

Diseño de Filtros Activos Robustos usando Algoritmos Genéticos

Mónica Lovay, Eduardo Romero, y Gabriela Peretti

Grupo de Estudio en Calidad en Mecatrónica,
Facultad Regional Villa María, Universidad Tecnológica Nacional,
Villa María, Argentina
gecam@frvm.utn.edu.ar

Resumen. En este trabajo, se propone un método basado en un algoritmo genético (AG) para efectuar el diseño de un filtro activo de segundo orden, propuesto como caso de estudio. El AG debe determinar los valores de los componentes pasivos (resistencias y capacitores) con el propósito de obtener una configuración de filtro que minimice las sensibilidades a las variaciones de los mismos y que además presente errores de diseño menores a un valor máximo definido, con respecto a determinadas especificaciones. El problema de optimización que debe ser resuelto por el algoritmo es un problema de optimización multiobjetivo. El AG se ejecuta considerando dos escenarios posibles con respecto a los valores que pueden adoptar las resistencias y los capacitores. Los resultados obtenidos demuestran que el AG permite obtener configuraciones de filtro que satisfacen los criterios establecidos.

Palabras claves: algoritmos genéticos, diseño de filtros analógicos, optimización multiobjetivo.

1. Introducción

El diseño electrónico actual incluye a los filtros activos en muchas aplicaciones, tales como acondicionamiento y manipulación de señales en frecuencias de audio e intermedias (IF) así como tareas de procesamiento digital de señales. En contraposición a los filtros digitales, los activos pueden obtener buena performance con demandas de potencia significativamente menores.

Las alternativas de implementación de filtros activos presentan muchas opciones. Entre éstas, las implementaciones RC (resistencia/capacitor), construidas a partir de amplificadores operacionales, resistencias y capacitores son una de las más utilizadas por los ingenieros [1].

La selección de los componentes discretos en un filtro activo RC es un aspecto de gran importancia, dado que de su correcta elección dependerá en gran medida el cumplimiento de las especificaciones. A los fines de realizar un diseño confiable, los valores de los componentes pasivos se escogen de las series industriales E12, E24, E48, E96 o E192. Cada una de estas series limita los valores que pueden asumir los componentes pasivos.

En el enfoque convencional de diseño, generalmente se proponen valores iguales para algunos componentes [2, 3, 4]. Esta consideración simplifica el proceso de

diseño pero también limita la libertad de diseño. Por otro lado, la aproximación de los valores de los componentes obtenidos por los disponibles en las series E impacta en la calidad del filtro.

Una alternativa para evitar los problemas derivados del diseño convencional consiste en enumerar todas las posibles combinaciones de valores para las resistencias y capacitores que se encuentran en la topología del filtro y encontrar aquella que mejor satisface las especificaciones. Sin embargo, debido a que los valores que pueden adoptar los componentes pertenecen a una determinada serie E y que se considera generalmente para los mismos un rango de varias décadas, esta búsqueda exhaustiva no es factible en tiempos razonables debido a la gran cantidad de alternativas que presenta. En este escenario, son necesarios métodos de búsqueda inteligente que logren cumplir los objetivos en tiempos computacionales cortos.

Los algoritmos genéticos (AG) son métodos de búsqueda heurística que combinan alta eficiencia con tiempos de cómputo reducidos. Su característica principal radica en imitar el proceso de evolución natural, utilizando conceptos como la selección natural y la supervivencia del individuo mejor adaptado [5, 6, 7].

Algunos autores han propuesto la utilización de AGs para el diseño de filtros. Particularmente, en [8] se propone usar AGs para efectuar la selección de los valores de los componentes de dos filtros activos analógicos propuestos como casos de estudio. En [4] se evalúa el desempeño de AGs (entre otros métodos) para el diseño de los filtros considerados en [8]. Otros autores proponen la selección de los valores de los componentes del filtro y la optimización de la topología del filtro usando AGs en [9], y mediante un AG inmune adaptativo en [10]. Es necesario destacar que en los trabajos referenciados los autores no consideran la sensibilidad de los parámetros funcionales del filtro a los valores de los componentes pasivos. Esta particularidad podría conducir a diseños que cambien notablemente sus características cuando se producen cambios en los valores de los componentes. Teniendo en cuenta estas consideraciones, si las sensibilidades son incorporadas en el proceso de diseño, deberían poder originarse diseños más robustos. No obstante, la complejidad del problema se incrementa considerablemente.

En este trabajo, se propone un método basado en un AG para efectuar el diseño de filtros activos teniendo en cuenta las sensibilidades de los mismos. Con el propósito de comprobar la viabilidad del método propuesto, se adopta como caso de estudio un filtro IGMFB (Infinite-Gain Multiple Feedback) pasabajo de segundo orden. Se plantean dos escenarios posibles con respecto a los valores que pueden adoptar las resistencias y los capacitores. Para cada escenario, el algoritmo debe encontrar los valores de los componentes que satisfagan los requerimientos de diseño establecidos y que minimicen las sensibilidades de las características del filtro con respecto a los valores de los componentes.

2. Filtros IGMFB

Los filtros IGMFB constituyen una clase de filtros bicuadráticos que emplean múltiples lazos de realimentación y un amplificador operacional. Una descripción más detallada de este tipo de filtros puede encontrarse en [2] y [3].

La Fig. 1 muestra el circuito de un filtro IGMFB pasabajo de segundo orden.

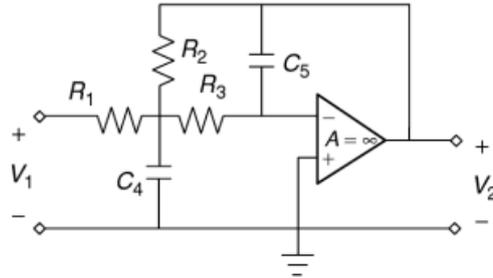


Fig. 1. Filtro IGMFB pasabajo de segundo orden.

La función de transferencia de un filtro pasabajo de segundo orden, expresada en términos de la transformada de Laplace, es la que se muestra en (1).

$$F(s) = \frac{K}{s^2 + Bs + Y} \quad (1)$$

Esta expresión puede ser formulada en función de la ganancia en la banda de paso (G), la frecuencia de polo ($\omega_p = 2\pi f_p$) y el factor de calidad (Q_p), denominadas en general especificaciones del filtro. La función de transferencia se muestra en (2).

$$F(s) = \frac{G \omega_p^2}{s^2 + \left(\frac{\omega_p}{Q_p}\right)s + \omega_p^2} \quad (2)$$

Para los filtros IGMFB, los valores de G , ω_p y Q_p pueden ser calculados a partir de los valores de los componentes pasivos, de acuerdo a las expresiones (3) a (5).

$$G = \frac{R_2}{R_1} \quad (3)$$

$$\omega_p = \sqrt{\frac{1}{R_2 R_3 C_4 C_5}} \quad (4)$$

$$\frac{1}{Q_p} = \sqrt{\frac{C_5}{C_4}} \left(\frac{\sqrt{R_2 R_3}}{R_1} + \sqrt{\frac{R_3}{R_2}} + \sqrt{\frac{R_2}{R_3}} \right) \quad (5)$$

Los filtros IGMFB presentan sensibilidades más bajas en comparación con otros filtros bicuadráticos. El término sensibilidad es utilizado para expresar una medida de la variación de la performance como resultado de cambios en los valores de los componentes. Estas variaciones pueden ocurrir debido al envejecimiento de los mismos, tolerancias de fabricación, condiciones ambientales (temperatura), entre otros factores [2, 3]. Mientras menos sensible es un filtro a los cambios en sus componentes, más estables permanecen sus características y, por lo tanto, existen más probabilidades de que pueda permanecer dentro de sus especificaciones, independientemente de la presencia de dichos cambios.

De manera general, si F es una función de varias variables, $F=f(x_1, x_2, \dots, x_n)$, entonces la sensibilidad de F con respecto a x_i , está definida por:

$$S_{x_i}^F = \frac{\% \text{ cambio en } F}{\% \text{ cambio en } x_i} = \frac{\partial F/F}{\partial x_i/x_i} \quad (6)$$

Se considera que un filtro tiene baja sensibilidad cuando todas sus sensibilidades adoptan valores inferiores a la unidad [3].

Para los filtros pasabajo IGMFB, las sensibilidades de Qp y ωp con respecto a cada uno de los componentes pasivos son:

$$S_{R_1}^{\omega p} = 0 \quad (7)$$

$$S_{R_2}^{\omega p} = S_{R_3}^{\omega p} = S_{C_4}^{\omega p} = S_{C_5}^{\omega p} = -(1/2) \quad (8)$$

$$S_{C_4}^{Qp} = -S_{C_5}^{Qp} = (1/2) \quad (9)$$

$$S_{R_1}^{Qp} = Qp \left(\frac{1}{R_1} \sqrt{\frac{R_2 R_3 C_5}{C_4}} \right) \quad (10)$$

$$S_{R_2}^{Qp} = -\frac{Qp}{2} \left(\frac{1}{R_1} \sqrt{\frac{R_2 R_3 C_5}{C_4}} - \sqrt{\frac{R_3 C_5}{R_2 C_4}} + \sqrt{\frac{R_2 C_5}{R_3 C_4}} \right) \quad (11)$$

$$S_{R_3}^{Qp} = -\frac{Qp}{2} \left(\frac{1}{R_1} \sqrt{\frac{R_2 R_3 C_5}{C_4}} + \sqrt{\frac{R_3 C_5}{R_2 C_4}} - \sqrt{\frac{R_2 C_5}{R_3 C_4}} \right) \quad (12)$$

Es posible apreciar que en (7), (8) y (9) las sensibilidades adoptan valores fijos. Por el contrario, las sensibilidades definidas en las expresiones restantes reflejan una dependencia de los valores que posean los componentes. Por esta razón, las sensibilidades expresadas en (10), (11) y (12) deben ser consideradas en el momento de la selección de los valores resistencias y capacitores.

En este caso de estudio, la especificación elegida para el filtro que se desea diseñar es $G_F=3$, $\omega p_F=1000*2*\pi=6283,9478$ rad/s y $Qp_F=0,707$.

3. Diseño de filtros usando AGs

El AG debe encontrar los valores de los componentes pasivos del filtro (tres resistencias y dos capacitores) para los cuales las sensibilidades que son dependientes de los valores de los componentes sean mínimas, y los errores en G , ωp y Qp sean inferiores a un error máximo especificado.

El problema de optimización multiobjetivo (POM) que debe ser resuelto por el AG puede representarse mediante la siguiente expresión:

$$\min F(y) = S_{R_1}^{Qp}(y), S_{R_2}^{Qp}(y), S_{R_3}^{Qp}(y) \quad (13)$$

$$\text{sujeto a: } Error_G(y) \leq E_{max}$$

$$Error_{\omega p}(y) \leq E_{max}$$

$$Error_{Qp}(y) \leq E_{max}$$

En (13), y es una posible configuración de filtro determinada por los valores de resistencias y capacitores. $S_{R_1}^{Qp}$, $S_{R_2}^{Qp}$ y $S_{R_3}^{Qp}$ representan las sensibilidades que deben ser minimizadas. Por otro lado, $Error_G$, $Error_{\omega p}$ y $Error_{Qp}$ representan los errores en G , ωp y Qp , respectivamente, y se calculan de acuerdo a las expresiones (14) a (16). E_{max} se define como el error de diseño máximo tolerable en las características del filtro. Si bien en este trabajo se consideran todos los errores de diseño iguales, éstos pueden modificarse de acuerdo a las necesidades de la aplicación.

$$Error_G(y) = \left| \frac{G(y) - G_F}{G_F} \right| \quad (14)$$

$$Error_{\omega p}(y) = \left| \frac{\omega p(y) - \omega p_F}{\omega p_F} \right| \quad (15)$$

$$Error_{Qp}(y) = \left| \frac{Qp(y) - Qp_F}{Qp_F} \right| \quad (16)$$

Implementación del AG

AG es una técnica de búsqueda y optimización basada en los principios de la genética y la selección natural. Este algoritmo permite que una población formada por una cierta cantidad de individuos evolucione de acuerdo a reglas especificadas, con el propósito de maximizar o minimizar una función objetivo (*fitness*) [5, 6, 11, 12]. La Fig. 2 muestra un diagrama de flujo del AG desarrollado.

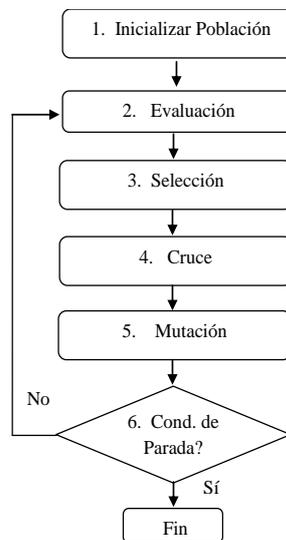


Fig. 2. Diagrama de flujo del AG desarrollado.

A continuación, se describe brevemente la funcionalidad de cada bloque del diagrama:

1) *Inicializar población*: El primer paso consiste en la generación aleatoria de una población inicial de individuos que son posibles soluciones al problema. En este caso

de estudio, cada individuo representa una posible configuración de filtro caracterizada por los valores de resistencias y capacitores. El AG representa cada individuo empleando un cromosoma compuesto por cinco genes. Cada gen representa el valor de una resistencia o un capacitor, y es codificado mediante la técnica de codificación entera.

R ₁	R ₂	R ₃	C ₄	C ₅
----------------	----------------	----------------	----------------	----------------

Fig. 3. Estructura del cromosoma utilizado por el AG.

2) *Evaluación:* Para cada generación (iteración), los individuos de la población actual son evaluados de acuerdo a un criterio de calidad predefinido, denominado función de aptitud o *fitness*. En este trabajo, el POM formulado en (13) es convertido en un problema de optimización con un único objetivo. Para ello, es utilizado el método de suma ponderada, el cual emplea una función de agregación para efectuar la transformación [5, 12-14]. Si bien este método no garantiza que el óptimo alcanzado pertenezca siempre a la frontera de Pareto, es un método sencillo y de fácil aplicación con el cual se han obtenido en este trabajo resultados favorables. De esta manera, la función de *fitness* f que asigna un valor de aptitud a cada individuo y , se define mediante la expresión (17):

$$f(y) = (w_1 |S_{R_1}^{Qp}(y)| + w_2 |S_{R_2}^{Qp}(y)| + w_3 |S_{R_3}^{Qp}(y)|) \quad (17)$$

En (17), w_i representa el peso asignado a cada una de las sensibilidades que deben ser minimizadas. Debido a que se considera que no existe prioridad entre las mismas, w_i adopta el mismo valor (1/3) para las tres sensibilidades. Por este motivo, f es reformulada de la siguiente manera:

$$f(y) = \frac{1}{3} SensTotal(y) \quad (18)$$

donde: $SensTotal(y) = |S_{R_1}^{Qp}(y)| + |S_{R_2}^{Qp}(y)| + |S_{R_3}^{Qp}(y)|$

Por otro lado, con el propósito de aplicar las restricciones enunciadas en (13), el AG penaliza en cada iteración a aquellos individuos que no las cumplen. En consecuencia, éstos adoptan un valor de *fitness* más alto de acuerdo al grado de violación de cada restricción.

3) *Selección:* Para generar una nueva población (la siguiente generación), los individuos son seleccionados de acuerdo a su valor de *fitness*. Para ello, el AG emplea como método de selección el método de ruleta giratoria, el cual considera que la probabilidad de que un individuo sea elegido para el cruce es proporcional a su valor de *fitness*.

4) *Recombinación:* Los individuos seleccionados son sometidos a la acción del operador de cruce, el cual permite el intercambio de material genético entre los mismos, posibilitando la creación de nuevos individuos que reemplazan a sus padres formando la población de la siguiente generación. El método utilizado por el AG para efectuar el cruce es el método uniforme. De acuerdo a este método, cada gen en el hijo se obtiene copiando el correspondiente gen a partir de uno u otro de los padres, de acuerdo a una máscara de cruce binaria generada aleatoriamente.

5) *Mutación*: La población de individuos resultante del proceso de cruce es sometida al operador de mutación. El mismo efectúa de manera aleatoria una alteración en algunos de los genes de los cromosomas que conforman la población, con el propósito de evitar la pérdida de diversidad. El AG utiliza para este fin el operador de mutación aleatorio uniforme, el cual considera que cada gen posee la misma probabilidad de ser mutado.

6) *Condición de parada*: La nueva generación atraviesa el proceso descrito desde la evaluación hasta el proceso de mutación. El ciclo se repite hasta que se satisface la condición de parada, que consiste en alcanzar un máximo número de generaciones.

Parámetros del AG

El AG es implementado utilizando el toolbox de algoritmos genéticos de Matlab™. Teniendo en cuenta experimentos preliminares efectuados, es posible identificar dos parámetros críticos para el desempeño del algoritmo: el tamaño de la población y la probabilidad de cruce. Por esta razón, se explora el comportamiento del AG para determinados valores seleccionados de estos parámetros. Específicamente, se consideran tamaños de población comprendidos entre 10 y 100 (en pasos de 10) y las probabilidades de cruce 0,7, 0,8 y 0,9. Por otro lado, la cantidad máxima de generaciones adoptada es de 10000. Estos valores son elegidos a partir de experimentos previos donde se consideraron diferentes alternativas para cada parámetro del AG.

4. Resultados Experimentales

El desempeño del AG propuesto para efectuar el diseño de filtros activos es evaluado en este caso de estudio teniendo en cuenta las sensibilidades y los errores de diseño obtenidos. Para ello, se proponen dos escenarios posibles con respecto a los valores que pueden adoptar los componentes. El Escenario 1 considera que las resistencias y los capacitores pueden asumir valores de acuerdo a las series E96 y E24, respectivamente, considerando que $E_{max}=5,00E-03$ (0,5%). Por otro lado, el Escenario 2 propone emplear la serie E24 para los valores de las resistencias y la serie E12 para los valores de los capacitores, adoptando el valor $2,50E-02$ (2,5%) para E_{max} . En ambos escenarios el rango de valores definidos para las resistencias y capacitores es $10^3-10^6 \Omega$ y $10^{-9}-10^{-6} F$, respectivamente. Se asume que valores fuera de estos rangos conducirían a efectos negativos debido a capacidades parásitas o señales de corriente muy grandes. De esta manera, el espacio de búsqueda total asciende a $1,24E11$ configuraciones en el Escenario 1 y a $4,84E08$ alternativas en el Escenario 2.

La Tabla 1 muestra los valores de *SensTotal* obtenidos por el AG en cada escenario propuesto, para las combinaciones de parámetros donde los objetivos de diseño propuestos son alcanzados. En el Escenario 1, el AG encuentra una solución favorable para tamaños de población comprendidos entre 20 y 70 individuos y para las tres probabilidades de cruce consideradas. *SensTotal* alcanza el valor más bajo con una

población de 40 individuos y probabilidad de cruce 0,9. En el Escenario 2, los tamaños de población entre 10 y 70, y las tres probabilidades de cruce adoptadas, son las combinaciones que permiten al AG alcanzar una solución que cumple con las restricciones establecidas. El valor más bajo de *SensTotal* se obtiene con una población de 50 individuos y probabilidad de cruce 0,9.

Tabla 1. Valores de *SensTotal* obtenidos para diferentes valores de parámetros del AG.

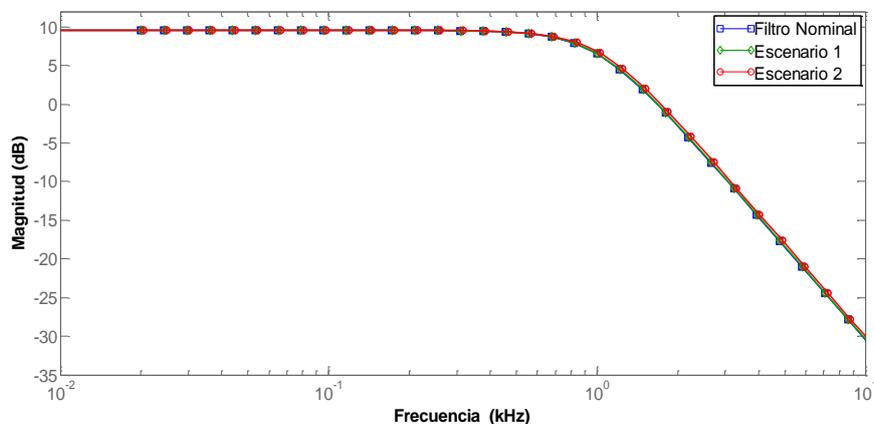
Población	Escenario 1			Población	Escenario 2		
	Probabilidad de Cruce				Probabilidad de Cruce		
	0,7	0,8	0,9		0,7	0,8	0,9
20	0,9584	0,7892	0,9437	10	0,9006	0,7803	0,9369
30	0,7509	0,7835	0,8005	20	0,7952	1,1679	0,7540
40	0,9646	0,8337	0,7506	30	0,7540	0,7540	0,7790
50	1,1777	1,0015	1,1843	40	0,7790	0,9344	0,7540
60	0,7835	0,7835	1,0015	50	0,7540	0,7540	0,7508
70	0,7835	0,9321	0,7633	60	0,7540	0,7540	1,1066
				70	0,7540	0,7540	0,7763

La Tabla 2 presenta los valores de los componentes, parámetros funcionales, sus errores y las sensibilidades obtenidas por el algoritmo. En cada escenario, los valores reportados corresponden a la solución encontrada por el AG que presenta el valor más bajo de *SensTotal* (Tabla 1). En los dos escenarios los errores son menores que E_{max} . Por otro lado, las sensibilidades alcanzan valores similares en ambos escenarios, a excepción de $s_{R_3}^{qp}$, donde el valor obtenido en el Escenario 1 es inferior a la mitad del obtenido en el Escenario 2. No obstante, *SensTotal* adopta valores muy similares para los dos escenarios propuestos.

Por otro lado, teniendo en cuenta las especificaciones se utilizan (1) y (2) para obtener la función de transferencia de un filtro al que denominamos filtro nominal. Este filtro no tiene en cuenta las sensibilidades, debido a que no es obtenido utilizando los valores de los componentes del mismo. No obstante, su respuesta en frecuencia es utilizada para observar de manera gráfica el cumplimiento de las restricciones por parte de las soluciones encontradas por el AG. En la Fig. 4 se muestra la respuesta en frecuencia del filtro nominal y la respuesta de la configuración de filtro alcanzada por el AG en cada escenario (Tabla 2). En la figura es posible observar que las soluciones encontradas por el algoritmo presentan respuestas que se aproximan considerablemente a la respuesta del filtro nominal.

Tabla 2. Valores de los componentes, parámetros funcionales, sus errores y sensibilidades, para cada escenario propuesto.

Parámetro	Escenario 1	Escenario 2
R_1	18700 Ω	11000 Ω
R_2	56200 Ω	33000 Ω
R_3	14000 Ω	8200 Ω
C_4	1,60E-08 F	2,70E-08 F
C_5	2,00E-09 F	3,30E-09 F
G	3,0053	3,0000
Qp	0,7066	0,7151
ω_p	6302,2095	6440,1688
Error _G	0,1783%	0
Error _{Qp}	0,0876%	1,1085%
Error _{ω_p}	0,2906%	2,4860%
$ S_{R_1}^{Qp} $	0,3747	0,3739
$ S_{R_2}^{Qp} $	0,3753	0,3754
$ S_{R_3}^{Qp} $	0,0006	0,0015
SensTotal	0,7506	0,7508

**Fig. 4.** Respuesta en frecuencia del filtro nominal y de los filtros encontrados por el AG.

Debido a que el AG realiza un proceso estocástico, los resultados pueden cambiar de acuerdo a la distribución estadística de la población inicial. Con el propósito de observar cómo los mismos pueden ser afectados por el establecimiento de la población inicial, se efectúan para cada escenario 50 corridas, cambiando la semilla en la generación aleatoria de la población inicial de cada corrida. En cada escenario,

el AG utiliza los parámetros que le permiten obtener la solución con el valor más bajo de *SensTotal* (Tabla 1).

En las Fig. 5 y 6 se muestran, para los Escenarios 1 y 2, respectivamente, los valores obtenidos en cada corrida del AG para las tres sensibilidades que deben ser minimizadas. En ambos escenarios es posible observar que las tres sensibilidades adoptan siempre valores menores que 1. En la mayoría de los casos $S_{R_1}^{Qp}$ alcanza los valores más altos y $S_{R_3}^{Qp}$ presenta los valores más bajos, mientras que $S_{R_2}^{Qp}$ es la sensibilidad que presenta menores variaciones.

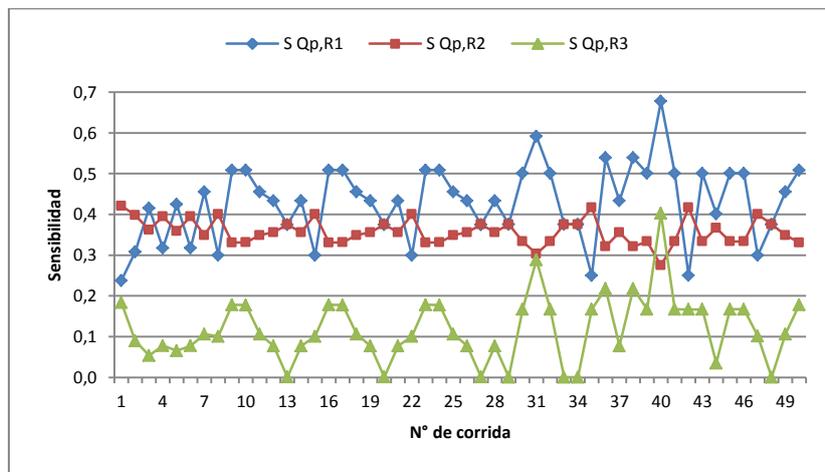


Fig. 5. Sensibilidades obtenidas por el AG en el Escenario 1.

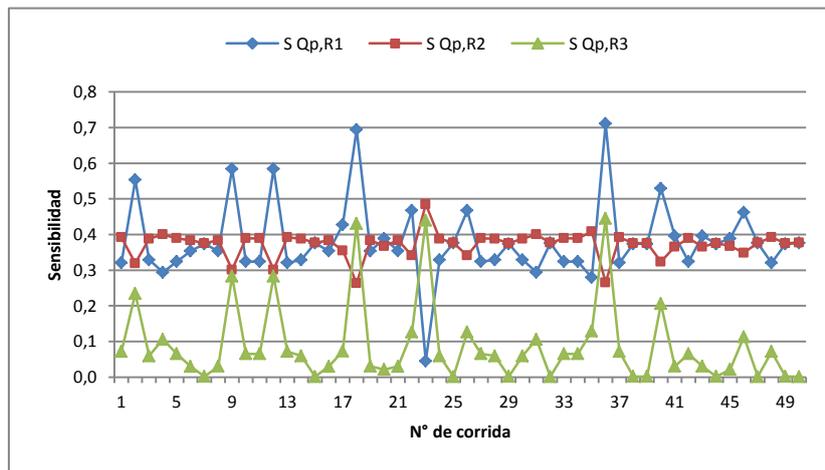


Fig. 6. Sensibilidades obtenidas por el AG en el Escenario 2.

Para complementar el análisis, se presenta en la Tabla 3 una caracterización de *SensTotal* y de los errores obtenidos por el AG en las 50 corridas efectuadas. En la misma se visualizan para cada escenario los valores mínimos, máximos y la mediana. Esta medida de tendencia central es adoptada debido a que los datos presentan una distribución no normal. En la Tabla 3 es posible apreciar que *SensTotal* varía en un rango levemente mayor en el Escenario 2 con respecto al Escenario 1, presentando valores mínimos similares y una mediana inferior en el Escenario 2. Con referencia a los errores, en ambos escenarios el error máximo es inferior a E_{max} . Con respecto a los errores mínimos, en el Escenario 1 el valor más bajo corresponde a $Error_{op}$ y el más alto a $Error_G$, mientras que en el Escenario 2, $Error_G$ alcanza el valor cero y los dos errores restantes adoptan valores similares. Para la mediana, el valor más alto corresponde a $Error_G$ en ambos escenarios, mientras que el valor más bajo se presenta para $Error_{op}$ en el Escenario 1 y para $Error_{Op}$ en el Escenario 2.

Tabla 3. Caracterización de *SensTotal* y de los errores obtenidos por el AG.

	Escenario 1			Escenario 2		
	Mínimo	Máximo	Mediana	Mínimo	Máximo	Mediana
<i>SensTotal</i>	0,7506	1,3552	0,8661	0,7508	1,4217	0,7790
$Error_G$ (%)	0,1783	0,4762	0,3509	0	2,2222	1,9063
$Error_{op}$ (%)	0,0259	0,4746	0,2771	0,1101	2,4860	1,5529
$Error_{Op}$ (%)	0,0499	0,4886	0,2939	0,1032	2,3828	1,4730

Con referencia a los tiempos de ejecución, el AG emplea como máximo en el Escenario 1 59,9349 segundos y en el Escenario 2 71,8789 segundos. Se estima que la utilización del método de búsqueda exhaustiva en cada uno de los escenarios propuestos demandaría aproximadamente 585000 segundos en el Escenario 1 y 3100 segundos en el Escenario 2. En ambos casos el AG encuentra una solución favorable empleando tiempos de ejecución considerablemente más bajos que el método de búsqueda exhaustiva, lo cual justifica la utilización del método propuesto en este trabajo.

Si bien otros autores han propuesto la utilización de métodos heurísticos para efectuar el diseño de filtros analógicos activos, no existen trabajos en los que se haya considerado un filtro del tipo IGMFB como el abordado en este trabajo. Por otro lado, como se menciona en la introducción, la búsqueda de los valores de los componentes de un filtro considerando la minimización de las sensibilidades del mismo constituye una dimensión del diseño de filtros mediante métodos heurísticos que todavía no había sido explorada. Por estos motivos, no es posible efectuar una comparación directa de los resultados obtenidos en el presente trabajo con trabajos similares. No obstante, se han efectuado comparaciones con los resultados arrojados por las herramientas de diseño de filtros analógicos disponibles, tales como FilterPro™ de Texas Instruments, Analog Filter Wizard™ de Analog Devices y Analog Filter Design Toolbox™ de Matlab. En ambos escenarios propuestos el AG encuentra soluciones con sensibilidades y errores de diseño más bajos que las soluciones encontradas por las mencionadas herramientas.

5. Conclusiones

En este trabajo se presenta un método basado en un AG para realizar el diseño de un filtro IGMFB pasabajo de segundo orden, propuesto como caso de estudio. Se proponen dos escenarios posibles para los valores que pueden adoptar las resistencias y los capacitores. En cada escenario, el algoritmo debe determinar los valores de los componentes pasivos del filtro con el objetivo de obtener una configuración lo más robusta posible a las variaciones en los mismos, mediante la minimización de las sensibilidades. Además, debe considerarse que los errores de diseño deben ser menores a un valor máximo, con respecto a determinadas especificaciones. Los resultados de simulación muestran que el AG permite obtener configuraciones de filtro que satisfacen los requerimientos planteados.

Referencias

1. Corral, C.: Designing RC active filters with standard-component values. *Electronic Design Network Magazine*, 141-154 (2000)
2. Dimopoulos, H.: *Analog Electronics Filters: Theory, Design and Synthesis*. Springer (2012)
3. Raut, R., Swamy, M. N. S.: *Modern Analog Filter Analysis and Design: A Practical Approach*. Wiley-VCH (2010).
4. Vural, R. A., Yildirim, T., Kadioglu, T., Basargan, A.: Performance evaluation of evolutionary algorithms for optimal filter design. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 16, no.1, pp. 135-147 (2012)
5. El-Ghazali Talbi. *Metaheuristics From Design to Implementation*. Wiley (2009)
6. Yu, X., Gen, M.: *Introduction to Evolutionary Algorithms*. Springer (2010)
7. Goldberg, D.: *Genetic Algorithm. Search, optimization and machine learning*. Addison-Wesley (1989)
8. Zebulum, R.S., Pacheco, M. A., Vellasco, M.: Artificial evolution of active filters: a case study. In *Proc. 1st. NASA DoD Workshop Evol. Hardware*, pp. 66-75 (1999)
9. Xu, H., Ding, Y.: Optimizing method for analog circuit design using adaptive immune genetic algorithm. In *Proc. Int. Conf. Frontier Comput. Sci. Technol.*, pp. 359-363 (2009)
10. Horrochs, D. H., Pittle, M. C.: Component value selection for active filter using genetic algorithms. In *Proc. IEEE Workshop on Natural Algorithms in Signal Processing*, Chelmsford, Reino Unido, vol. 1 (1993)
11. Lovay, M., Peretti, G., Romero, E., Marqués, C.: An adaptive amplifier system for wireless sensor network applications. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 2012, (2012)
12. Lovay, M., Peretti, G., Romero, E.: Implementation of an adaptive filter using an Evolvable Hardware strategy. *IEEE Latin American Transactions*, vol.13, issue 4, pp. 927-934 (2015)
13. Lovay, M., Peretti, G., Romero, E., Marqués, C.: Tolerancia a fallas en un filtro de alto orden mediante una estrategia de hardware evolutivo. *Libro de Memorias IV Congreso de Microelectrónica Aplicada 2013*, ISBN 978-987-1896-18-9, pp. 140-145. Facultad Regional Bahía Blanca, Universidad Tecnológica Nacional (2013)
14. Lovay, M., Peretti, G., Romero, E., Marqués, C.: Comparación experimental de algoritmos genéticos en un filtro tolerante a fallas. *Libro de Memorias III Congreso de Microelectrónica Aplicada 2012*, ISBN 978-987-702-004-5. Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura, Universidad Nacional de Rosario (2012)