

**USO DE ALGORITMOS METAHEURÍSTICOS HÍBRIDOS COMBINADOS CON
LA MINIMIZACIÓN DE ENTROPÍA EN PROBLEMAS DE TRANSFERENCIA DE
CALOR EN CIRCUITOS ELECTRÓNICOS**

ANDRÉS ARMANDO ARAQUE HERRERA

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍA FÍSICO-MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA
2010**

**USO DE ALGORITMOS METAHEURÍSTICOS HÍBRIDOS COMBINADOS CON
LA MINIMIZACIÓN DE ENTROPÍA EN PROBLEMAS DE TRANSFERENCIA DE
CALOR EN CIRCUITOS ELECTRÓNICOS**

ANDRÉS ARMANDO ARAQUE HERRERA

Trabajo de grado para optar por el título de Ingeniero Electrónico

**Director:
CARLOS RODRIGO CORREA CELY**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍA FÍSICO-MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA
2010**

CONTENIDO

	pág.
INTRODUCCIÓN	10
1. FUNDAMENTO TEÓRICO	12
2. DESARROLLO DEL ALGORITMO COMPUTACIONAL BASE, ENTRENAMIENTO Y VALIDACIÓN	20
3. EXPERIMENTOS	25
3.1. DESCRIPCIÓN DEL ALGORITMO APLICADO A LA MINIMIZACIÓN DE LA GENERACIÓN ENTROPÍA.	25
3.2. DESARROLLO DE LAS PRUEBAS.	27
4. CONCLUSIONES	36
BIBLIOGRAFÍA	37

LISTA DE CUADROS

	pág.
Cuadro 1. Nomenclatura.	14
Cuadro 2. Valores definidos para el desarrollo.	27
Cuadro 3. Resultados de la optimización del numero de aletas de la literatura	28
Cuadro 4. Resultados obtenidos con el desarrollo propuesto en la optimización del numero de aletas	28
Cuadro 5. Resultados reportados en la literatura optimizando el numero de aletas y velocidad del fluido.	30
Cuadro 6. Resultados obtenidos con el desarrollo propuesto en la segunda prueba.	31
Cuadro 7. Resultados reportados en la literatura optimizando numero de aletas, velocidad del fluido y altura del dissipador.	32
Cuadro 8. Resultados obtenidos con el desarrollo propuesto en la tercera prueba, incluyendo H en la optimización.	32
Cuadro 9. Resultados reportados en la literatura optimizando numero de aletas, velocidad del fluido y espesor de cada una de las aletas.	32
Cuadro 10. Resultados obtenidos con el desarrollo propuesto en la tercera prueba, incluyendo t en la optimización.	33
Cuadro 11. Resultados reportados en la literatura optimizando numero de aletas, velocidad del fluido, altura del dissipador y espesor de cada una de las aletas.	34
Cuadro 12. Resultados obtenidos con el desarrollo propuesto en la cuarta prueba.	34

LISTA DE FIGURAS

	pág.
Figura 1. Comportamiento de las partículas en respuesta a la función de Rosenbrock.	23
Figura 2. Comportamiento de las partículas en respuesta a la función de Rastrigin.	24
Figura 3. Interfaz gráfica.	26
Figura 4. Comportamiento de la función <i>Sgen</i> optimizando el número de aletas.	29

TITULO: Uso de algoritmos metaheurísticos híbridos combinados con la minimización de entropía en problemas de transferencia de calor en circuitos electrónicos*.

AUTOR: Andrés Armando Araque Herrera**.

PALABRAS CLAVE: Algoritmo, diseño de microcanales, metaheurístico híbrido, mínima generación de entropía, PSO, Simplex.

CONTENIDO:

En este artículo se presenta el desarrollo de un algoritmo metaheurístico híbrido, Enjambre de Partículas + Simplex (PSO+SX), para evaluar su comportamiento en la solución de problemas de transferencia de calor en circuitos electrónicos, más específicamente, cuando se utiliza el criterio de mínima generación de entropía durante el diseño de un dissipador de calor de microcanales. Para contrastar su validez se utilizaron resultados tomados de la literatura reciente y que fueron obtenidos mediante técnicas de optimización determinísticas. En el estudio que se propone se logra constatar que se reprodujeron los resultados de la literatura con los de este trabajo en forma muy satisfactoria, con un considerable menor esfuerzo computacional y con programación sencilla, aspecto que permite al diseñador concentrarse más en el problema térmico que en la estrategia de solución numérica, facilitando el trabajo de este y haciendo que el desarrollo del diseño del microcanal sea más confiable, óptimo y fácil para aplicaciones industriales. El método propuesto es más ventajoso que el método de los multiplicadores de Lagrange [1] usado en el estudio de referencia para dar optimización de parámetros como: el número de aletas del microcanal (N), la velocidad del fluido refrigerante (v_f), la altura del dissipador (H) y el ancho de cada una de las aletas (t) resuelto con el método de Newton-Raphson multidimensional, en cuanto no requiere condiciones iniciales cercanas a la solución óptima para asegurar condiciones de convergencia y precisión, facilitando su aplicación a problemas de la vida real.

* Proyecto de Grado.

** Facultad de Ingeniería Fisicomecánicas. Escuela de Ingeniería eléctrica, electrónica y telecomunicaciones. Director Carlos Rodrigo Correa Cely.

TITLE: Use of hybrid metaheuristics algorithms combined with the minimization of entropy in heat transfer problems in electronic circuits* .

AUTHOR: Andrés Armando Araque Herrera** .

KEYWORDS: Algorithm, microchannels design, hybrid metaheuristic, minimum entropy generation, PSO, Simplex

DESCRIPTION:

This article presents the development of a hybrid metaheuristic algorithm, Simplex Particle Swarm (PSO SX), to assess its performance in solving heat transfer problems in electronic circuits, more specifically, when using the criterion of minimum generation entropy for the design of a microchannel heat sink. To test its validity is used results taken from recent literature and which were obtained by deterministic optimization techniques. In the proposed study is done to see that reproduced the results of the literature with this work very satisfactorily, with considerably less computational effort and simple programming, something that allows the designer to concentrate more on the thermal problem in the numerical solution strategy, facilitating the work of this and making the development of microchannel design is more reliable, excellent and easy for industrial applications. The proposed method is more advantageous than the method of Lagrange multipliers [1] used in the study to provide optimization of parameters such as: the number of fins of the microchannel (N), the velocity of the coolant (v_f), the sink height (H) and width of each fin (t) solved with the Newton-Raphson multidimensional, as it does not require initial conditions close to the optimal solution to ensure convergence and accuracy conditions, facilitating its implementation to real life problems.

* Degree work

** Faculty of Physicomechanical Engineering. School of electric, electronic and telecommunications. Project director Carlos Rodrigo Correa Cely.

INTRODUCCIÓN

En la actualidad, donde los circuitos electrónicos han tomado una gran importancia en toda la industria manejando cualquier tipo de artefacto novedoso de propósito único o multipropósito, el comportamiento de estos debe ser el más eficaz posible. Por tanto, la transferencia de calor entre los dispositivos que los componen se ha tomado como un aspecto relevante en sus comportamientos, ya que este fenómeno puede acarrear graves problemas de funcionamiento para cada uno de ellos y de la actividad en general para la cual están siendo usados.

Es así como el poder dar solución a los problemas que genera la interacción térmica de los componentes eléctricos tales como resistencias, bobinas, capacitores, microcontroladores y demás dispositivos que manejan corriente en un circuito electrónico, se convierte en el objetivo de este estudio. El desarrollo de algoritmos heurísticos para la optimización de problemas en donde no se tiene un patrón de comportamiento común de las variables involucradas, ha proporcionado a la ingeniería soluciones prácticas para una gran cantidad de incógnitas. Por tanto, se pretende evaluar en este artículo el potencial de aplicación que tiene el algoritmo híbrido (PSO-SX) para optimizar las diferentes variables que intervienen en el diseño y la construcción de un sistema de enfriamiento de microcanales.

Trabajos desarrollados por Tuckerman y Pease [2], plantearon como solución al problema de la transferencia de calor, un sistema de enfriamiento que hoy en día sigue siendo muy aplicado en la microelectrónica: el uso de microcanales de disipación. Estos tienen como fortaleza la relación que se presenta entre el tipo y la viscosidad del fluido refrigerante, la velocidad con que se inyecta este al

microcanal y las dimensiones del mismo, haciendo de este planteamiento una solución muy interesante. Años después, y al haberse revisado este postalamiento durante varias ocasiones y por diferentes autores, Richard Culham y Yuri S. Muzychka [1], tomaron la optimización de la transferencia de calor en los dispositivos planteados por Tuckerman y Peace, para hacer algunos experimentos usando el aire como fluido refrigerante, el cual se inyectaba por medio de aletas minimizando finalmente la generación de entropía. Realizaron varios estudios en los que el objetivo principal era minimizar las relaciones entre algunos de los parámetros del disipador como: el número de aletas (N), la velocidad del fluido refrigerante (V_f), el espaciamiento entre las aletas del disipador (t) y la altura total de este (H).

Métodos determinísticos que se usaron para realizar la optimización de los parámetros descritos dieron buenos resultados, que al ser aplicados en el diseño de los disipadores reducían el sobrecalentamiento. En el presente artículo se realizará una comparación entre los resultados del método determinístico usado en [1] y los resultados del método heurístico híbrido (PSO + Simplex) desarrollado, aplicando la misma función objetivo para las pruebas.

1. FUNDAMENTO TEÓRICO.

Algunos trabajos realizados por los autores Muzychka [1], Tuckerman y Pease [2], Culham y Khan et al. [3]; plantean un método de enfriamiento de circuitos microelectrónicos (basado en microcanales) por medio de conducción de fluidos refrigerantes que por convección con el material al que están expuestos cercanamente, disipan el calor y mantienen una buena temperatura para el correcto funcionamiento de los dispositivos.

Un primer trabajo, que se realizó hacia el año 1981, planteó una investigación sobre los sistemas de enfriamiento mediante microcanales [2], en el se planteaban relaciones claras entre la viscosidad del fluido, el ancho mínimo del microcanal, la resistencia térmica, el tipo de material, la cantidad de calor a disipar y las dimensiones del instrumento. El optimizar todas estas variables se convierte en una de las tareas fundamentales de la ingeniería electrónica para lograr que el comportamiento del sistema sea el esperado y el más eficiente tanto en la etapa del diseño como durante su vida útil.

De esta manera aparecen los algoritmos metaheurísticos (y más adelante los metaheurísticos híbridos) como herramienta de solución para la optimización de los factores que influyen directamente en el problema de la transferencia de calor en circuitos, los cuales se implementan con el fin de encontrar soluciones a incógnitas que no tienen una respuesta que se pueda determinar fácilmente. Los algoritmos metaheurísticos de optimización, se postularon basados en el comportamiento de las especies animales quienes buscan repetitivamente la evolución y el mejoramiento de la población en general, a través de la imitación del patrón de comportamiento del individuo que más evolucione o que más esté acorde con las necesidades específicas de todos.

Inicialmente varias experiencias dieron como resultado algunos algoritmos genéticos específicos como se puede ver en la literatura [4], un ejemplo de ello es el algoritmo ACO [5] (Ants Colony Optimization, por sus siglas en ingles) que define como las hormigas realizan una búsqueda óptima de los recorridos que deben realizar, de la misma manera se conoce también el algoritmo RIO [6] (Roach Infestation Optimization, por sus siglas en ingles), basado en el comportamiento de las cucarachas en su búsqueda de alimento y de rincones oscuros para ocultarse; de donde surgieron los métodos que se usaron en este estudio PSO y Simplex.

PSO (Particle Swarm Optimization, por sus siglas en ingles) se utiliza para resolver problemas donde se relacionen mutuamente y de forma aleatoria diferentes variables (llamadas partículas, en el lenguaje PSO) y donde de todas ellas dependa el comportamiento global del sistema (llamado población, en el lenguaje PSO). Este algoritmo presenta una metodología de búsqueda que optimiza la posición de cierta variable (partícula) en un espacio multidimensional dentro de un sistema (población), haciéndole comparar su posición con la de las otras partículas de su vecindario para definir el mejor resultado del comportamiento global. Teniendo este resultado, se aplica en la definición del siguiente estado de una manera iterativa hasta que todas las partículas converjan en punto común llamado punto óptimo y el sistema en general se comporte de la manera deseada. Se definen los elementos que componen el sistema como individuos que interactúan con los demás y de los cuales depende el comportamiento de cada uno de los otros por una influencia positiva o negativa en la búsqueda de la mejor solución global.

El algoritmo Simplex o Nelder Mead, es otro método de optimización, basado en un fundamento geométrico que forma un poliedro de $(N+1)$ vértices en los que se evalúa la función objetivo, cambiando el vértice de la peor solución por otro con mejores probabilidades de respuesta óptima. Este método ya está inmerso en

herramientas matemáticas computacionales de simulación, facilidad que representa para la investigación únicamente llamarlo e ingresar los valores que se quieren optimizar, como se usó en este trabajo. La nomenclatura usada en todo el artículo aparece en el cuadro 1.

Cuadro 1. Nomenclatura.

Parámetro	Significado	Unidades
S_{gen}	Rata de generación de entropía	W/K
R_{sink}	Resistencia del disipador	K/W
R_{fin}	Resistencia de la aleta	K/W
F_d	Fuerza de arrastre	m/s^2
h	Coefficiente de transferencia de calor	$W/m^2 K$
V_{ch}	Velocidad del canal	m/s
t	Espesor de la aleta	m
B	Espaciamiento entre las aletas	m
D_h	Diámetro hidráulico	m
P	Perímetro de la aleta	m
A_c	Área de sección transversal de la aleta	m^2
Q	Rata de disipación de calor	W
T_o	Temperatura absoluta del ambiente	K
L	Longitud de la aleta	m
W	Ancho del disipador de calor	m
k_f	Conductividad térmica del fluido	$W/m K$
k	Conductividad térmica del disipador	$W/m K$
γ	Viscosidad cinemática	m^2/s
t_b	Espesor de la base del disipador	m
ρ	Densidad del fluido	kg/m^3
V_f	Velocidad del fluido	m/s
H	Altura de la aleta	m
f	Factor de fricción	Adimensional
f_{app}	Fricción aparente	Adimensional
k_c	Coefficiente de pérdidas por contracción	Adimensional
k_e	Coefficiente de pérdidas por expansión	Adimensional

Cuadro 1. (Continuación)

Parámetro	Significado	Unidades
Nu_b	Número de Nusselt	Adimensional
Re	Número de Reynolds en el canal	Adimensional
Re^*	Número de Reynolds en el canal modificado	Adimensional
Pr	Número de Prandtl	Adimensional
N	Número de aletas del disipador	Adimensional

Fuente: Artículo Optimization of Plate Fin Heat Sinks Using Entropy Generation Minimization.

Se debe hacer también una breve descripción de las ecuaciones que resultaron del estudio de la minimización en la generación de entropía y de los factores que intervienen en el diseño y la construcción de los disipadores de calor basados en aletas [1]. Se comienza con la ecuación general que describe la rata de generación de entropía para los modelos de disipadores de calor.

$$S_{gen} = \frac{Q^2 R_{sink}}{T_0^2} + \frac{F_d V_f}{T_0} \quad (1)$$

En la relación (1) se resalta la influencia que tienen: la resistencia del material disipador, la temperatura absoluta del ambiente, la velocidad del fluido refrigerante, la fuerza de arrastre del fluido y la cantidad de calor que se desea disipar. Un factor que entrará a ser base de pruebas y discusiones posteriores, es la diferencia de temperatura en la base del disipador de calor, descrito como:

$$\theta_b = Q R_{sink} \quad (2)$$

Para (1) y (2) un parámetro común de influencia es la resistencia del disipador de calor que se define como:

$$R_{sink} = \frac{1}{(N/R_{fin}) + h (N-1) b L} + \frac{t_b}{k L W} \quad (3)$$

En esta variable aparecen involucrados: el coeficiente de transferencia de calor, el espesor de la base de contacto y las dimensiones del disipador. También el espaciado entre las aletas (b) que depende del ancho total del disipador, el ancho de cada aleta y la cantidad de estas, esta relación se muestra en la ecuación (4).

$$b = \frac{W - N t}{(N-1)} \quad (4)$$

La resistencia de cada aleta (R_{fin}) se define a partir de:

$$R_{fin} = \frac{1}{\sqrt{h P k A_c} \tanh(m H)} \quad (5)$$

donde:

$$m = \sqrt{\frac{h P}{k A_c}} \quad (6)$$

En las ecuaciones (5) y (6) intervienen directamente factores longitudinales de las aletas como el perímetro y el área de sección transversal, al igual que la conductividad térmica del material y el coeficiente de transferencia de calor. El área de sección transversal y el perímetro, están definidos sobre cada una de las aletas (no sobre el conjunto de estas) de la siguiente manera:

$$P = 2 (L + t) \quad (7)$$

$$A_c = L t \quad (8)$$

Para concluir con el análisis y el desarrollo de este grupo de factores, se debe definir el coeficiente de transferencia de calor entre los cuerpos que intervienen (las aletas y el fluido refrigerante), para el cual se sigue el modelo desarrollado por Teertstra et al [7]:

$$h = \frac{k_f Nu_b}{b}, \quad (9)$$

donde:

$$Nu_b = \left[\left(\frac{Re_b^* Pr}{2} \right)^{-3} + \left(0.664 \sqrt{Re_b^*} Pr^{1/3} \sqrt{1 + \frac{3.65}{\sqrt{Re_b^*}}} \right)^{-3} \right]^{-1/3}. \quad (10)$$

Este factor (10), está influenciado por el número de Prandtl y el valor de Reynolds modificado, características dadas por el fluido refrigerante (aire para nuestro desarrollo) y en donde intervienen también la velocidad en el canal y la viscosidad cinemática; relaciones e influencias que quedan demostradas en las tres ecuaciones (11), (12) y (13).

$$Re_b = \frac{b V_{ch}}{\gamma} \quad (11)$$

$$Re_b^* = Re_b \left(\frac{b}{L} \right) \quad (12)$$

$$V_{ch} = V_f \left(1 + \frac{t}{b} \right) \quad (13)$$

Aparte de la resistencia del disipador (R_{sink}) la rata de generación de entropía está también definida por un factor muy influyente en su comportamiento, que es la fuerza de arrastre del fluido (F_d) como se evidenció en la ecuación (1). Este factor es definido por las características dimensionales del disipador, la densidad y la fricción aparente. Este modelo fue propuesto por Muzychka y Yovanovich [8]. En dicha investigación se define la fuerza de arrastre del fluido como:

$$F_d = \left\{ f_{app} [N(2HL + bL) + k_c(HL) + k_s(HL)] \right\} \cdot \left(\frac{\rho V_{ch}^2}{2} \right) \quad (14)$$

Los coeficientes de pérdida tanto de contracción como de expansión, están influenciados por el flujo de área libre, que por definiciones de la mecánica de fluidos están dados por las relaciones (15), (16) y (17).

$$k_c = 0.42 (1 - \sigma^2) \quad (15)$$

$$k_e = (1 - \sigma^2)^2 \quad (16)$$

$$\sigma = 1 - \frac{N t}{W} \quad (17)$$

La fricción aparente se describe como una relación del número de Reynolds, la fricción y la longitud que recorre el fluido en contacto, esto queda evidenciado en las ecuaciones (18) – (21) que se presentan a continuación.

$$f_{app} = \frac{1}{Re_{Dh}} \left[\left(\frac{3.44}{\sqrt{L^*}} \right)^2 + (f Re_{Dh})^2 \right]^{1/2} \quad (18)$$

$$L^* = \frac{L}{D_h Re_{Dh}} \quad (19)$$

$$Re_{Dh} = \frac{D_h V_{ch}}{\gamma} \quad (20)$$

$$f Re_{Dh} = 24 - 32.527 \left(\frac{b}{H} \right) + 46.72 \left(\frac{b}{H} \right)^2 - 40.829 \left(\frac{b}{H} \right)^3 + 22.954 \left(\frac{b}{H} \right)^4 - 6.089 \left(\frac{b}{H} \right)^5 .$$

(21)

En varios trabajos de investigación [6,8], se han propuesto algunos algoritmos un poco más completos, que abarcan el uso de dos o más de las metodologías de optimización nombradas al principio de esta sección, llamados algoritmos metaheurísticos híbridos. Estos plantean simplemente tomar la solución óptima de uno de los algoritmos para definirla como condición inicial del siguiente, reduciendo el riesgo de divergencia y el número de iteraciones que conllevaría la obtención de la respuesta. En la sección 4 se evidenciará la manera en que las

relaciones (1) – (21) se adicionan al algoritmo desarrollado del método de optimización híbrido (PSO + Simplex).

2. DESARROLLO DEL ALGORITMO COMPUTACIONAL BASE, ENTRENAMIENTO Y VALIDACIÓN

Tomando como referencia la forma de comportamiento de algunos estudios realizados en razón del PSO y sus usos, se dio inicio a la creación de este algoritmo programando sus características en una herramienta computacional. Además, conociendo la expresión del método PSO, se tomó como referencia para este artículo la siguiente expresión:

$$v_i = \omega v_i + C_1 R_1 (p_i - x_i) + C_2 R_2 (p_g - x_i) \quad (22)$$

Se dio un acercamiento al algoritmo del PSO en una sola dimensión, creando vectores de posición (x_i) y de velocidad (v_i). Se estableció también el valor de los parámetros principales del algoritmo (con base en [6,8]: longitud de vectores (l), número de partículas del sistema (np), mejor posición global (g), función objetivo a estudiar ($target$), constantes ω ($omega$) y ϕ (phi) y número de iteraciones (it); donde ω es constante con valor entre cero y uno (para el estudio definido como 0.5), ϕ representa sin distinción a C_1 y C_2 con valor 2; los vectores R_1 y R_2 con valores entre cero y uno aleatorios en cada una de las iteraciones. En la segunda parte del programa, se inician los vectores posición (x_i) y velocidad (v_i) de todas las i -ésimas partículas haciendo un ciclo que los defina de forma aleatoria. Además, se define la mejor posición de cada una de las partículas igualando dicho factor al mismo valor aleatorio que se le acaba de dar a la posición, estableciéndose el primer valor con el que se realimentará el sistema para seguir operando. Al final se describe el cuerpo principal del algoritmo, es decir, donde se estructura y evalúa la ecuación que encuentra el valor óptimo de las partículas (ecuación 22). Es así como se van hallando, evaluando y realimentando al algoritmo los valores de la posición y la velocidad tanto de cada partícula, como del global de la población en cada iteración. Se modifica el valor

de la posición de cada una de las partículas según el resultado de la evaluación de la mejor posición, siguiendo el comportamiento de la ecuación (23) en cada iteración.

$$x_i = x_i + v_i \quad (23)$$

El proceso definido anteriormente se repite tantas veces como se halla definido en el número de las iteraciones, o hasta que el enjambre haya definido que la posición donde se encuentra es la más favorable para todos. En la definición de un valor para esta decisión en el algoritmo, se asignó un parámetro de parada al que se llamó tolerancia del sistema, el cual considerando las posibles aplicaciones importantes en las cuales se podría incluir esta propuesta, específicamente la microelectrónica, se estableció como $1e-6$ aplicado a la diferencia de dos iteraciones sucesivas. Así cuando la respuesta que se ha encontrado en el proceso supera este parámetro, se toma que dicho resultado es el óptimo. Para concluir esta definición, se encontró que se puede reproducir este sencillo análisis tantas veces como dimensiones (variables) sea necesario optimizar, es decir, que se realiza el mismo método de análisis desarrollado hasta el momento, definiendo en vez de vectores lineales a matrices de valores.

En este estudio se propone tomar la solución que arroja el análisis de PSO que se mostró anteriormente e incluirla como dato de entrada (ya no de forma aleatoria como en el PSO, sino como una primera aproximación al valor óptimo final) al algoritmo del método de aproximación de Nelder Mead (Simplex) [8]. De esta manera se asegura que el método Simplex converja rápidamente y tenga un valor muy preciso de respuesta. Así queda definido el algoritmo metaheurístico híbrido base para poder continuar en el desarrollo del estudio. Para validar la propuesta se hicieron algunas comparaciones entre respuestas a funciones de valor óptimo conocido, con la respuesta que brinda la aplicación a estas mismas funciones y poder evaluar así el desempeño de la forma de programación del POS + Simplex.

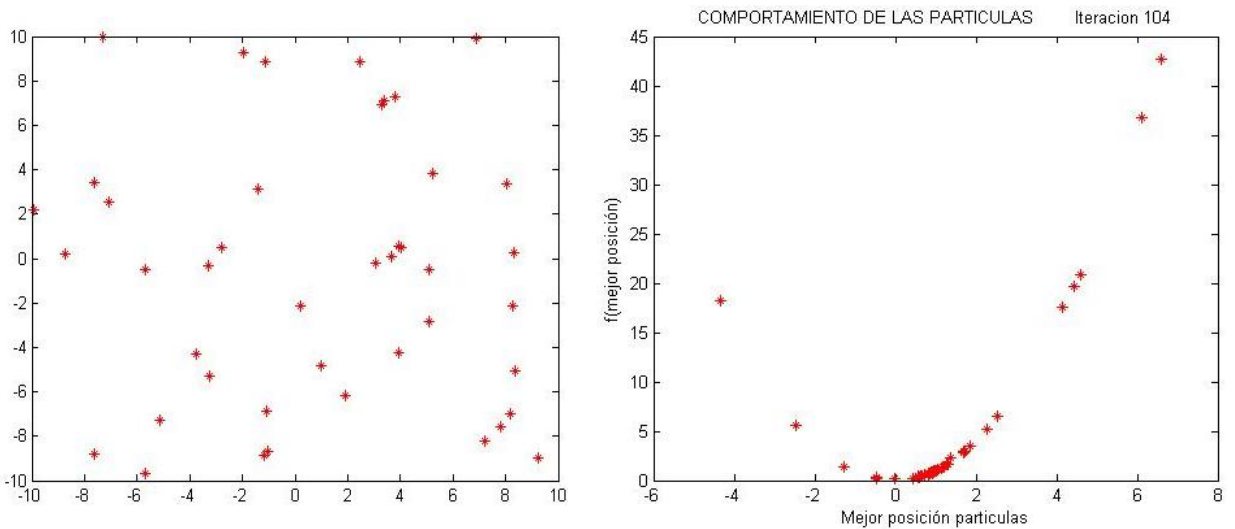
Para una dimensión se tomaron como referencia funciones sencillas hallando el mínimo de cada una de ellas por medio de la primera derivada y por medio del algoritmo desarrollado. Se tomo la ecuación $f(x) = 2x^2 - 4x - 8$, a la cual se le determino el valor mínimo x_{min} realizando la primera derivada de dicha función, igualando a cero y despejando dicho valor. Se obtuvieron por este método los valores de $x_{min} = 1$ y $f(x_{min}) = -10$. Aplicando esta función al método desarrollado para este capítulo, se dieron los resultados de $x_{min} = 0.9999$ y $f(x_{min}) = -9.9999$. En la segunda prueba se trabajó con la función $f(y) = y^2 - 8y + 1$, al optimizarse con el algoritmo de este artículo se encontraron los siguientes valores: $y_{min} = 4.0000$ y $f(y_{min}) = -14.9999$ y al ser comparados con los valores que resultan del método determinístico descrito $y_{min} = 4$ y $f(y_{min}) = -15$ se da una respuesta acertada, en tiempos de computo del orden de los segundos y con pocas iteraciones realizadas (alrededor de 50). Con estas pruebas se puede definir que la convergencia del algoritmo es muy acertada para la primera aproximación.

Seguido a esto, se dio prueba al algoritmo con funciones de más de una variable con valores óptimos conocidos. La primera de ellas es $f(x, y) = x^2 - 2x + \frac{y^2}{4}$ que describe un paraboloide hiperbólico y que define como valores óptimos $x_{min} = 1$, $y_{min} = 0$ y al evaluarlos en la función $f(x, y) = -1$. De esta se obtuvieron los siguientes resultados al aplicar el método de optimización que se plantea en este estudio: $x_{min} = 0.9999$, $y_{min} = -1.9435e - 005$ y $f(x, y) = -0.9999$, valores hallados en 45 iteraciones. Se plantean también las funciones de Rosenbrock $f(x, y) = 100(y - x^2)^2 + (1 - x)^2$ y de Rastrigin $f(x, y) = 20 + x^2 + y^2 - 10[\cos(2\pi x) + \cos(2\pi y)]$, de dos dimensiones con valores óptimos de $x_{min} = 1$, $y_{min} = 1$ y $f(x, y) = 0$ para la primera y de $x_{min} = 0$, $y_{min} = 0$ y $f(x, y) = 0$ para la segunda. Al hacer la aproximación de los valores por medio del algoritmo metaheurístico híbrido (PSO-SX) se obtienen los

siguientes resultados,

Para la función de Rosenbrock $x_{min} = 0.9999$, $y_{min} = 0.9999$ y $f(x, y) = 9.7168e - 010$, valores hallados en 104 iteraciones. En la figura 1 se presenta el diagrama dado por el programa donde las partículas buscan agruparse y estar todas juntas en el punto de valor óptimo. En la izquierda la posición randomica inicial de las partículas y en la derecha la posición reagrupada óptima de las partículas que intervinieron en la optimización.

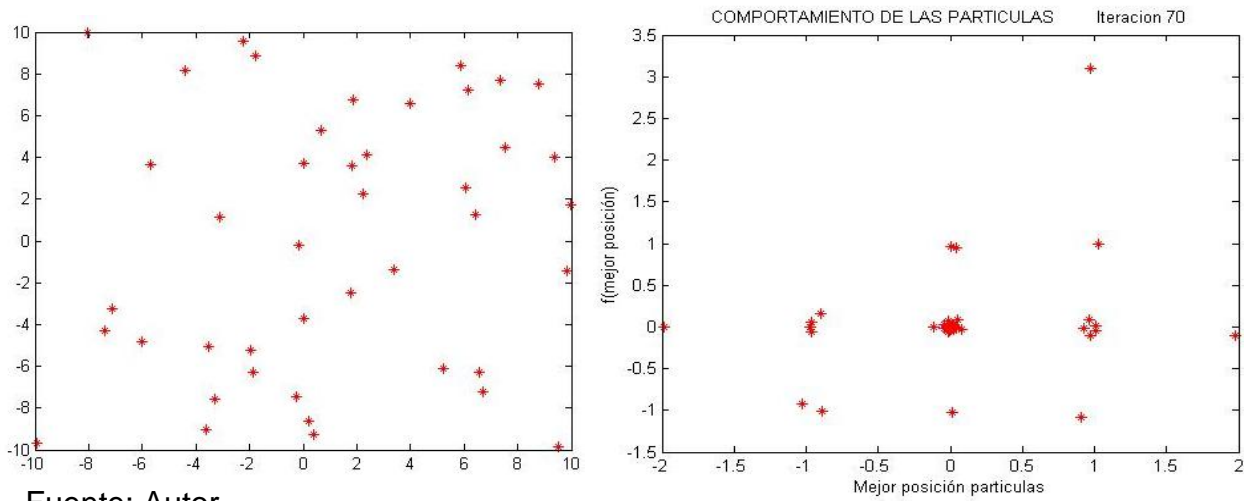
Figura 1. Comportamiento de las partículas en respuesta a la función de Rosenbrock.



Fuente: Autor

Para la función de Rastrigin $x_{min} = 4.3987e - 006$, $y_{min} = -8.6260e - 006$ y $f(x, y) = 1.8600e - 008$, valores que fueron hallados en 70 iteraciones. En la figura 2 se presenta el diagrama de las partículas durante la prueba realizada buscando el punto óptimo de agrupación. En la izquierda de la figura presenta la posición randomica inicial de las partículas y en la derecha la posición reagrupada óptima de las partículas que intervinieron en la optimización, donde se observa una población nutrida alrededor del punto óptimo

Figura. 2. Comportamiento de las partículas en respuesta a la función de Rastrigin.



Fuente: Autor

Este proceso se realizó con la intención de poder corroborar la similitud en las respuestas que brinda el algoritmo que se programó y los valores óptimos conocidos.

3. EXPERIMENTOS

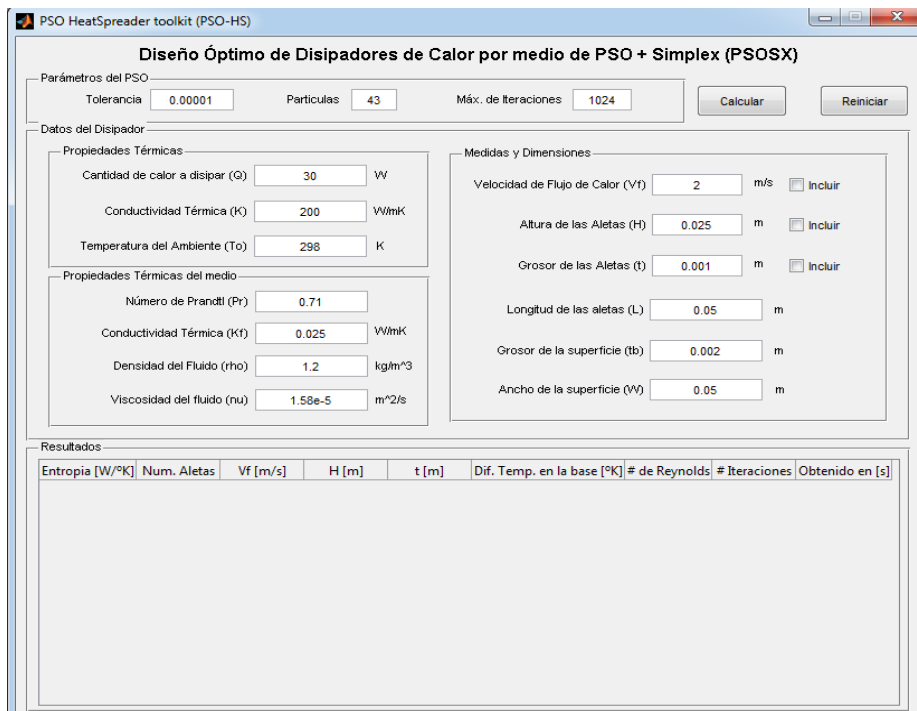
Este estudio está encaminado a optimizar los parámetros que influyen en los problemas de transferencia de calor, en circuitos electrónicos, basado en el concepto de microcanales de refrigeración y mínima generación de entropía; es decir, en la optimización de los factores de un disipador de aletas propuesto en [1]. Este objetivo se desarrolla ampliamente en esta sección.

3.1. DESCRIPCIÓN DEL ALGORITMO APLICADO A LA MINIMIZACIÓN DE LA GENERACIÓN ENTROPÍA.

Teniendo como base al algoritmo desarrollado del método de optimización, se incluyó el grupo de relaciones de los factores (1) a (21) en él y se definieron las variables a optimizar y las constantes de método. Se hicieron algunos lazos de programación donde se evalúan algunas características que deberían tener los parámetros, para ir acotando la divergencia del método. Por tanto, se definen: valores de constantes menores a cero imposibles, el número máximo de aletas, el espesor de las mismas y se restringen los datos ingresados por el usuario al dominio de los números reales. Por tanto, si se ingresa un número imaginario el programa retornara un aviso de error, de la misma forma que lo hace si ingresa un dato que no es un número (una letra o un símbolo por ejemplo). Para facilitar más la interacción con el usuario, se programó una interfaz gráfica en donde el usuario tiene la posibilidad de cambiar los valores de las características del disipador como: las dimensiones del disipador, las características físicas (de las aletas o del fluido), las características térmicas del medio, entre los demás factores resumidos en el cuadro 2. Se presentan además en esta interfaz la cantidad de partículas que intervendrán en la optimización, el número de iteraciones a realizar y el valor de tolerancia (exactitud y precisión) que se desea aplicar al algoritmo. Puede también elegir el usuario la cantidad de parámetros que desea incluir en la

optimización. En la interfaz (ver figura 3) se presenta: el título de la aplicación “Diseño Óptimo de disipadores de calor por medio de PSO + Simplex”, las casillas de definir los valores de los parámetros del disipador y las casillas de “incluir” cada una de las variables a optimizar. Además presenta dos botones de acción que son: “calcular” (que hace correr el algoritmo) y “reiniciar” (el cual borra todos los resultados hallados anteriormente); por último, en su parte inferior muestra tabulado el resultado de valores dados por las pruebas que se describirán más adelante.

Figura. 3. Interfaz gráfica.



Fuente: Autor

Para validar la programación realizada se utilizaron los resultados obtenidos en [1]. En dicho estudio proponen cuatro variables a optimizar fundamentales e influyentes en el comportamiento del disipador: el número de aletas (N), la velocidad del fluido refrigerante (V_f), la altura de la aleta (H) y el espesor de cada

una de ellas (t). Estas variables se combinan en cinco pruebas diferentes para obtener una cantidad de soluciones distintas en cada modo de optimización.

3.2. DESARROLLO DE LAS PRUEBAS.

En cada una de las pruebas se calculan ciertos parámetros importantes para el comportamiento del disipador en general, los cuales se visualizaron en la interfaz gráfica de forma clara y ordenada. Dichos parámetros son: el valor de la función de generación de entropía resultado de aplicar los valores optimizados, el número de aletas (optimizado), la velocidad del fluido refrigerante (definido u optimizado, según sea el caso de prueba), la altura del disipador (definido u optimizado), el espesor de cada aleta (definido u optimizado), la diferencia de temperatura en el disipador (calculado), el número de Reynolds (calculado), el número de iteraciones que usó el algoritmo para llegar a dicha solución y el tiempo empleado para tal fin.

Para ser usados en este momento, se dan algunos valores de las variables de transferencia de calor, de las dimensiones específicas del disipador, de las características térmicas, entre otros parámetros mostrados en el cuadro 2.

Cuadro 2. Valores definidos para el desarrollo.

Parámetro constante	Valor	Unidades
Q	30	W
T_o	298	K
L	0,050	<i>m</i>
W	0,050	<i>m</i>
k_f	0,025	<i>W/m K</i>
K	200,00	<i>W/m K</i>
γ	$1,58 \times 10^{-5}$	<i>m²/s</i>
t_b	0,002	<i>m</i>
ρ	1,2	<i>kg/m³</i>
Pr	0,71	

Cuadro 2. (Continuación)

Parámetro optimizable	Valor	Unidades
N	Optimizable siempre	
V_f	2,00	m/s
H	0,025	m
t	0,001	

Fuente: Artículo optimization of Plate Fin Heat Sinks Using Entropy Generation Minimization.

Para la primera prueba se desea optimizar solo el número de aletas presentes en el disipador (N). Por tanto las otras variables optimizables (V_f , H y t) toman los valores definidos para cada una de ellas en el cuadro 2. Los resultados de esta prueba obtenidos tanto por [1] como por el método presentado en este artículo se incluyen en los cuadros 3 y 4:

Cuadro 3. Resultados de la optimización del numero de aletas de la literatura.

Parámetro	Valor	Estado
N	28,57	Optimizado
V_f	2,0	Definido
H	0,025	Definido
t	0,001	Definido
θ_b	11,51	Calculado
Re	473,9	Calculado

Fuente: Artículo optimization of Plate Fin Heat Sinks Using Entropy Generation Minimization.

Cuadro 4. Resultados obtenidos con el desarrollo propuesto en la optimización del numero de aletas.

Parámetro	Valor	Estado
N	28,9705	Optimizado
V_f	2,0	Definido
H	0,025	Definido
t	0,001	Definido
θ_b	11,91	Calculado

Cuadro 4. (Continuación)

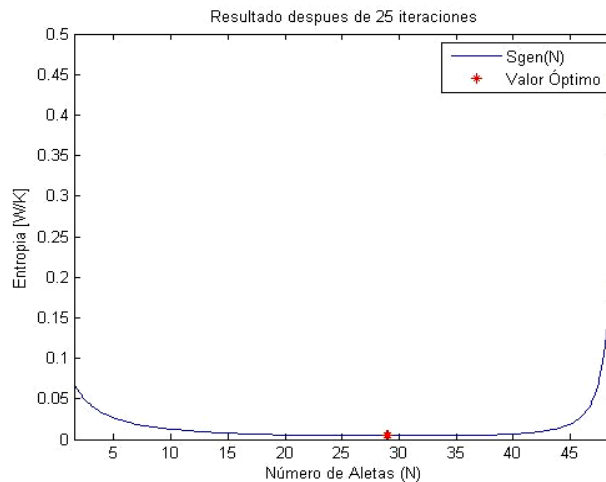
Parámetro	Valor	Estado
<i>Re</i>	443,5041	Calculado
Iteraciones	25	Utilizadas
Tiempo*	9,6483	Utilizado

* El tiempo es influenciado por las características del equipo de computo: Dell Inspiron 1110 y del Procesador del mismo: Intel Celeron 743 @ 1.30 GHz - 64 bits, en donde se realizaron las pruebas

Fuente: Autor

En la Figura. 4 se muestra como es el comportamiento de la rata de generación de entropía contra la optimización del número de aletas. En esta misma figura se puede evidenciar como el comportamiento de la función no posee cambios drásticos en su comportamiento (es prácticamente horizontal) para un amplio rango del número de aletas (de 20 a 35) en donde se encuentra el valor óptimo, por lo que para otros algoritmos de optimización puede ser complicado hallar el punto óptimo global ya que esta tendencia puede llevarlos a respuestas poco acertadas o a tener que realizar una cantidad elevada de iteraciones para llegar a la solución.

Figura. 4. Comportamiento de la función S_{gen} optimizando el número de aletas.



Fuente: Autor

En los cuadros 3-4 y la figura 4, se observa como para los dos desarrollos se tiene un número de aletas óptimo de 29.

Haciendo un análisis del comportamiento de las ecuaciones presentadas en la sección 2 y de estos resultados, es evidente que un decremento en el número de aletas produce un incremento en la resistencia del disipador (R_{sink}), y por tanto en el valor de la diferencia de temperatura (θ_b), reflejándose en un incremento de la tasa de generación de entropía. Reinvirtiendo los resultados, es decir, si se incrementa el número de aletas, se reduce el valor de la resistencia del disipador y de la diferencia de temperatura. Unido a esto se produce un incremento en las pérdidas de calor asociadas al valor de la fuerza de arrastre, produciendo un incremento en la tasa de generación de entropía. Es así como se definió que el número de aletas no debería ser menor a 20 ni mayor a 35, siendo un parámetro importante para analizar los resultados de esta propuesta.

Para la segunda prueba se optimiza el número de aletas del disipador (N), al igual que en la prueba anterior, a la vez que se optimiza la velocidad del fluido (V_f) más adecuada para el disipador; las otras dos variables (H y t) continúan con los valores dados en el cuadro 2.

Cuadro 5. Resultados reportados en la literatura optimizando el numero de aletas y velocidad del fluido.

Parámetro	Valor	Estado
N	26,77	Optimizado
V_f	2,81	Optimizado
H	0,025	Definido
t	0,001	Definido
θ_b	9,49	Definido
Re	713,3	Definido

Fuente: Artículo optimization of Plate Fin Heat Sinks Using Entropy Generation Minimization.

Cuadro 6. Resultados obtenidos con el desarrollo propuesto en la segunda prueba.

Parámetro	Valor	Estado
N	26,7640	Optimizado
V_f	3,2709	Optimizado
H	0,025	Definido
t	0,001	Definido
θ_b	8,9420	Calculado
Re	787,4401	Calculado
Iteraciones	32	Utilizadas
Tiempo	7,3804	Utilizado

Fuente: Autor

En el cuadro 5 se presentan los resultados de la nueva evaluación obtenidos en [1], y en el cuadro 6 se presentan los obtenidos por el desarrollo. Para este caso se obtiene que: el número de aletas óptimo es de 27 (menor al resultado anterior, 29 aletas) y el valor de la velocidad del fluido en los dos resultados es mayor que en la prueba anterior.

Como ya se describió, una reducción en el número de aletas hace que el valor de la resistencia del disipador, la diferencia de calor y la generación de entropía aumenten; pero aumentar el valor de la velocidad del fluido hace que se incrementen las pérdidas de calor. Por tanto al realizar la optimización de estas dos variables se compensa el aumento de una con la reducción de la otra dando como resultado final un menor valor de la rata de generación de entropía.

En la tercera prueba ya intervienen tres variables a optimizar, el número de aletas, la velocidad del fluido y dos opciones distintas, la altura del disipador (H) o el espesor de cada una de las aletas (t). Son por tanto dos pruebas diferentes, con resultados distintos para cada una de ellas, por lo que se tabularon separadamente.

Cuadro 7. Resultados reportados en la literatura optimizando numero de aletas, velocidad del fluido y altura del disipador.

Parámetro	Valor	Estado
N	24,57	Optimizado
V_f	1,48	Optimizado
H	0,0966	Optimizado
t	0,001	Definido
θ_b	7,21	Calculado
Re	409,8	Calculado

Fuente: Artículo optimization of Plate Fin Heat Sinks Using Entropy Generation Minimization.

Cuadro 8. Resultados obtenidos con el desarrollo propuesto en la tercera prueba, incluyendo H en la optimización.

Parámetro	Valor	Estado
N	24,39	Optimizado
V_f	1,7004	Optimizado
H	0,0911	Optimizado
t	0,001	Definido
θ_b	7,0391	Calculado
Re	450,9084	Calculado
Iteraciones	40	Utilizadas
Tiempo	11,2452	Utilizado

Fuente: Autor

Cuadro 9. Resultados reportados en la literatura optimizando numero de aletas, velocidad del fluido y espesor de cada una de las aletas.

Parámetro	Valor	Estado
N	38,14	Optimizado
V_f	3,28	Optimizado
H	0,025	Definido
t	0,0004	Optimizado
θ_b	8,66	Calculado
Re	583,9	Calculado

Fuente: Artículo optimization of Plate Fin Heat Sinks Using Entropy Generation Minimization.

Cuadro 10. Resultados obtenidos con el desarrollo propuesto en la tercera prueba, incluyendo t en la optimización.

Parámetro	Valor	Estado
N	35,1168	Optimizado
V_f	3,4747	Optimizado
H	0,025	Definido
t	0,00050102	Optimizado
θ_b	8,5956	Calculado
Re	638,1517	Calculado
Iteraciones	40	Utilizadas
Tiempo	11,5627	Utilizado

Fuente: Autor

Los resultados presentados son interesantes, en cuanto que resulta el mayor y menor número de aletas obtenido hasta el momento, en la primera prueba donde involucran además de los parámetros optimizados en el segundo caso, la altura del disipador (H), se obtiene un número de aletas de 24. Esto hace que las dimensiones del disipador (modificando la altura) sean más grandes; para los casos anteriores donde se tenía definida esta altura (25 mm), el resultado obtenido es una altura de casi cuatro veces este valor inicial. Lo cual es comprobado más claramente en los cuadros 7 y 8. Ahora para la segunda prueba donde se optimiza el ancho de cada una de las aletas también, se encuentra el mayor número de aletas hasta el momento encontrado. En los resultados dados en la investigación [1], el número de las aletas supera el rango que se definió al principio de esta sección, pero el comportamiento sigue siendo aceptable. Los resultados del algoritmo que se expone, presenta un número de aletas de 35 el cual es uno de los límites que se definieron, en donde se evidencia que este parámetro influye ampliamente en el ancho de cada una de las aletas, el cual pasó de ser de 1 mm a prácticamente un tercio de dicho valor. Por tanto, en estos dos casos de optimización hay que tener cuidado dependiendo del uso que se le vaya a dar al disipador, porque sus resultados afectan directamente las dimensiones de construcción del dispositivo, específicamente de la altura total del disipador y el

ancho de cada una de las aletas. Por último, la prueba más compleja involucra las cuatro variables a optimizar, lo que hace mucho más preciso el resultado ya que todos tienen influencia en el resultado de minimizar la tasa de transferencia de calor por medio de entropía. Es así como el número de aletas, la velocidad del fluido, la altura del disipador y el espesor de cada una de las aletas, son optimizadas simultáneamente y para el mismo fin. Los resultados de la prueba descrita anteriormente se presentan en el Cuadro 11 y Cuadro 12.

Cuadro 11. Resultados reportados en la literatura optimizando número de aletas, velocidad del fluido, altura del disipador y espesor de cada una de las aletas.

Parámetro	Valor	Estado
N	19,07	Optimizado
V_f	1,21	Optimizado
H	0,122	Optimizado
t	0,0016	Optimizado
θ_b	7,2	Calculado
Re	433,3	Calculado

Fuente: Artículo optimization of Plate Fin Heat Sinks Using Entropy Generation Minimization.

Cuadro 12. Resultados obtenidos con el desarrollo propuesto en la cuarta prueba.

Parámetro	Valor	Estado
N	14,5869	Optimizado
V_f	1,2691	Optimizado
H	0,1357	Optimizado
t	0,0024	Optimizado
θ_b	6,8840	Calculado
Re	562,9180	Calculado
Iteraciones	74	Utilizadas
Tiempo	24,2984	Utilizado

Fuente: Autor

En este caso final se observa, al igual que en el caso anterior, el impacto del resultado para la aplicación que se vaya a dar el disipador; ya que el valor que

resulta de la altura es mucho más grande que el manejado en el resto de las pruebas. Dicha altura es de más de 13 centímetros, comparada con el valor de unos cuantos milímetros que se manejo anteriormente.

4. CONCLUSIONES

- El método metaheurístico híbrido que se planteó de PSO + Simplex (arquitectura secuencial), tiene un comportamiento eficiente para las funciones de Rosenbrock y Rastrigin de dos dimensiones, como lo evidencian los resultados mostrados al final de la sección 3.
- Al optimizar los parámetros fundamentales de los disipadores de calor tipo microcanales con el método de optimización propuesto (PSO + Simplex), se evidencia una gran similitud con los resultados obtenidos con el método de multiplicadores de Lagrange, pero con una considerable reducción en el esfuerzo necesario para lograr la respuesta.
- El valor de la función de entropía para el caso en que se presentan números de aletas menores de 20 y mayores de 35 tiene un comportamiento exponencial creciente, debido a su marcada dependencia con este parámetro.
- Se evidencia como al incluir nuevos factores en el proceso de optimización en la generación de entropía, hace que se vuelva más complejo el análisis del comportamiento de la función objetivo, debido ello a la interdependencia física entre los varios componentes de la función de generación de entropía.
- A partir de los desarrollos, se pudieron establecer de manera empírica los valores límite de algunos parámetros como: el máximo número de aletas (49), la altura máxima del disipador (1mt), el ancho máximo de cada una de las aletas (0,1 mt) y la velocidad máxima del fluido (5 m/s); todo esto como condiciones de inicialización para evitar la divergencia de la respuesta en el problema objetivo.

BIBLIOGRAFIA

- [1] J. R. Culham and Y. S. Muzychka, "Optimization of Plate Fin Heat Sinks Using Entropy Generation Minimization", IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies, vol. 24, No. 2, June 2001, pp. 159-165.
- [2] D. B. Tuckerman and R. F. Pease, "High-performance heat sinking for VLSI", IEEE Electron Device Letters, vol. Ed-2, No. 5, May 1981, pp. 126-129.
- [3] W.A. Khan, J. R. Culham and M.M. Yovanovich, "Optimization of Microchannel Heat Sinks Using Entropy Generation Minimization Method" IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies, vol. 32, No. 2, June 2009, pp. 243-250.
- [4] C. A. Coello, "Introducción a los algoritmos genéticos", Soluciones Avanzadas, Tecnologías de Información y Estrategias de Negocios, Año 3, No. 17, Enero 1995, pp. 5-11.
- [5] S. Alonso, O. Cordón, I. Fernández y F. Herrera, "La Metaheurística de optimización basada en colonias de hormigas: Modelos y Nuevos Enfoques", Optimización inteligente: Técnicas de inteligencia computacional para optimización, Universidad de Málaga, España, 2004, pp. 261-314.
- [6] T. C. Havens and C. J. Spain, N. G. Salmon and J. M. Keller, "Roach Infestation Optimization", IEEE Swarm Intelligence Symposium, St. Louis MO USA, September 2008, pp. 1-7.
- [7] P. M. Teertstra, M. M. Yovanovich, J. R. Culham, and T. F. Lemezyk, "Analytical forced convection modeling of plate fin heat sinks" 15th Annu, IEEE

Semicon, Thermal Meas, Manag, Symp., San Diego CA, March 9 -11, 1999, pp. 34-41.

[8] J. A. Osma y M. J. Villareal, “Comparación del desempeño del Algoritmo de Optimización PSOSX (PE) Frente al PSOSX(S)”, Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones, Universidad Industrial de Santander, Colombia, 2009.

[9] Y. S. Muzychka and M. M. Yovanovich, “Modeling friction factors in non-circular ducts for developing laminar flow”, 2nd AIAA Theoretical Fluid Mech, Meeting, Albuquerque, NM, June 15-18, 1998.

[10] J. Wen, X. Wu, K. Jiang and B. Cao, “Particle Swarm Algorithm Based On Normal Cloud”, IEEE World Congress on Computational Intelligence, Evolutionary Computation, Hong Kong, June 2008, pp. 1492 – 1496.