

# Conformado de Haz para MIMO Masivo usando Algoritmos de Optimización Híbridos

Juan J. Mora

Departamento de Electrónica y Ciencias de la Computación.  
Pontificia Universidad Javeriana Seccional Cali, Colombia  
juanmora4496@javerianacali.edu.co

## Resumen

En este trabajo se propone el diseño y aplicación de un algoritmo metaheurístico híbrido sobre el proceso de conformación de haces en un plano de antenas MIMO Masivo 8x8. Este algoritmo se ejecutó y se evaluó mediante una serie de experimentos desarrollados en MATLAB en los que se consideraron diferentes tipos y números de usuarios. El desempeño del nuevo algoritmo se evaluó en función del tiempo de ejecución, el número de iteraciones y la potencia promedio recibida por los usuarios en cada uno de los escenarios. Finalmente, se realizó una comparación entre el desempeño de los algoritmos metaheurísticos individuales con el nuevo algoritmo híbrido y se encontró que un algoritmo diseñado utilizando una estrategia de hibridación es capaz de dirigir mayor potencia a los usuarios en cada uno de los escenarios.

## I. INTRODUCCIÓN

Los sistemas de comunicación han sido muy importantes para la humanidad y su desarrollo. Desde sus orígenes, el hombre ha buscado comunicarse y junto con el avance de la tecnología hemos visto como el desarrollo de estas permiten cada vez mejorar la forma en que nos comunicamos. Desde la última mitad del siglo XX hasta la actualidad, los sistemas de comunicación han tenido un crecimiento exponencial y en estos momentos nos encontramos a las puertas de la quinta generación de telefonía celular (5G).

En los últimos años, varios estudios se han centrado en sistemas masivos de múltiples entradas y múltiples salidas (MIMO), ya que se considera que juegan un papel importante en el despliegue del 5G. [1] Los sistemas MIMO masivo son sistemas en los cuales cada estación base contienen numerosas antenas. Este alto número de antenas permite alcanzar una eficiencia espectral más alta y una mejor eficiencia energética [1]. La tecnología multiple-input multiple-output (MIMO) ha sido ampliamente estudiada durante las últimas dos décadas y se ha aplicado a muchos estándares inalámbricos. El uso de estas tecnologías puede mejorar significativamente la capacidad y confiabilidad de dichos sistemas inalámbricos, así como su eficiencia energética y eficiencia espectral [2]. Más allá de que sean temas que han sido estudiados por más de algunas décadas, actualmente continúan teniendo gran interés académico. Esto se debe a los beneficios que pueden aportar al mundo de las telecomunicaciones y el deseo de los investigadores de desarrollar redes cada vez más resilientes, eficientes y confiables.

Una de las técnicas más utilizadas en los arreglos de antenas MIMO masivos es el beamforming o conformación de haces. Desarrollada a principios de los años 90, el beamforming es un tipo de procesamiento de señal utilizado en arreglos múltiples de antenas, ya sea del lado del transmisor o del receptor, con el fin de detectar de manera simultánea múltiples señales y así aumentar la capacidad del sistema y mejorar el rendimiento del sistema. Más allá de que el beamforming no sea un proceso del todo nuevo, esta técnica se presenta como una de las principales tecnologías que implementadas en conjunto con los arreglos de antenas MIMO masivo serán fundamentales para la consolidación de las redes 5G [3].

En esta investigación se consideró un conjunto de algoritmos metaheurísticos previamente desarrollados los cuales fueron utilizados para diseñar un nuevo algoritmo híbrido. Este nuevo algoritmo se destinó a optimizar el proceso de beamforming en un arreglo de antenas 8X8 MIMO masivo y los resultados que se obtuvieron tras su aplicación son contrastados con la aplicación de cada uno de los algoritmos metaheurísticos por separado. Finalmente se analizaron los resultados obtenidos y se concluyó si la combinación de estos algoritmos representaba una mejora para el problema de conformación de haces propuesto.

## II. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

*II-1. MIMO Masivo y Beamforming o Conformación de Haces:* Para realizar este proyecto hemos propuesto el uso de antenas MIMO Masivo 8x8 las cuales se usarán para llevar a cabo los experimentos que se desean implementar. La selección de este tipo de antenas se basa en la relevancia que están teniendo en la actualidad y las aplicaciones que se le pueden dar en la quinta generación de redes celulares y el interés académico que existe por el tema [2].

Tomando esto en cuenta los sistemas MIMO Masivo se pueden definir como sistemas de múltiples antenas (arreglo plano de antenas) en los cuales cada estación base contiene numerosas antenas. Este alto número de antenas permite alcanzar una eficiencia espectral más alta y una mejor eficiencia energética [4]. Este tipo de antenas permite modificar el diagrama de radiación lo cual quiere decir que permite dirigir la potencia irradiada en cualquier dirección deseada.

*II-2. Algoritmos metaheurísticos:* A pesar de las ventajas que el beamforming pueda presentar, sus costos de implementación y en especial sus altos requerimientos computacionales son dos de las principales limitantes que esta tecnología presenta. Para poder afrontar este problema hemos decidido implementar algoritmos de optimización basados en fenómenos de la naturaleza.

Los algoritmos metaheurísticos son metodologías de alto nivel utilizadas para resolver problemas de optimización específicos [5]. El nombre de estos algoritmos deriva de la palabra heurístico que significa buscar y meta que hace referencia a alto nivel [6]. Estos algoritmos se caracterizan por tener componentes de exploración y explotación [5] los cuales se basan en procesos que típicamente se pueden encontrar en la naturaleza y ciertas abstracciones de esta, tales como el comportamiento de una colonia de hormigas, el recocido de materiales, el vuelo de un ave o algoritmos genéticos [7] [8]. Dichos algoritmos han tenido diversas aplicaciones dentro del mundo de la optimización de procesos tales como en la identificación de fallas de un sistema de producción, diseño de unidades de procesamiento gráfico y predecir la capacidad resistiva de conexiones en estructuras compuestas [9].

### *II-A. Algoritmos Metaheurísticos Híbridos*

En diversas investigaciones se ha encontrado que la idea de combinar diferentes algoritmos, o las mejores cualidades de ellos, resulta en una optimización más eficiente y capaz de producir mejores resultados que el uso de cada algoritmo por separado [10] [11]. Partiendo de esta idea surge el concepto de algoritmos metaheurísticos híbridos. Los algoritmos metaheurísticos híbridos se pueden definir como: aquellos algoritmos metaheurísticos que combinan diferentes conceptos o componentes de mas de un algoritmo metaheurístico [12].

### *II-B. Estrategia de Hibridación 1: Configuración de isla con Migración asíncrona por solicitud (MAS)*

La primera propuesta de hibridación es utilizar una estrategia de combinación híbrida de trabajo en equipo de alto nivel. Esta estrategia se caracteriza por ser un modelo de optimización en los que muchos agentes cooperantes evolucionan de forma paralela y buscan cooperar entre si.

Un ejemplo utilizado de manera recurrente en este tipo de estrategia es la configuración de isla. En un modelo de isla, cada algoritmo mantiene su propia subpoblación, y dichos algoritmos trabajan en conjunto intercambiando periódicamente una parte de sus poblaciones en un proceso llamado migración. Esta migración depende de dos parámetros. El primero es el intervalo de migración. Este intervalo se refiere a el número de iteraciones entre una migración o el criterio utilizado para determinar cuando una migración se debe llevar a cabo. El segundo parámetro es el tamaño de la migración, lo cual indica el número de individuos de la población a migrar [13].

A diferencia del modelo de isla tradicional, en esta investigación se realizaron ciertos ajustes a dicho modelo. El primer ajuste consistió en evitar el uso de un número fijo de iteraciones que determine cuando se debe hacer cada migración. Para esto se utilizó un parámetro en el que cada vez que un algoritmo detecte que está estancado solicita ayuda a un algoritmo vecino y en caso de que este tenga un conjunto de soluciones que pueda ayudar al algoritmo estancado, estas serán enviadas como población migrante. A esto se le conoce como migración por solicitud. [14]

La forma en que funciona la migración por solicitud es bastante sencilla. Cada algoritmo se está ejecutando de manera paralela. Si algún algoritmo no consigue una mejor solución después de un número determinado de

iteraciones, envía una señal de ayuda. Todos los demás algoritmos al recibirla evaluarán si sus soluciones son mejores a las del algoritmo estancado, y en base a esto enviarán su población migrante para ayudarlo.

MAS (Migración Asíncrona por solicitud) presenta una modificación adicional al modelo original y es la inclusión de una etapa de refinamiento tal como se ilustra en el esquema del modelo en la figura 1. En este caso los algoritmos utilizados en cada una de los bloques de la isla son algoritmos de población. Sin embargo, la etapa de refinamiento se utilizará un algoritmo de solución individual (SA). Esta decisión se lleva a cabo teniendo en cuenta que los algoritmos basados en población nos ayudan a explorar de manera más completa el área del problema mientras que el algoritmo de solución individual utiliza su capacidad de explotación para obtener un resultado más refinado. [13]

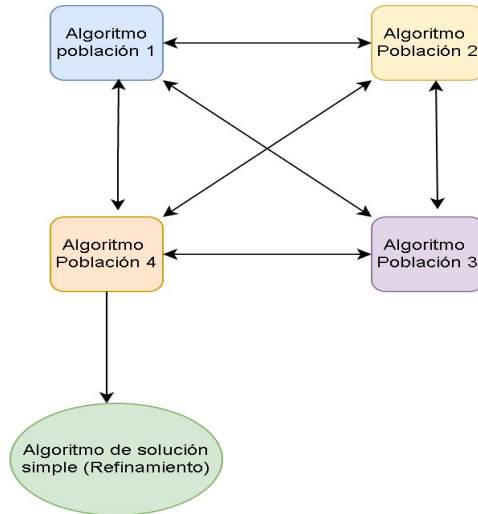


Figura 1. Configuración de isla: migración asíncrona por solicitud (MAS)

### II-C. Estrategia de Hibridación 2: Relevó y Búsqueda en Equipo (RBE)

La segunda propuesta de hibridación es una estrategia de combinación híbrida de relevó de alto nivel. Esta estrategia se caracteriza por ser un modelo de optimización en el que los diferentes algoritmos están conectados de manera secuencial. Por lo tanto, la salida del primer algoritmo es igual a la entrada al segundo. Adicionalmente, en esta configuración planteamos dividir la población de manera equitativa, de tal manera que cada algoritmo trabaje con una parte de la población total. De esta manera se divide el costo computacional del problema entre los algoritmos disponibles [13].

Continuando con la idea de la configuración anterior, en este caso también se utilizan algoritmos basados en población para hacer una búsqueda más global sobre la superficie. Posteriormente, cada algoritmo tendrá su propia etapa de refinamiento utilizando el algoritmo de Recocido de materiales frío (CSA). Con esta idea se propone utilizar inicialmente el algoritmo de CSA como una etapa de refinamiento determinista, y luego seleccionar a la mejor solución propuesta entre todos los algoritmos, para refinar por última vez este resultado con un algoritmo de solución individual y de búsqueda aleatoria como lo es SA tal como se ilustra en la figura 2. Como criterios de parada dentro de cada uno de los problemas se tiene a) un número máximo de iteraciones que debe ser alcanzado b) el error entre la solución deseada y la mejor solución y en el caso de SA y CSA c) haber alcanzado el número máximo de soluciones rechazadas [6].

## III.

## IV. RESULTADOS

### IV-A. Condiciones y descripción del experimento general

El objetivo del experimento general es poner a prueba la capacidad que tienen los algoritmos metaheurísticos y las estrategias de hibridación para generar vectores de peso o un factor de arreglo con los cuales la potencia

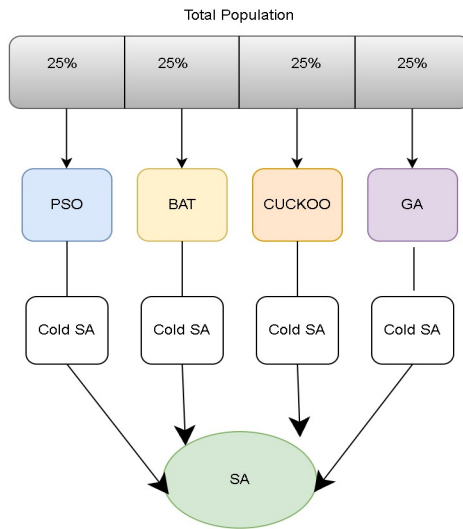


Figura 2. Configuración de Relevancia y Búsqueda (RBE)

irradiada vaya dirigida hacia donde están ubicados los usuarios.

El algoritmo en principio es ciego y en ningún momento recibe como entrada un valor o ángulo que le indique donde se ubican los usuarios. Para saber donde están ubicados los usuarios se obtiene un diagrama de radiación de referencia tal como se ilustra en la figura 3. Tal como se puede observar este diagrama muestra con respecto a un ángulo theta en un rango de 0 a 180 grados, los ángulos donde la potencia deseada es mayor. Con esta información el algoritmo no sabe explícitamente donde está cada usuario, pero si sabe hacia que dirección debe conformar y apuntar los haces de la antena para tratar de igualar la potencia del diagrama de referencia. Para realizar la representación de los usuarios se utilizan funciones gaussianas por sus características geométricas.

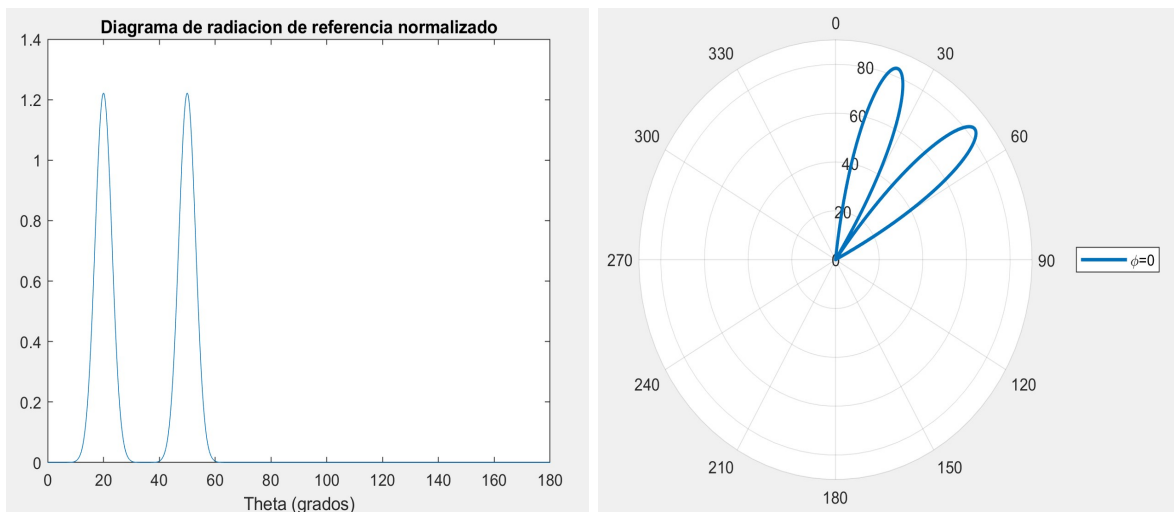


Figura 3. a) Diagrama de radiación de referencia normalizado b) Diagrama de radiación de referencia polar

La figura 3 ilustra un ejemplo de un diagrama de radiación de referencia donde se puede observar que la potencia deseada es mayor sobre los ángulos 20 y 50. Esto indica la presencia de usuarios en dichas posiciones. Tomando esto en cuenta, el algoritmo metaheurístico es utilizado para ir generando diversos vectores de pesos complejos

que al evaluarlos en la función del factor de arreglo obtenemos un diagrama de radiación normalizado tal como se observa en la figura 4 a). Posteriormente este factor de arreglo se multiplica por el diagrama de radiación de referencia generando así una propuesta de solución, tal como se ilustra en en la figura 4 b). Dicha solución propuesta se comparará con el diagrama de radiación de referencia ilustrado en la figura 3 a), para evaluar si se aproxima lo suficiente a la solución deseada. En este experimento se tiene una función multiobjetivo que considera dos variables de optimización que se buscan mejorar en cada iteración. El primero es la maximización de la norma euclidiana de la solución obtenida por el producto del factor de arreglo normalizado y el diagrama de radiación de referencia. Esta variable busca que la norma euclidiana calculada para la solución propuesta sea cada vez mayor y se aproxime lo mas posible a la norma euclidiana del diagrama de radiación de referencia. En este caso la norma se calcula tal como lo indica la 1

$$fitness_{1, Max} = \|AF[w_i, \theta, 0] \cdot DR_{ref}\|_2 \quad (1)$$

Donde  $w_i$  es la matriz de pesos de la partícula  $i$ ,  $\theta \in [0, \pi]$  y  $DR_{ref}$  el diagrama de radiación de referencia.

Para el segundo objetivo de optimización, se busca la minimización de la diferencia entre los lóbulos del diagrama de radiación. Este segundo criterio hace referencia a que se desea que la diferencia entre los puntos máximos de cada lóbulo sea lo mas pequeña posible con la intención de que los lóbulos sean lo mas similares posible en tamaño y toda la energía no sea irradiada por un solo lóbulo tal como se observa que sucede en la figura 4 a).

$$fitness_{2, Min} = \text{máx } L1 \left( AF[w_i, \theta, 0] \cdot DR_{ref} \Big|_{\theta_j=1,2,3} \right) - \text{máx } L2 \left( AF[w_i, \theta, 0] \cdot DR_{ref} \Big|_{\theta_j=1,2,3} \right) \quad (2)$$

Donde  $w_i$  es la matriz de pesos de la partícula  $i$ ,  $\theta_j = 1, 2, 3...$  los ángulos de los distintos usuarios y  $L1$  el lóbulo 1 y  $L2$  el lóbulo 2.

Tomando esto en cuenta, el algoritmo genera soluciones diferentes en cada iteración y estas son evaluadas bajo los criterios de optimización previamente mencionados. Finalmente, partiendo del hecho que se desea maximizar la potencia y minimizar la diferencia entre lóbulos, el problema se plantea como una maximización de  $fitness_3$  tal como se muestra en la ecuación 3

$$fitness_{3, Max} = \frac{fitness_{1, Max}}{fitness_{2, Min}} \quad (3)$$

la solución propuesta que mejor optimice dicha variable es elegida como la mejor solución. Como salida, se obtiene el vector de pesos complejos o el factor de arreglo responsable de producir la mejor solución, y este es utilizado en la antena para dirigir la potencia en la dirección deseada.

#### IV-B. Experimento usuarios fijos

*IV-B1. Escenario 2 usuarios fijos:* A continuación se presentan los resultados obtenidos para los casos en que hay dos usuarios fijos. Para la obtención de estos resultados, los usuarios fueron ubicados en 20 y 50 grados y se procedió a observar el comportamiento de diferentes algoritmos y estrategias de hibridación sobre el experimento. Se utilizó una cantidad máxima de 50 ejecuciones para cada algoritmo y como criterios de parada se consideraron bien 300 iteraciones en total o que el algoritmo se detuviera tras 50 iteraciones si  $fitness_3$  no mejoraba.

Adicionalmente para cada uno de los algoritmos se obtuvo el tiempo de ejecución, el promedio y la desviación estándar de las iteraciones y la potencia promedio recibida por cada usuario respecto a la Isotrópica.

En la tabla I se presentan los resultados obtenidos para dicho escenario.

*IV-B2. Escenario 3 usuarios fijos:* A continuación se presentan los resultados obtenidos para los casos en que existen tres usuarios fijos. En esta escenario, los usuarios se ubicaron en 20, 50 y 80 grados, respectivamente, y se procedió a observar el comportamiento de los diferentes algoritmos y estrategias híbridas. Se utilizó una cantidad máxima de 50 ejecuciones para cada algoritmo y como criterios de parada se consideraron 300 iteraciones en total o que el algoritmo se detuviera tras 50 iteraciones en el que  $fitness_3$  no mejorara. Para cada uno de los algoritmos se obtuvo el tiempo de ejecución, el número promedio y la desviación estándar de las iteraciones y la potencia promedio recibida por cada usuario con respecto a la Isotrópica. Los resultados de este experimento se muestran en la tabla II.

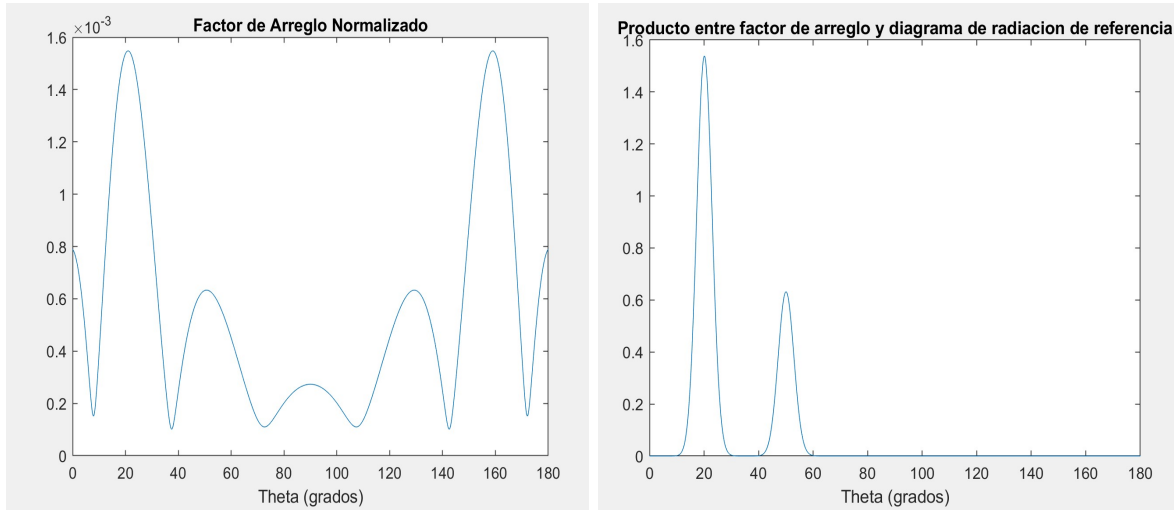


Figura 4. a) Factor de arreglo normalizado b) Producto del Factor de arreglo normalizado con el diagrama de radiación de referencia

	T(s)	Prom	Desv	Promedio Potencia (dB)			Desviación Potencia (dB)	
				$U_1$	$U_2$	Prom Por Usuario	$U_1$	$U_2$
PSO	226	192	29	4.02	2.07	3.04	2.67	2.76
GA	246	137	51	3.38	3.05	3.21	1.76	3.15
SA	179	117	7	5.25	0.57	2.91	3.49	6.05
BA	208	108	30	5.09	1.04	3.02	3.26	4.17
CUCKOO	231	104	8	5.11	0.57	2.84	3.01	5.87
MAS	222	292	10	3.60	3.44	3.52	0.77	0.55
RBE	241	287	20	3.23	3.25	3.24	0.55	0.64

Cuadro I

TABLA RESUMEN DE EXPERIMENTO DE USUARIOS 2 FIJOS UBICADOS A DISTANCIAS LEJANAS

	T(s)	Prom	Desv	Promedio Potencia (dB)				Desviación Potencia (dB)		
				$U_1$	$U_2$	$U_3$	Prom por Usuarios	$U_1$	$U_2$	$U_3$
PSO	215	81	25	6.21	-0.02	-2.46	1.24	3.94	4.10	4.80
GA	207	139	57	6.29	-0.89	-0.92	1.49	3.59	4.70	3.01
SA	116	149	43	5.74	0.77	-2.07	1.48	2.83	2.32	1.71
BAT	207	89	21	4.24	2.08	-3.49	0.94	6.80	3.66	5.39
CUCKOO	261	80	14	6.08	0.08	-4.21	0.65	3.58	4.98	7.55
MAS	245	263	29	2.90	1.84	1.05	1.93	1.74	0.91	0.76
RBE	315	274	24	2.80	2.65	1.49	2.31	0.99	0.51	0.71

Cuadro II

TABLA RESUMEN DE EXPERIMENTO DE 3 USUARIOS ESTÁTICOS UBICADOS A DISTANCIAS LEJANAS

#### IV-C. Experimento usuarios Nómadas

Para el caso de usuarios nómadas, tal como se presentó en secciones previas, se consideraron 2 usuarios con posiciones variables. Primeramente, se ubican los dos usuarios una posición inicial de 20 y 50 grados, respectivamente. Posteriormente, luego de que el algoritmo converge y se detiene, ambos usuarios migran a las ubicaciones de 30 y 80 grados, respectivamente. Para cada uno de los algoritmos se obtuvo el tiempo de ejecución, el promedio y la desviación estándar de las iteraciones y la potencia promedio recibida por cada usuario con respecto a la Isotrópica.

	T(s)	Prom	Desv	Promedio Potencia (dB)			Desviación Potencia (dB)	
				$U_1$	$U_2$	Prom por usuario	$U_1$	$U_2$
PSO	206	106	42	4.75	1.97	3.36	2.11	2.06
GA	208	132	14	4.68	2.13	3.41	1.17	2.84
SA	155	79	3	3.11	2.87	2.99	6.56	4.46
BA	209	88	25	6.01	0.14	3.08	2.61	2.48
CUCKOO	213	71	4	6.11	3.13	4.62	2.14	2.72
MAS	223	242	24	4.72	4.93	4.83	1.07	0.94
RBE	288	261	30	3.93	3.94	3.93	1.2	1.31

Cuadro III  
TABLA RESUMEN DE EXPERIMENTO DE USUARIOS NÓMADAS UBICADOS A DISTANCIAS LEJANAS

#### IV-D. Experimento usuarios Mixtos

Para el caso de usuarios mixtos se consideraron 3 usuarios de los cuales uno siempre estará fijo en la ubicación de 160 grados mientras que los otros migraran de 35 y 60 grados respectivamente a 45 y 80 grados. En este experimento se registra nuevamente el comportamiento de los algoritmos después de realizar el desplazamiento.

Para cada uno de los algoritmos se obtuvo nuevamente el tiempo de ejecución, el número de iteraciones promedio y desviación estándar de dichas iteraciones y la potencia promedio recibida por cada usuario con respecto a la Isotrópica. A continuación se puede observar los resultados obtenidos para el caso de usuarios a distancias lejanas. En la tabla IV se pueden observar los resultados obtenidos.

	T(s)	Prom	Desv	Promedio Potencia (dB)				Desviación Potencia (dB)		
				$U_1$	$U_2$	$U_3$	Prom por usuario	$U_1$	$U_2$	$U_3$
PSO	219	87	22	3.33	-9.82	6.01	-0.16	2.04	9.84	2.74
GA	209	139	48	3.03	-9.34	7.37	0.35	3.87	6.78	1.74
SA	155	153	21	-0.72	-2.07	5.01	1.22	6.46	4.57	2.98
BAT	209	87	34	2.62	-4.82	6.1	1.30	4.48	4.76	1.78
CUCKOO	215	89	18	1.82	-5.21	6.72	1.11	4.74	6.62	1.35
MAS	210	269	24	0.85	1.39	2.57	1.60	1.01	0.87	1.27
RBE	292	259	35	2.55	2.54	2.51	2.53	0.74	0.72	0.77

Cuadro IV  
TABLA RESUMEN DE EXPERIMENTO DE USUARIOS MIXTOS UBICADOS A DISTANCIAS LEJANAS

## V. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Esta investigación tiene por objetivo aplicar los algoritmos metaheurísticos desarrollados por Polanco (2021) [15] al problema de conformación de haces de arreglos de antenas MIMO masivo con el propósito de generar un algoritmo que presente un mejor rendimiento. La diferencia fundamental con respecto al trabajo de Polanco (2021) es que en este trabajo se usan algoritmos metaheurísticos híbridos que han sido combinados mediante diferentes estrategias de hibridación. Para llevar a cabo esta hibridación se procedió a hacer una revisión del estado del arte de las diferentes estrategias, las clasificaciones existentes y las cualidades que deben tener los algoritmos para que puedan ser combinables. Finalmente, la tarea de realizar la hibridación se llevó a cabo tomando en cuenta que, más allá de que existan infinitas posibilidades de combinar algoritmos metaheurísticos, no todas son lógicas o deben realizarse. En ese sentido, al momento de combinar cada algoritmo se deben considerar sus cualidades, funcionamiento y, en especial, fortalezas de manera que se pueda generar un nuevo algoritmo más eficaz y más eficiente.

Las estrategias de hibridación propuestas se utilizaron en diversos contextos y escenarios para evaluar su desempeño. En el caso de usuarios estáticos, se encontró que las estrategias de hibridación y algoritmos individuales tienen un comportamiento similar cuando se consideran 2 usuarios. Sin embargo, al momento de considerar un usuario adicional las estrategias híbridas son capaces de dirigir la potencia hacia los tres usuarios mientras que

los algoritmos individuales solo pueden dirigirla a dos de esos tres. En el caso de usuarios nómadas y mixtos, también se observa la misma tendencia que en el escenario anterior con respecto a la cantidad de usuarios y tipos de algoritmos. En el caso de los escenarios de usuarios mixtos, el usuario que recibe la mayor potencia siempre es el usuario que permanece estático.

Con esto se busca dar respuesta a la hipótesis originalmente planteada de que los algoritmos metaheurísticos híbridos tendrán un mejor desempeño que los algoritmos evaluados de manera individual. Mas allá de que los resultados lo demuestran, es importante establecer el contexto en que se justificará dicha respuesta, dado siempre existirá un intercambio entre tiempo de convergencia y precisión. En el caso de esta investigación se encontró que si se sacrifica ligeramente el tiempo de ejecución, para utilizar estrategias de hibridación en vez de ejecutar algoritmos individuales, se obtendrán resultados mejores.

Tal como se ha podido observar en los resultados obtenidos, los algoritmos metaheurísticos son capaces de dirigir mayor potencia de manera equitativa en las direcciones deseadas que los algoritmos individuales. Este rendimiento corresponde a que las estrategias híbridas, por la forma en que están diseñadas, son capaces de generar soluciones más diversas que los algoritmos individuales. La diversidad de las soluciones se relaciona directamente con la precisión de la solución así como su tiempo de convergencia. Entre más alta sea la diversidad, mayor es el tiempo de convergencia mejores son los resultados obtenidos. Este es uno de los factores que se debe tener en cuenta al momento de elegir trabajar con los algoritmos metaheurísticos híbridos propuestos. Las estrategias híbridas planteadas en esta investigación son capaces de brindar mejores resultados sobre el problema de beamforming mimo masivo a cambio de un número de iteraciones más elevado y un mayor costo computacional.

Finalmente, con esto podemos ver que efectivamente los algoritmos metaheurísticos híbridos se presentan como una solución posible al problema de conformación de haces descrito para este tipo de antenas y queda abierto como un tema tentativo que podrá seguir siendo desarrollado e implementado.

## REFERENCIAS

- [1] L. Lu, G. Y. Li, A. L. Swindlehurst, A. Ashikhmin, and R. Zhang, "An overview of massive mimo: Benefits and challenges," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 8, no. 5, pp. 742–758, 2014.
- [2] S. Chen, S. Sun, Q. Gao, and X. Su, "Adaptive Beamforming in TDD-Based Mobile Communication Systems: State of the Art and 5G Research Directions," *IEEE Wireless Communications*, vol. 23, no. 6, pp. 81–87, 2016.
- [3] I. M. N. R. e. a. Ali, E., "Beamforming techniques for massive mimo systems in 5g: overview, classification, and trends for future research," *Frontiers Inf Technol Electronic Eng*, no. 18, pp. 753–772, 2017.
- [4] E. Björnson, J. Hoydis, and L. Sanguinetti, "Massive MIMO Networks: Spectral, Energy, and Hardware Efficiency," *Signal Processing*, vol. 11, no. 3–4, pp. 154–655, 2017.
- [5] A. Gandomi, X. Yang, and A. Talatahari, "Bat algorithm for constrained optimization tasks," *Neural Comput. Appl*, vol. 22, no. 6, pp. 1239–1255, 2013.
- [6] X.-S. Yang, *Nature-Inspired Optimization Algorithms*, 1st ed. 225 Wyman Street, Waltham, MA 02451, USA: Elsevier Inc, 2014.
- [7] V. Osuna-Enciso, E. Cuevas, and H. Sossa, "A comparison of nature inspired algorithms for multi-threshold image segmentation," *Expert Syst. Appl.*, vol. 40, no. 4, pp. 1213–1219, 2013.
- [8] A. Kellner, "Multi-objective Ant Colony Optimisation in Wireless Sensor Networks," *Nature-Inspired Computing and Optimization, Modeling and Optimization in Science and Technologies 10*, vol. 10, no. 4, pp. 51–78, 2017.
- [9] X.-S. Yang, *Engineering Optimization: An Introduction with Metaheuristic Applications*, 1st ed. Jon Wiley Sons, 2011.
- [10] S. Jayaprakasam, S. Rahim, and C. Leow, "PSOGSA-Explore: A new hybrid metaheuristic approach for beampattern optimization in collaborative beamforming," *Applied Soft Computing*, vol. 30, pp. 229–237, 2015.
- [11] A. Magdy, M. Osama, H. EL-Ghandour, and F. Hamed, "Performance Enhancement for Adaptive Beam-Forming Application Based Hybrid PSOGSA Algorithm," *Journal of Electromagnetic Analysis and Applications*, vol. 7, no. 4, pp. 1–8, 2015.
- [12] C. Blum, A. R. M. Blesa, and M. Sampels, *Hybrid Metaheuristics: An Emerging Approach to Optimization*. Berlin, Alemania: Springer, 2008.
- [13] E. Talbi, "A Taxonomy of Hybrid Metaheuristics," *Journal of Heuristics*, vol. 1, no. 8, pp. 541–564, 2002.
- [14] D. Whitley, S. Rana, and R. Heckendorn, *Island model genetic algorithms and linearly separable problems*. Colorado, USA: Lecture Notes in Computer Science, 2006.
- [15] J. Polanco, *Beamforming de arreglos planos MIMO Masivo usando optimización metaheurística*. Colombia: Pontificia Universidad Javeriana Cali, 2020.