

SÍNTESIS DE AGRUPACIONES PLANAS MEDIANTE OPTIMIZACIÓN CON ENJAMBRE DE PARTÍCULAS

M. Lanza, J.R. Pérez, J. Basterrechea

marta.lanza@alumnos.unican.es, jesusramon.perez@unican.es, jose.basterrechea@unican.es
Dpto. Ingeniería de Comunicaciones. Laboratorios de I+D de Telecomunicaciones.
Universidad de Cantabria. Plaza de La Ciencia, Avda. Los Castros s/n. 39005 Santander. Cantabria

Abstract- In this work, classical real-valued particle swarm optimization (PSO) schemes have been modified by introducing a selection operator commonly used in genetic algorithms (GA), the tournament selection strategy (TS). The usefulness and limitations of the hybridized approach have been analyzed by comparing it with some well-known PSO classical schemes, when both are applied to planar array synthesis using complex weights. The preliminary statistical results obtained demonstrate the usefulness of the hybrid approach. For those purposes, the synthesis of the complex element weights to best meet certain far-field radiation pattern restrictions given in terms of 3D-masks has been considered as the canonical problem. Finally, further representative synthesis results for a planar array to be considered as a 60 degrees sector antenna for local multipoint distribution systems (LMDS) are also included.

I. INTRODUCCIÓN

Los métodos de optimización heurísticos basados en imitar a nivel computacional procesos naturales tan dispares como la evolución y selección natural, el movimiento y comportamiento social de diversos colectivos, o el recocido de una sustancia aplicando los principios de la termodinámica, entre otros, han captado durante las dos últimas décadas la atención de la comunidad científica debido a su capacidad para resolver problemas multimodales, no lineales y multidimensionales [1]. Su uso se encuentra muy extendido en aplicaciones tan diferentes como el diseño de filtros de microondas, la planificación de sistemas de comunicaciones móviles, la optimización del tráfico rodado o el diseño de antenas, entre otras. Por analogía con los principios descritos con anterioridad, al hablar de los métodos heurísticos de uso más extendido en la literatura, deben citarse los algoritmos genéticos (GA), la optimización con enjambre de partículas (PSO), la optimización con colonia de hormigas (ACO), el recocido simulado (SA), o los algoritmos culturales, entre otros, [2]-[6]. De entre ellos, por su potencial y sencillez de implementación y puesta a punto, el PSO se ha afianzado durante la última década como un método de optimización de gran atractivo para los investigadores. En este trabajo se analiza el comportamiento de una versión del mismo, modificada mediante la inclusión de la selección por torneo, cuando se aplica a problemas de síntesis compleja de alimentaciones de agrupaciones planas.

En las secciones II y III se presentan los fundamentos teóricos de la síntesis de agrupaciones planas de antenas y del algoritmo PSO, respectivamente. En la sección IV se incluyen resultados que ilustran la utilidad del método

propuesto y, finalmente, en la sección V se resumen las conclusiones más relevantes del trabajo.

II. SÍNTESIS DE AGRUPACIONES PLANAS

Considérese una agrupación rectangular de $M \times N$ elementos radiantes en el plano xy , dispuestos paralelos a los ejes. Si se desprecian los efectos de acoplo mutuo entre elementos, el campo radiado en una dirección concreta del espacio (θ, ϕ) , puede ser descrito en función del patrón del elemento, $PE(\theta, \phi)$, y del factor de agrupación, $FA(\theta, \phi)$, como

$$CR(\theta, \phi) = PE(\theta, \phi) FA(\theta, \phi) \quad (1)$$

Si los elementos están espaciados d_x y d_y en x e y , el factor de agrupación puede definirse como

$$FA(\theta, \phi) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N a_{mn} e^{j((m-1)k_x d_x + (n-1)k_y d_y + \alpha_{mn})} \quad (2)$$

donde

$$k_x = (2\pi / \lambda) \sin(\theta) \cos(\phi) \quad (3)$$

$$k_y = (2\pi / \lambda) \sin(\theta) \sin(\phi) \quad (4)$$

En (2), a_{mn} y α_{mn} representan la amplitud y fase de las excitaciones de cada elemento de la agrupación. Asumiendo síntesis compleja, el objetivo es optimizar los pesos complejos, de forma que el campo radiado por la agrupación, $CR(\theta, \phi)$, satisfaga unos requisitos especificados a través de unas máscaras 3D superior e inferior, MS y MI , y, si procede, una tercera máscara contrapolar, MC ; todas ellas definidas en P direcciones del espacio, (θ_p, ϕ_p) , y convenientemente normalizadas. El vector C en (5) contiene el conjunto de parámetros a optimizar con PSO y en (6) se muestra la función de coste, F , utilizada para evaluar en cada iteración la calidad de cada solución potencial.

$$C = (a_{11}, \alpha_{11}, a_{21}, \alpha_{21}, \dots, a_{mn}, \alpha_{mn}, \dots, a_{MN}, \alpha_{MN}) \quad (5)$$

$$F = \sum_{p=1}^P \min(|CR_{cp}(dB) - MS(dB)|, 0) + \sum_{p=1}^P \min(|MI(dB) - CR_{cp}(dB)|, 0) + \sum_{p=1}^P \min(|CR_{xp}(dB) - MC(dB)|, 0) \quad (6)$$

III. OPTIMIZACIÓN CON ENJAMBRE DE PARTÍCULAS

El algoritmo PSO está inspirado en imitar a nivel computacional el comportamiento social de colectivos tales como las bandadas de aves o los enjambres de insectos, emulando el movimiento coordinado y un tanto impredecible de cada miembro del colectivo en función de la predisposición de sus individuos para compartir información y asimilar las experiencias recopiladas por cada uno de sus vecinos [3].

Considérese un enjambre compuesto por K partículas o soluciones potenciales a un cierto problema, como el vector C en (5), donde cada individuo del colectivo se encuentra representado por su posición en el espacio de búsqueda N -dimensional, $X_k = (X_{k,1}, X_{k,2}, \dots, X_{k,N})$. Los límites del espacio de decisión N -dimensional quedan establecidos por el rango de variación de cada parámetro a optimizar (a_{mn} y α_{mn} en el caso de la síntesis de agrupaciones planas), de acuerdo con (7). Básicamente, en cada iteración del método ($i \rightarrow i+1$), el enjambre se desplaza hacia una nueva posición, X_k^{i+1} , con una velocidad $V_k^{i+1} = (V_{k,1}^{i+1}, \dots, V_{k,N}^{i+1})$ limitada según (8), y en función de su trayectoria en curso, V_k^i , su propia experiencia, p_{best} , y la mejor información aportada por cada uno de sus congéneres, g_{best} . Este proceso se resume en las ecuaciones (9) y (10).

$$x_n \in [x_{n,\min}, x_{n,\max}] \quad \text{con } x_n \in \mathfrak{R} \quad (7)$$

$$v_n \in [-V_{\max}, V_{\max}] \quad (8)$$

$$V_k^{i+1} = \omega V_k^i + c_1 r_1 (p_{best} - X_k^i) + c_2 r_2 (g_{best} - X_k^i) \quad (9)$$

$$X_k^{i+1} = X_k^i + V_k^{i+1} \cdot \Delta t \quad (10)$$

En las ecuaciones anteriores, ω es el peso inercial e indica la tendencia del enjambre para continuar con la misma trayectoria. Los términos c_1 y c_2 son las constantes de aceleración cognitiva y social que determinan, respectivamente, la influencia en el movimiento de una partícula de la mejor experiencia individual, p_{best} , y colectiva, g_{best} . Los parámetros r_1 y r_2 corresponden a dos números aleatorios uniformemente distribuidos entre 0 y 1. Por último, Δt es el paso temporal entre dos movimientos, habitualmente considerado de valor unidad.

En función de cómo se actualice la información en el enjambre y de cómo se transmita el conocimiento entre partículas, pueden encontrarse en la literatura diversos esquemas clásicos para el PSO [7]-[8], destacando los cuatro que a continuación se enumeran: PSO con actualizaciones síncronas o asíncronas de la población y topología global o local, PSO-SG, PSO-AG, PSO-SL y PSO-AL, respectivamente. Por una parte, dependiendo del grado de vecindad, es posible distinguir entre las topologías global y local. En el primer caso, se considera que son vecinos de la partícula todos los miembros del colectivo; mientras que en

el segundo caso sólo una sub-población del enjambre, N_n , es capaz de relacionarse de forma directa con un individuo concreto. Dependiendo de la topología escogida, la transmisión de la información en el enjambre puede acelerarse o ralentizarse, lo cual influye directamente en la velocidad de convergencia y en la capacidad del algoritmo para escapar a soluciones locales, [9].

Por otra parte, en función del instante en el que se actualicen los términos p_{best} y g_{best} , es posible distinguir entre el PSO con actualizaciones síncronas o asíncronas de la población [9]. En el esquema síncrono, los hallazgos del colectivo, esto es el término g_{best} , se actualizan entre iteraciones, ralentizando el flujo de la información extremo a extremo de la población. Sin embargo, en el caso asíncrono los nuevos hallazgos que alcanza una determinada partícula se transmiten inmediatamente al resto del enjambre, que dispone de esta información para dirigir la búsqueda. Por tanto, puede concluirse que el esquema asíncrono acelera la convergencia, al difundir más rápidamente las nuevas soluciones entre las partículas del enjambre.

En este trabajo, los esquemas clásicos han sido convenientemente modificados, introduciendo selección por torneo (TS), una estrategia de selección propia de los GA, dando lugar a los aquí denominados esquemas híbridos (HPSO), [10]. Básicamente, la TS binaria consiste en escoger aleatoriamente dos partículas de la población y eliminar aquella que pierde el torneo, entendiendo como tal aquella que tiene el peor valor de fitness asociado, de acuerdo con (6). Conjugando PSO y TS, el proceso se reduce a llevar a cabo un conjunto de K torneos al finalizar cada iteración, para filtrar el enjambre y promover la supervivencia de las mejores soluciones, incrementando así la presión de búsqueda del algoritmo clásico y su velocidad de convergencia.

IV. RESULTADOS

Los esquemas clásicos e híbridos de PSO han sido comparados entre sí con el objetivo de encontrar la configuración que mejor rendimiento ofrece para su aplicación a la síntesis de agrupaciones planas de antenas. Para tales propósitos, se plantea como problema canónico la síntesis compleja de una agrupación formada por 5×5 fuentes isotrópicas equiespaciadas $\lambda/2$ en cada dirección del plano xy . En cuanto a los requisitos de radiación impuestos, se desea un máximo de radiación en la dirección $\theta=0^\circ$, con un ancho de la máscara superior en la dirección del máximo de 20° , un nivel máximo de lóbulos secundarios de -15 dB, un rizado de 5 dB y simetría de revolución, como se muestra en la Fig. 1 para un único corte. El rango dinámico permitido para las excitaciones complejas a optimizar está comprendido en el intervalo $a_{mn} \in [0,1]$ y $\alpha_{mn} \in [0,360^\circ]$, respectivamente. El objetivo es optimizar el vector C en (5), en este caso con 50 dimensiones de búsqueda, de forma que la agrupación plana satisfaga las especificaciones en campo lejano impuestas por las máscaras 3D previamente descritas, minimizando para ello la función de coste expuesta en (6).

Parámetros	PSO-SG	HPSO-SG	PSO-AG	HPSO-AG	PSO-SL	HPSO-SL	PSO-AL	HPSO-AL
TE (%)	100	0	100	100	100	100	100	80
NF_{avg}	4535.0	-	4130.0	3680.0	8310.0	10335.0	11285.0	4168.8
$Tcpu_{avg}$ (seg)	8480.5	-	7723.1	6881.6	15539.7	19326.5	21102.9	7795.7

Tabla 1. Comparación de los esquemas clásicos e híbridos de PSO (Procesador Intel Core 2 Quad 2.45 GHz). En la topología local se considera $N_n = 2$.

En base a trabajos previos, se consideran para los esquemas de PSO los siguientes parámetros: $\omega=0.729$, $c_1=c_2=1.49445$, una velocidad máxima para las partículas, $V_{m\acute{a}x}$, igual al rango dinámico permitido en cada dimensión del espacio de búsqueda [9], $K=25$ y pared reflectante [11].

Adicionalmente, y con el objetivo de tener en cuenta la naturaleza heurística del algoritmo, se han llevado a cabo cinco realizaciones independientes. Para comparar los esquemas entre sí, se han considerado parámetros tales como la tasa de éxito (TE), que indica el porcentaje de realizaciones que convergen por debajo de un cierto error residual ($F < 1.0$ dB en (6) con un máximo de 12000 iteraciones), el número medio de llamadas al fitness necesario para alcanzar dicho error residual (NF_{avg}) y el coste computacional promedio ($Tcpu_{avg}$).

Los resultados obtenidos se resumen en la Tabla 1 y su interpretación gráfica se muestra en la Fig. 2. De los resultados de la comparativa propuesta se pueden extraer conclusiones relevantes. En primer lugar, es posible afirmar que el PSO-AG presenta el mejor rendimiento de todos los esquemas clásicos, por simple inspección del número medio de llamadas al fitness y del tiempo medio de CPU. Además, si se comparan los esquemas PSO-AG y PSO-AL con sus respectivas versiones híbridas, HPSO-AG y HPSO-AL, es notable la mejora que se obtiene al introducir la TS, reduciendo el coste computacional en un 10.9% y 63.1%, respectivamente.

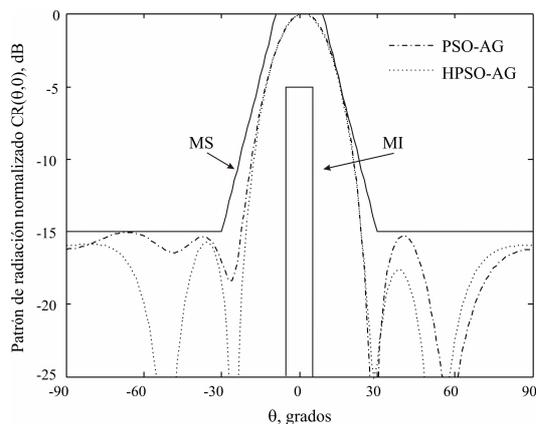


Fig. 1. Resultados para una realización aislada de la síntesis compleja de un array plano compuesto por 5x5 fuentes isotrópicas. Se incluyen detalles de las máscaras que imponen los requisitos de radiación. Corte $\phi = 0^\circ$.

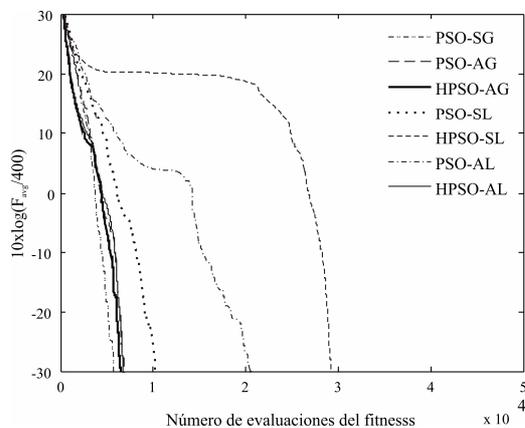


Fig. 2. Evolución del fitness promedio, frente al número de evaluaciones de la función de coste. $F_{objetivo} = 10 \times \log(1/400) = -26$.

Sin embargo, en el esquema HPSO-AL la tasa de éxito se reduce. Esta disminución está relacionada con la presión ejercida por el operador de selección para intentar mejorar la velocidad de convergencia, al estimular la supervivencia de las partículas más elitistas en detrimento de la conservación de la diversidad del enjambre, conduciendo al algoritmo hacia soluciones locales no óptimas. En los esquemas PSO-SG y PSO-SL sucede algo similar, puesto que la mejor información encontrada por el grupo, g_{best} , se actualiza de forma síncrona y sólo después de que todo el enjambre se ha movido, redundando en una menor capacidad de diversificar la búsqueda como ocurre en el caso asíncrono. A esto contribuye aún más el hecho de que al introducir el operador de selección, las partículas menos aptas casi nunca se propagan ni influyen en la búsqueda, perdiendo diversidad en el enjambre. En conclusión, los resultados demuestran que el esquema HPSO-AG, en conjunto, presenta los mejores resultados en términos de TE , NF_{avg} y $Tcpu_{avg}$.

Finalmente, en la Fig. 1 se muestra el corte $\phi=0^\circ$ del campo lejano radiado por la agrupación plana, considerando una realización aislada para los esquemas PSO-AG y HPSO-AG, observando que en ambos casos se cumple con las restricciones de radiación impuestas. Adicionalmente, en la Fig. 2 se representan las curvas de convergencia obtenidas para cada esquema de PSO, considerando únicamente las realizaciones que convergen. El eje de ordenadas se ha normalizado con una constante de valor 400 para facilitar la comparación gráfica.

Con objeto de demostrar la utilidad del método propuesto en aplicaciones más realistas, se propone utilizar el esquema HPSO-AG para ajustar el patrón de radiación de una agrupación plana a los requisitos impuestos para una antena sectorial que pudiera ser utilizada en estaciones base de LMDS, a una frecuencia de 25.5 GHz y trabajando con polarización horizontal. El patrón en 3D se define como el producto de un haz sectorial en acimut y un diagrama cuasi-cosecante cuadrado en elevación, de acuerdo a la norma ETSI EN 301 215-2 v1.3.1 [12].

En este caso, como agrupación plana, se considera una agrupación con 20×20 parches microstrip de dimensiones $l_x \times l_y = 0.25\lambda \times 0.3276\lambda$, con espaciados $d_x = 0.5\lambda$ y $d_y = 0.5776\lambda$ en cada dirección, considerando un sustrato CuClad 233LX de permitividad $\epsilon_r = 2.33$ y espesor $h = 0.06689\lambda$. La disposición geométrica de la antena se representa en la Fig. 3. Como parámetros para el esquema HPSO-AG se considera: $\omega = 0.729$, $c_1 = c_2 = 1.49445$, velocidad máxima permitida, $V_{m\acute{a}x}$, igual a la mitad del rango dinámico permitido en cada dimensión del espacio de decisión, $K = 400$ partículas y pared reflectante. Por último, señalar que el objetivo consiste en optimizar el vector C en (5), que en este caso concreto tiene 800 dimensiones.

En la Fig. 4 se muestra el campo radiado por la agrupación, obtenido para una realización aislada, y sobre el cual puede observarse claramente el comportamiento cosecante cuadrado dentro de los límites del sector de 60 grados inicialmente propuesto. En las Fig. 5-6 se muestran dos cortes del campo radiado, en elevación y acimut, con los cuales se puede ver con mayor claridad el ajuste obtenido, quedando demostrada la eficacia y utilidad del algoritmo HPSO-AG en este tipo de aplicaciones.

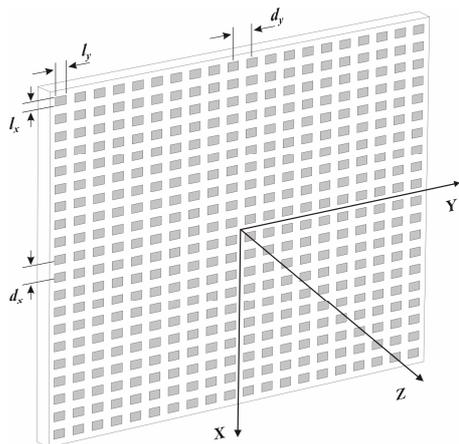


Fig. 3. Geometría de la agrupación plana compuesta por 20x20 parches microstrip dispuestos sobre el plano xy.

V. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha propuesto un esquema híbrido de PSO que introduce en la estructura de los esquemas clásicos una estrategia de selección por torneo, con el objetivo de aumentar la presión de búsqueda, acelerando la velocidad de convergencia. Los resultados del estudio comparativo llevado a cabo demuestran la superioridad del esquema híbrido HPSO-AG sobre el resto de esquemas clásicos e híbridos considerados. El único inconveniente del operador de selección reside en que no es aplicable a todos los esquemas, tal y como demuestran los resultados, pues la presión que ejerce dicho operador puede llegar a ser excesiva, reduciendo drásticamente la diversidad entre las partículas y conduciendo al algoritmo a una convergencia prematura hacia una solución local. Finalmente, para demostrar las posibilidades del método en aplicaciones reales, el HPSO-AG se ha aplicado con éxito a la síntesis de una antena sectorial para estaciones base LMDS.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación (TEC2008-02730/TEC).

REFERENCIAS

- [1] *Special issue on synthesis and optimization techniques in electromagnetic and antenna system design*, IEEE Trans. on Antennas and Propagation, vol. 55, no. 3, 2007.
- [2] Y. Rahmat-Samii and E. Michielssen, *Electromagnetic optimization by genetic algorithms*, New York: John Wiley & Sons, 1999.
- [3] J. Kennedy and R. Eberhart, *Particle Swarm Optimization*, Proceedings of the IEEE International Conference on Neuronal Networks, vol. 4, pp. 1942-4108, 1995.
- [4] M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colomi, *The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents*, IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, Part B, vol. 26, no. 1, pp. 29-41, 1996.
- [5] S. Kirkpatrick, C.D. Gelatt and M.P. Vecchi, *Optimization by simulated annealing*, Science, Vol. 220, no.4598, pp.671-680, 1983.
- [6] R.G. Reynolds, *An introduction to cultural algorithms*, Proc. Conf. On Evolutionary Programming, New Jersey: Worl Scientific, pp. 131-139, 1994.
- [7] A. Carlisle and G. Dozier, *An off-the-self PSO*, Workshop on particle swarm optimization, Indianapolis, 2001, pp.1-6.
- [8] R.C. Eberhart and Y. Shi, *Particle swarm optimization: developments, applications and resources*, Proc. Cong. on Evolution. Comp., vol. 1, 2001, pp. 81-86.

- [9] J.R. Pérez and J. Basterrechea, *Particle-swarm optimization and its application to antenna far-field-pattern prediction from planar scanning*, Microw. Opt. Tech. Lett, vol. 44, no. 5, 2005, pp. 398-403.
- [10] J.R. Pérez and J. Basterrechea, *Particle Swarm Optimization with Tournament Selection for Linear Array Synthesis*, Microwave and Optical Technology Letters, vol. 50, no. 3, pp. 627-632, March 2008.
- [11] J. Robinson, Y. Rahmat-Samii, *Particle swarm optimization in electromagnetics*, IEEE Trans. on Ant. and Propag., vol. 52, no. 2, 2004, pp. 397-407
- [12] ETSI EN 301 215-2 v1.3.1, *Fixed Radio Systems : Point-to-Multipoint Antennas; Antennas for point -to-multipoint fixed radio systems in the 11 GHz to 60 GHz band; Part2: 24 GHz to 30 GHz*, European Standard (Telecommunications series), June 2002.

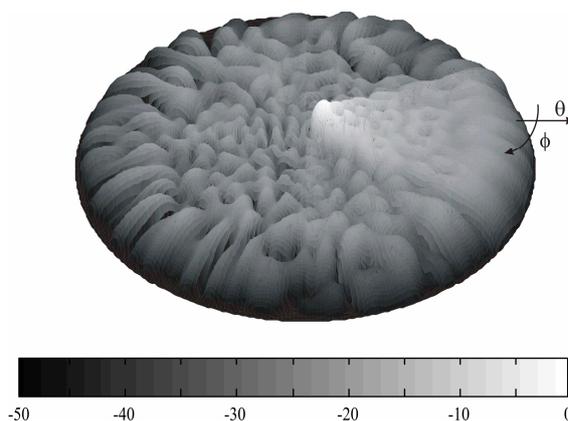


Fig. 4. Campo radiado por una agrupación plana de 20x20 elementos, bajo los requisitos de una antena sectorial de 60°.

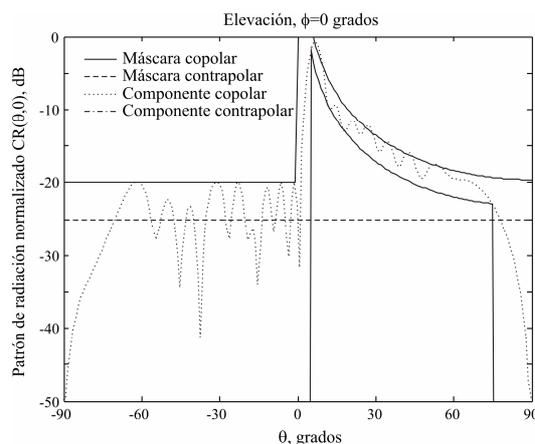


Fig. 5. Corte en elevación, $\phi=0^\circ$. La componente contrapolar del campo radiado es inferior al límite de -50 dB utilizado en la representación.

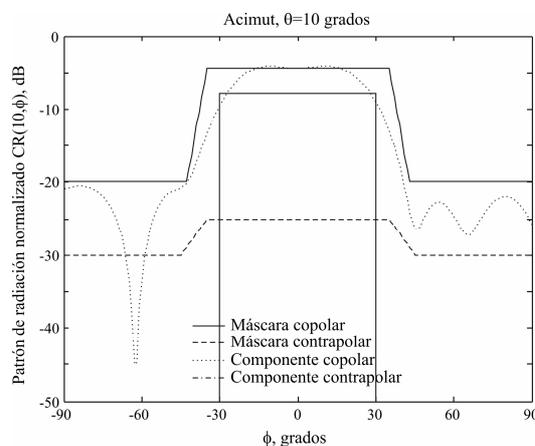


Fig. 6. Corte en acimut, $\theta=10^\circ$. La componente contrapolar del campo radiado es inferior al límite de -50 dB utilizado en la representación.