práctica de estos valores para verificar los resultados propuestos;
- De igual manera queda abierta la posibilidad para explorar la implementación de otros modelos matemáticos de la celda con el PSO;
- El presente trabajo contiene bases suficientes para proponer la implementación de otros algoritmos de optimización heurísticos.

Referencias

- [1] IEA, «Key World Energy Statistics 2016,» IEA, 2016.
- [2] N. A. G. N. a. R. B. G. Nicoletti, «A technical and environmental comparison between hydrogen and some fossil fuels,» *Energy Conversion and Management*, vol. 49, n° 7, pp. 1820-1831, 2015.
- [3] BloombergNEF, «Emerging Markets Outlook,» Bloomberg, 2018.
- [4] BloombergNEF, «Emerging Markets Outlook,» Bloomberg, 2019.
- [5] A. Askarzadeh, «Parameter estimation of fuel cell polarization curve using BMO algorithm,» *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 38, n° 35, pp. 15405-15413, 2013.
- [6] A. Askarzadeh, «Optimization of PEMFC model parameters with a modified particle swarm optimization,» *International Journal of Energy Research*, pp. 1258-1265, 2010.
- [7] T. E. A. U. K. Chakraborty, «PEM fuel cell modeling using differential evolution,» *energy*, vol. 40, n° 1, pp. 387-399, 2012.
- [8] A. R. A. Askarzadeh, «A groupin-based global harmony search algorithm for modeling of proton exchange membrane fuel cell,» *Energy*, vol. 36, n° 8, pp. 5047-5053, 2011.
- [9] R. C. A. S. C. A. T. d. A. M. T. Outeiro, «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.
- [10] G. Hoogers, «Fuel Cell Technology Handbook,» Miami, 2013.
- [11] J. A. B. U. C. R. Barbosa, «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.
- [12] W. C. Z. C. Q. L. ., Z. J. J. Chaohua Dai, «Seeker optimization algorithm for global optimization: A case study on,» *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 33, pp. 369-376, 2011.
- [13] R. R. ., C. I. ., S. G. ., P. S. ., W. R. I. Pilatowsky, *Cogeneration Fuel Cell-Sorption Air Conditioning Systems*, Springer, 2011.
- [14] F. Barbir, *PEM fuel cells. Theory and Practice*, United States of America: Elsevier Academic Press, 2005.
- [15] «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.

- [16] L. S. Bijit, «Algoritmos heurísticos Capítulo 25,» 2003. [En línea]. Available: <http://www2.elo.utfsm.cl/~lsb/pascal/clases/cap25.pdf>. [Último acceso: 2022].
- [17] R. E. J. Kennedy, «Particle Swarm Optimization,» *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.
- [18] Z. L. Gaing, «Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints,» *IEEE Trans. Power Systems*, vol. 18, n° 3, pp. 1187-1195, 2003.
- [19] S. W. a. G. J. Yudong Zhang, «A Comprehensive Survey on Particle Swarm Optimization Algorithm and Its Applications,» *Hindawi Publishing Corporation*, vol. 2015, p. 38, 2014.
- [20] X. Li y C. Jiang, «Unit commitment and risk management based on wind power penetrated system,» *In Proceedings of the 2010 International Conference on Power System Technology*, pp. 1-7, 2010.
- [21] X. Wu, B. Zhang, K. Wang y J. a. D. Y. Li, «A quantum-inspired binary PSO algorithm for unit commitment with wind farms considering emission reduction,» *In Proceedings of the IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies*, pp. 1-6, 2012.
- [22] Y.-W. Jeong, J.-B. Park y S.-H. a. L. K. Jang, «A New Quantum-Inspired Binary PSO: Application to Unit Commitment Problems for Power Systems,» *in IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 25, n° 3, pp. 1486-1495, 2010.
- [23] T. S. A. Y. S. A. Y. a. T. F. Shantanu Chakraborty, «A fuzzy binary clustered particle swarm optimization strategy for thermal unit commitment problem with wind power integration,» *IEEJ Transaction on Electrical and Electronic Engineering*, vol. 7, n° 5, pp. 478-486, 2012.
- [24] A. D. James Larminie, *Fuel cell Systems explained*, Wiley, 2003.
- [25] S. A. S.-B. ., J. J. C. R. R. ., M. H. C.-R. ., B. C.-I. Marco Antonio Cruz-Chávez, «Optimization-heuristic of mechanical properties of acicular ferrite Steel,» *Material Science and engineering*, vol. 721, pp. 65-73, 2018.
- [26] E. V. MARTIN, *Optimización de celdas de combustibles de tipo PEM aplicando algoritmo de recocido simulado*, Cuernavaca, 2018.
- [27] A. I. o. o. panel A. Alaswad, «Fuel Cell Technologies, Applications, and State of the Art. A Reference Guide,» *Reference Module in Materials Science and Materials Engineering*, 2016.
- [28] V. Y. R. a. E. V. Lezhnev, «Stochastic algorithm for simulating gas transport coefficients,» *J. Comput. Phys*, vol. 355, pp. 95-103, 2018.
- [29] B. E. U. C. J. O. a. V. M. S. R. Barbosa, «Multiscale relationship of electronic and ionic conduction efficiency in a PEMFC catalyst layer,» *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 41, n° 42, p. 19399–19407, 2016.

[30] D. F. d. Sá, «my opera,» 8 Septiembre 2011. [En línea]. Available: <http://my.opera.com/CrazyTerabyte/blog/2011/09/08/comparison-between-microchip-pic-and-atmel-avr-microcontrollers>. [Último acceso: 15 Enero 2022].

Anexos

Programa PSO

```
%PSO
```

```
clearvars
```

```
clc
```

```
global F R i0 iloss Ri nE iD
```

```
F=96485;
```

```
R=8.314;
```

```
i0=0.000003;
```

```
iloss=0.0022;
```

```
Ri=0.15;
```

```
nE=2;
```

```
iD=1.59;
```

```

l=[1.167 298.15 0.5];
u=[1.230 373.15 1.5];
ran=[l' u'];
n=3;
s=0;
itn=50; %cantidad de iteraciones a realizar
er=vpa(zeros(itn,1),8);
T=vpa(zeros(itn,1),8);
alpha=vpa(zeros(itn,1),8);
vout=vpa(zeros(itn,1),8);
time=zeros(itn,1);
np=20; %número de población
for ii = 1:itn % número de iteraciones
tic %inicia contador de tiempo
s=s+1; %contador
if s<=10;
np=5;
elseif s<=20;
np=10;
elseif s<=30;
np=75;
elseif s<=40;
np=100;
elseif s<=50;
np=200;
end
Pdef = [20 300 np 2 2 0.9 0.4 1500 1e-18 1000 NaN 3 0 ];
[OUT]=pso_Trelea_vectorized('VPEMver2',n,4,ran,1,Pdef); %1 para Maximizar
out=abs(OUT);
%se toma la salida del pso en un vector correspondiente a cada variable

```

```
P=vpa(out(1:4),8); %vpa se utiliza para obtener 8 decimales significativos
```

```
er(ii)=vpa(P(1,:),8);
```

```
T(ii)=vpa(P(2,:),8);
```

```
alpha(ii)=vpa(P(3,:),8);
```

```
vout(ii)=vpa(P(4,:),8);
```

```
time(ii)=toc;
```

```
end
```

```
%reforma el vector en una matriz cuyas columnas corresponden a cada np
```

```
Trsh=reshape(T,size(T,2)*5,(length(T)/5));
```

```
alpha=reshape(alpha,size(alpha,2)*5,(length(alpha)/5));
```

```
vout=reshape(vout,size(vout,2)*5,(length(vout)/5));
```

```
time=reshape(time,size(time,2)*5,(length(time)/5));
```

```
%calculo de promedio y desviacion estandar
```

```
MT5=mean(Trsh(:,1));
```

```
Ma5=mean(alpha(:,1));
```

```
Mv5=mean(vout(:,1));
```

```
Mtm=mean(time(:,1));
```

```
MT5sd=std2(Trsh(:,1));
```

```
Ma5sd=std2(alpha(:,1));
```

```
Mv5sd=std2(vout(:,1));
```

```
Mtmsd=std2(time(:,1));
```

```
if s>10
```

```
MT10=mean(Trsh(:,2));
```

```
Ma10=mean(alpha(:,2));
```

```
Mv10=mean(vout(:,2));
```

```
Mt10=mean(time(:,2));
```

```
MT10sd=std2(Trsh(:,2));
```

```
Ma10sd=std2(alpha(:,2));
```

```
Mv10sd=std2(vout(:,2));
```

```
Mt10sd=std2(time(:,2));
```

```
end
```

```
if s>20
```

```
MT75=mean(Trsh(:,3));
```

```
Ma75=mean(alpha(:,3));
```

```
Mv75=mean(vout(:,3));
```

```
Mt75=mean(time(:,3));
```

```
MT75sd=std2(Trsh(:,3));
```

```
Ma75sd=std2(alpha(:,3));
```

```
Mv75sd=std2(vout(:,3));
```

```
Mt75sd=std2(time(:,3));
```

```
end
```

```
if s>30
```

```
MT100=mean(Trsh(:,4));
```

```
Ma100=mean(alpha(:,4));
```

```
Mv100=mean(vout(:,4));
```

```
Mt100=mean(time(:,4));
```

```
MT100sd=std2(Trsh(:,4));
```

```
Ma100sd=std2(alpha(:,4));
```

```
Mv100sd=std2(vout(:,4));
```

```
Mt100sd=std2(time(:,4));
```

```
end
```

```
if s>40
```

```
MT200=mean(Trsh(:,5));
```

```
Ma200=mean(alpha(:,5));
```

```
Mv200=mean(vout(:,5));
```

```
Mt200=mean(time(:,5));
```

```
MT200sd=std2(Trsh(:,5));
```

```
Ma200sd=std2(alpha(:,5));
```

```
Mv200sd=std2(vout(:,5));
```

```
Mt200sd=std2(time(:,5));
```

```
End
```

Función Objetivo

```
function [ Vcelda ] = VPemver2( in )
```

```
%UNTITLED2 Summary of this function goes here
```

```
% Detailed explanation goes here
```

```
in=abs(in);
```

```
global DeltaVact
```

```
global DeltaVohm
```

```
global DeltaVconc
```

```
global iD
```

```
global Er
```

```
global alpha
```

```
global T
```

```
global F R i0 iloss Ri nE
```

```

global V

F=96485;

R=8.314;

i0=0.000003;

iloss=0.0022;

Ri=0.15;

nE=2;

% Er=1.230;

% iD=1.6;

% alpha=1.493;

% T=299.974;

Er=in(:,1);

T=in(:,2);

% iD=in(:,3);

alpha=in(:,3);

DeltaVact=((R.*T)/(alpha.*F)).*(log((iD-iloss)/i0));

DeltaVohm=iD.*Ri;

DeltaVconc=((R.*T)/(192970)).*(log(1.6./(1.6-iD)));

V=Er-DeltaVact-DeltaVohm-DeltaVconc;

Vcelda=V;

End

```

Gráficas

%Curvas de comportamiento

```

DeltaVact=0;

DeltaVohm=0;

DeltaVconc=0;

F=96485;

R=8.314;

i0=0.000003;

iloss=0.0022;

```

```

Ri=0.15;

nE=2;

% i1=0.01;

s=0;

iD=1.6;

alpha=1.500;

while iD>0.1

    s=s+1;

    iD=iD-0.01;

    ID(s)=iD;

    % i=(iL-i1).*rand(1,1)+i1;

    % alpha1=0.5;

    % alpha2=1.5;

    % alpha=(alpha2-alpha1).*rand(1,1)+alpha1;

    % Temp1=298.15;

    % Temp2=373.15;

    % T=(Temp2-Temp1).*rand(1,1)+Temp1;

    % Er1=1.167;

    Er=1.229999999999999822364316059975;

    % Er=(Er2-Er1).*rand(1,1)+Er1;

    T=298.14999999999997726263245567679;

    DeltaVact(s)=((R*T)/(alpha*F))*(log((iD-iloss)/i0));

    DeltaVohm(s)=iD*Ri;

    DeltaVconc(s)=((R*T)/(nE*F))*(log(1.6/(1.6-iD)));

    Vcelda(s)=Er-DeltaVact(s)-DeltaVohm(s)-DeltaVconc(s);

end

Potencia=Vcelda.*ID;

plot (ID,Potencia,'r','linewidth',2)

hold on

%Valores literatura

```

```
T=333;  
Er;1.200;  
alpha= 1;  
[Vcelda]=VoutLiterature(T,Er,alpha);  
Potencia=[Vcelda].*ID;  
plot (ID,Potencia,'b','linewidth',2)
```