

# Generación automática de operaciones de segmentación de imágenes basadas en Algoritmos Evolutivos Multi-objetivo.

Fredy Gustavo Roa Samaniego  
Facultad Politécnica  
Universidad Nacional de Asunción  
San Lorenzo, Central  
fredroasam@gmail.com

Ramón Luis Quintana Rojas  
Facultad Politécnica  
Universidad Nacional de Asunción  
San Lorenzo, Central  
ramonquintana@gmail.com

**Abstract—** En este artículo, proponemos un algoritmo evolutivo multi-objetivo para resolución de problemas de segmentación. El algoritmo recibe como entrada un conjunto de pares de imágenes de entrenamiento, que consisten en una imagen objetivo y su correspondiente segmentación ideal a la que llamamos meta. Además dado un conjunto de operaciones morfológicas, lógicas y aritméticas que conforman el conjunto de funciones, este algoritmo evoluciona y produce un conjunto de secuencias de operaciones en relación de compromiso, donde cada secuencia permita transformar las imágenes objetivos del conjunto de entrenamiento a sus correspondientes imágenes meta. Los resultados preliminares indican que existen funciones objetivo contradictorias por lo que es adecuada la aplicación de estrategias multi-objetivo para la resolución del problema.

**Keywords—**algoritmos evolutivos multiobjetivos; morfología matemática; segmentación; melanoma (key words)

## I. INTRODUCCIÓN

Varias técnicas han sido propuestas para la segmentación automática de imágenes, y debido a la gran cantidad de estrategias y operaciones disponibles, definitivamente, no es una tarea trivial [11]. La complejidad se encuentra en buscar una secuencia de operaciones, que obtenga resultados con características deseadas.

Una alternativa viable para solucionar este tipo de problemas, son los enfoques evolutivos[3]; los cuales podrían ser utilizados para combinar operaciones de diferentes tipos generando secuencias que puedan ser aplicadas sobre las imágenes y obtener una segmentación lo más próxima posible a la ideal.

En el presente trabajo proponemos usar un enfoque evolutivo que genera características prometedoras para los problemas de segmentación de imágenes.

## II. ALGORITMO EVOLUTIVO PROPUESTO

Dado un conjunto de pares de imágenes de entrenamiento, compuestas por una imagen y su segmentación ideal, este algoritmo utiliza un enfoque basado en algoritmos evolutivos que genera automáticamente secuencias de operaciones, morfológicas aritméticas y lógicas, y donde al aplicar cada

secuencia al conjunto permita transformar cada imagen del mismo en su correspondiente segmentación ideal.

El algoritmo propuesto se denomina Generador Evolutivo Multi-objetivo de Secuencias de Segmentación (GEMSS).

Se ha optado por una estrategia multi-objetivo para la evaluación de las posibles soluciones del problema, utilizando el algoritmo NSGA-II descrito en [8]. Dicho proceso de evaluación consiste en aplicar una secuencia al conjunto de pares de imágenes de entrenamiento, comparar cada par de imágenes, objetivo y meta, con las métricas: sensibilidad y especificidad, para posteriormente obtener la media aritmética de cada una de dichas métricas en el conjunto de entrenamiento.

Al finalizar la ejecución, el GEMSS emite como resultado un conjunto Pareto con las mejores soluciones encontradas, de acuerdo a las métricas establecidas.

Para este trabajo es considerado un conjunto de funciones cuatro operaciones lógicas, una operación aritmética, y 16 operaciones morfológicas que son citadas en la Tabla I. Además para las operaciones morfológicas utilizamos dos conjuntos de elementos estructurantes de cuatro tamaños diferentes, el primer conjunto está compuesto por elementos estructurantes regulares, y el segundo por elementos estructurantes irregulares que fueron generados aleatoriamente, lo que da un total de 128 elementos estructurantes. La combinación de estas características favorece las capacidades expresivas de las secuencias de operaciones generadas por el algoritmo.

### A. Entrada

El GEMSS toma como entrada una muestra, compuesta por “n” especímenes, desde una base de datos de imágenes obtenidas de [5]. Cada espécimen está conformado por un par ordenado de imágenes (imagen objetivo, imagen meta):

1) *Imagen objetivo*: son las imágenes originales a las que se les aplicaran las secuencias de operaciones codificadas por cada cromosoma generando así una “imagen propuesta”.

2) *Imagen meta*: es una segmentacion ideal de la imagen objetivo a la que acompaña. Esta segmentacion ideal es creada manualmente por expertos en procesamiento de imágenes.

Representaremos un espécimen mediante un par ordenado (Imagen objetivo, Imagen meta).

Durante el proceso evolutivo se aplica cada cromosoma solución a las imágenes de entrada, que se corresponden con las imágenes objetivo de los pares (imagen objetivo, imagen meta) del conjunto de imágenes de entrenamiento. Más específicamente, se aplica la operación determinada por un gen  $i$ , al resultado de la aplicación de la operación determinada por el gen  $i-1$  de la secuencia de genes del cromosoma. La entrada a esta secuencia de operaciones siempre es una imagen objetivo, y la salida de la misma es la imagen a la que llamamos propuesta, y que debe ser comparada con su correspondiente imagen meta.

#### B. Representación de la solución

Para este enfoque cada secuencia de operaciones, está representada por un cromosoma también conocido como individuo que representa una solución candidata al problema. Cada cromosoma está compuesto por una secuencia de  $n$  genes donde cada gen representa una operación. El algoritmo inicializa los cromosomas aleatoriamente.

La cantidad de genes en cada cromosoma siempre es fija, sin embargo, la cantidad de operaciones efectivas de cada cromosoma es variable, y depende del tipo de cada gen. Cada gen dentro del cromosoma representa una operación que puede pertenecer a uno de las siguientes tipos: No\_Oper, Aritmética, Lógica y Morfológica. Un gen es representado básicamente como una secuencia de bits de tamaño fijo (específicamente para nuestro algoritmo el tamaño del gen es de 29 bits). La estructura del gen puede observarse en la tabla II

Tabla I. Operaciones básicas utilizadas por GEMSS.

Operaciones morfológicas	Dilatación morfológica Erosión morfológica Reconstrucción morfológica Closing morfológico Opening morfológico TopHat morfológico BlackHat morfológico Filtro lexicográfico ISH Filtro lexicográfico HSI Conversión a escala de grises Auto-Umbraización Apertura Binaria OutLine Esqueletización Relleno de Huecos, Fill Holes Gradiente Morfológica
Operaciones lógicas	AND, OR, XOR, NOT
Operaciones Aritméticas	Adición, y Sustracción, a nivel del píxeles de la imagen

Tabla II. Estructura del gen GEMSS.

Descripción	Bit	Valores	
		True (1)	False (0)
Tipo de Gen: Determinan el tipo de operación que representa el gen	0	(0,0) NO_OPER: el gen no tiene efecto sobre la entrada.	
	1	(0,1) MORFOLÓGICO: el gen aplicará una operación morfológica sobre la entrada (1,0) ARITMÉTICO: el gen aplicará una operación aritmética sobre la entrada (1,1) LÓGICO: el gen aplicará una operación lógica sobre la entrada	
Elemento Estructurante: secuencia de bits utilizada para referenciar los elementos estructurante utilizados en las operaciones que los requieran	2	(0,0) elemento estructurante de tamaño 3x3	
	3	(0,1) elemento estructurante de tamaño 5x5	
		(1,0) elemento estructurante de tamaño 7x7	
		(1,1) elemento estructurante de tamaño 9x9	
	4	Elemento estructurante regular	Elemento estructurante irregular
	5	Bits utilizados para indexar cada uno de los $2^4=16$ elementos estructuran tes dentro de cada uno de los tamaños posibles.	
	6		
	7		
	8		
Operaciones morfológicas: Secuencia de bits utilizada para referenciar las operaciones morfológicas en el gen	9	(0000) Dilatación morfológica	
	10	(0001) Erosión morfológica	
	11	(0010) Reconstrucción morfológica	
	12	(0011) Closing morfológico	
		(0100) Opening morfológico	
Máscara para operación de Reconstrucción	13	(0101) TopHat morfológico	
		(0110) BlackHat morfológico	
		(0111) Filtro lexicográfico ISH	
		(1000) Filtro lexicográfico HSI	
		(1001) Conversión a escala de grises	
		(1010) Auto-Umbraización	
		(1011) Apertura Binaria	
		(1100) OutLine	
		(1101) Esqueletización	
		(1110) Relleno de Huecos, Fill Holes	
		(1111) Gradiente Morfológica	
Cantidad de erosiones para generar el marcador de reconstrucción morfológica	14	(00) La máscara será la imagen original	
		(01) La máscara será el contenido de storage	
		(10) La máscara será el resultado de las operaciones anteriores	
		(11) La máscara será el resultado de las operaciones anteriores	
Algoritmo de conversión a escala de grises	15	(00) Cinco erosiones consecutivas	
	16	(01) Veinte erosiones consecutivas	
	17	(10) Cincuenta erosiones consecutivas	
		(11) Cien erosiones consecutivas	
	17	(000) Gleam	
	18	(001) Intensity	
	19	(010) Lightness	

		(011) Luma (100) Luminance (101) Luster (110) MinDecomposition (111) Value	
Algoritmo de Auto-Umbralización	20	(000) RenyiEntropy	
	21	(001) Huang	
	22	(010) Li (011) Yen (100) MaxEntropy (101) Otsu (110) Shanbhag (111) Mean	
Operación Aritmética: Par de bits que indican la operación a realizar y el orden de operandos para la diferencia aritmética	23	Aplicar diferencia aritmética entre la entrada y el storage	Aplicar adición aritmética entre la entrada y el storage
	24	Minuendo = Contenido de Storage Sustraendo= Entrada del gen	Minuendo = Entrada del gen Sustraendo = Contenido de Storage
Reemplazo de entrada	25	Se debe reemplazar la entrada por el contenido del storage	No se realizara ninguna modificación de la entrada
Selección de operación lógica: este par de bits indexan las operaciones lógicas posibles	26	(0,0) AND entre la entrada y el contenido de storage (0,1) OR entre la entrada y el contenido de storage (1,0) XOR entre la entrada y el contenido de storage (1,1) NOT aplicado sobre la entrada	
	27		
Almacenamiento en storage	28	Se debe almacenar el resultado del gen en la variable storage	No se almacena el resultado de este gen en storage

Al momento de aplicar un gen a una entrada dada, se sigue el siguiente proceso (1) se debe verificar si se debe reemplazar la entrada con el contenido de storage, verificando el bit 25 del gen, (2) posteriormente se verifica que tipo de operación es la que se deberá aplicar; al tratarse de un gen NO\_OPER la entrada es retornada sin cambio alguno, (3) en caso de que el tipo de operación sea morfológico, aritmético o lógico, se aplica la operación específica sobre la entrada con los parámetros propios de cada operación, (4) una vez procesado la entrada se verifica si el resultado de aplicar las operaciones sobre la misma debe ser almacenado en Storage, (6) una vez aplicada la operación indicada por el gen, el resultado es retornado y utilizado como entrada para el siguiente gen que se encuentra en el cromosoma .

Storage es una variable de almacenamiento auxiliar, que es utilizado para almacenar resultados intermedios durante la aplicación de los genes de un cromosoma a una imagen de entrada; esto otorga la posibilidad de almacenar los resultados

parciales y paralelos que puedan ser requeridos por alguna de las operaciones indicadas por los genes.

### C. Conjunto de Operaciones

Para este enfoque tenemos cuatro clases de genes según el tipo de operación a ser aplicada: (1) NO\_OPER, (2) ARITMÉTICO, (3) MORFOLÓGICO y (4) LÓGICO.

1) *Ausencia de Operaciones (NO\_OPER)*: Representa la ausencia de operaciones, es decir, cuando se recibe una imagen de entrada, el tipo de gen NO\_OPER devuelve la misma imagen, sin modificaciones, como salida; esto permite que, a pesar de que el tamaño del cromosoma sea fijo durante el proceso de evolución, la cantidad de operaciones, que realmente son efectivas dentro del cromosoma, pueda variar. Además al maximizar la cantidad de genes de tipo NO\_OPER dentro de un cromosoma se podrían buscar secuencias de operaciones que solucionen el problema con la menor cantidad de pasos (operaciones) posible.

2) *Operaciones Aritméticas*: Las operaciones aritméticas son la diferencia y la adición; en ambos casos se utilizan como operandos la imagen de entrada y la imagen almacenada en storage; para el caso de la diferencia se utiliza un bit adicional para indicar cuál de los dos operandos es el sustraendo y cuál será el minuendo.

3) *Operaciones Lógicas*: Las operaciones lógicas son AND, OR, XOR, y NOT, las tres primeras utilizan como operandos la entrada y el contenido de storage, mientras que la operación NOT solamente tiene en cuenta la entrada.

4) *Operaciones Morfológicas*: Para este algoritmo utilizamos 16 operaciones morfológicas, dilatación, erosión, reconstrucción morfológica, closing, opening, Top Hat, Black Hat, Filtro Lexicográfico ISH, Filtro Lexicográfico HSI, conversión a escala de grises, auto umbralización, apertura binaria, outline, esqueletización, relleno de huecos y gradiente morfológica. Para el caso de la auto umbralización se pueden utilizar alguno de los ocho algoritmos citados en la tabla II, lo mismo ocurre con la conversión a escala de grises donde también tenemos ocho algoritmos que podrían ser aplicados.

En el caso de las operaciones que requieran de algún elemento estructurante, el algoritmo contempla la utilización de dos conjuntos de elementos estructurantes: (1) elementos estructurantes regulares y (2) elementos estructurantes irregulares, cada uno compuesto a su vez de cuatro subconjuntos de elementos, de tamaños 3x3, 5x5, 7x7 y 9x9, donde cada subconjunto contiene 16 elementos estructurantes diferentes, dando un total de 128 elementos estructurantes disponible para las operaciones.

### D. Operadores Genéticos

El GEMSS asigna a cada solución candidata, una probabilidad para ser seleccionada para participar de las

operaciones de cruzamiento y mutación, que determinan los individuos que formarán parte de la siguiente generación en el proceso de evolutivo [9].

1) *Operador de Cruzamiento*: Este operador se encarga de intercambiar información entre un par de soluciones, que han sido seleccionadas previamente, con el objetivo de obtener soluciones con mejores características que las de sus progenitores, para la resolución del problema. Utilizamos un operador de dos puntos, que genera dos descendientes a partir de dos progenitores, y en los cuales los descendientes son resultado del intercambio de los genes que se encuentran entre los dos puntos de corte seleccionados aleatoriamente en los progenitores.

2) *Operador de Mutación*: El operador de mutación es un operador de exploración basado en mutación Bit Flip (inversión de bits), que básicamente invierte los bits de cada gen, del cromosoma seleccionado, de acuerdo a una probabilidad. El efecto de este operador es generar secuencias de operaciones completamente diferentes a la original, permitiendo explorar nuevas regiones del espacio de búsqueda.

#### E. Funcion de Fitness

Una función de fitness asigna valores numéricos a cada posible solución del problema de manera a poder compararlas [10]. Como el GEMSS está basado en el NSGA-II la asignación de fitness se realiza acorde a [8].

En este algoritmo se consideran dos objetivos, sensibilidad (TPR) y especificidad (TNR), los cuales son obtenidos a partir de la comparación de la imagen meta (segmentación ideal) y las imágenes propuestas generadas al aplicar una secuencia sobre la imagen de entrada. La sensibilidad y la especificidad se definen de la siguiente forma:

*Sensibilidad o Taza de Verdaderos Positivos (TPR)*

$$TPR = VP / (VP + FN) \quad (1)$$

*Especificidad o Taza de Verdaderos Negativos (TNR)*

$$TNR = VN / (VN + FP) \quad (2)$$

Donde VP [12] denota la cantidad de pixeles que pertenecen al conjunto de verdaderos positivos, es decir, aquellos pixeles que se clasifican correctamente como pertenecientes a la forma de la segmentación ideal. Mientras que VN [12] representa la cantidad de pixeles del conjunto de falsos negativos, que consisten en los pixeles que han sido identificados correctamente como parte del fondo de la segmentación ideal. De forma similar se definen FP y FN [12] como la cantidad de pixeles en los conjuntos de falsos positivos y falsos negativos respectivamente.

La sensibilidad representa la proporción de pixeles de la imagen que pertenecen a la forma de la segmentación que, efectivamente, han sido identificados como tales. La especificidad representa la proporción de pixeles de la imagen

que pertenecen al fondo y que han sido identificados como tales. Una segmentación perfecta, comparada con la segmentación ideal, es aquella en la que la sensibilidad y la especificidad tienen, simultáneamente, el valor 1.

Los valores de los objetivos son calculados a partir de métricas que básicamente comparan la imagen propuesta y la imagen meta (que se corresponde con una segmentación ideal). La imagen propuesta es generada a partir de la aplicación de una solución (secuencia de operaciones) a la imagen objetivo, de un par (imagen objetivo, imagen meta) del conjunto de imágenes de muestra. Para calcular el valor de un objetivo específico para un cromosoma se calcula la media aritmética de los valores obtenidos al comparar todas las imágenes propuestas con sus respectivas metas, para cada una de las métricas. En otras palabras un objetivo se define como la media aritmética de una métrica sobre el conjunto de imágenes de muestra.

En la figura 1 muestra el esquema para el cálculo de los objetivos a partir de los especímenes de la muestra

### III. EXPERIMENTOS

Para medir la eficiencia de este enfoque evolutivo realizamos una evaluación numérica de dos bases de datos de imágenes de lesiones de melanoma: benignos y malignos. Estas bases de datos contienen las fotografías originales de las lesiones, y segmentaciones ideales de las mismas elaboradas manualmente por especialistas de procesamiento de imágenes. Estas imágenes fueron obtenidas desde [5].

Una vez generado el frente Pareto con las secuencias de operaciones encontradas por el algoritmo, cada solución es aplicada sobre la base de datos de imágenes completa y se calculan las métricas que comparan las imágenes generadas por la secuencia de operaciones con sus correspondientes segmentaciones ideales, obteniendo la media aritmética y desviación estándar de cada una de las métricas sobre las imágenes de la base de datos.

Además de los objetivos de las ecuaciones (1) y (2), las métricas utilizadas para la evaluación son:

*Precision (P):*

$$P = VP / (VP + FP) \quad (3)$$

*Exactitud (A):*

$$A = (VP + VN) / (VP + VN + FP + FN) \quad (4)$$

*Taza de Falsos Positivos (FPR):*

$$FPR = FP / (FP + VN) \quad (5)$$

*Taza de Falsos Negativos (FNR):*

$$FNR = FN / (FN + VP) \quad (6)$$

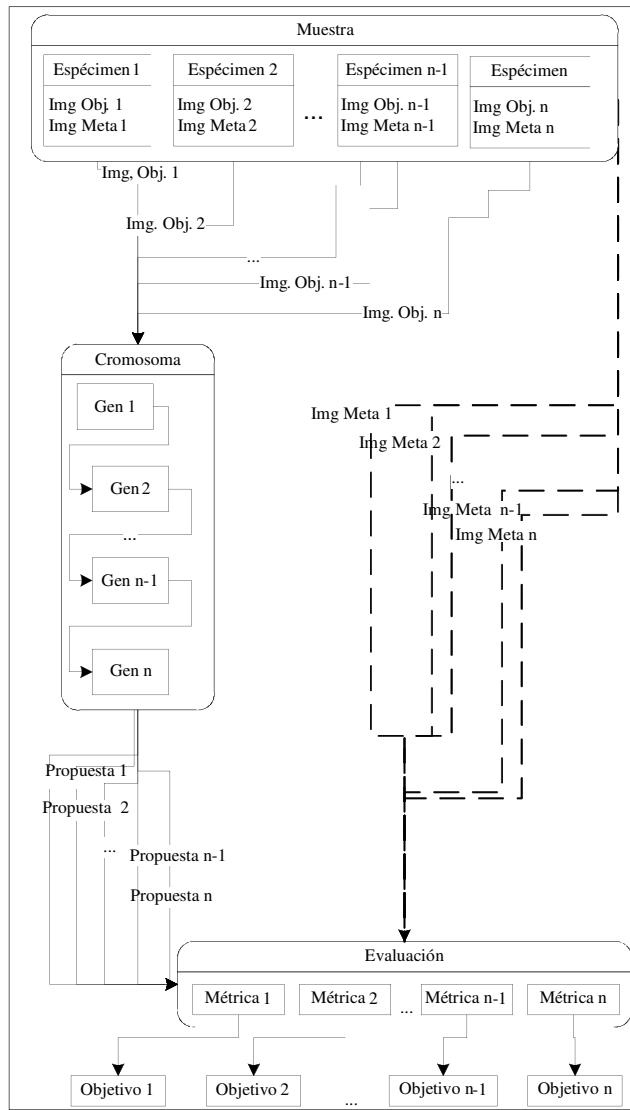


Fig 1. Esquema para el cálculo de los objetivos del GEMSS.

Donde VN es la cantidad de verdaderos negativos, VP es la cantidad de verdaderos positivos, FP es la cantidad de falsos positivos y FN es la cantidad de falsos negativos existentes entre las imágenes comparadas [12]. Para evaluar nuestros experimentos deseamos obtener los máximos valores posibles de las funciones precisión, exactitud, tasa de verdaderos positivos, y tasa de verdaderos negativos, son funciones dentro del rango [0,1], es decir los valores más cercanos a 1 representan los mejores valores para estas métricas. La tasa de falsos negativos y la tasa de falsos positivos representan el error que se obtiene en cada comparación por lo que son valores que deseamos minimizar; como los mismos también están definidos sobre el rango [0,1], los mejores valores que podríamos obtener son los más cercanos a 0.

#### IV. RESULTADOS

GEMSS genera un conjunto Pareto conformado por las mejores secuencias de segmentación identificadas durante el proceso evolutivo. En la Fig. 2 se muestran los valores obtenidos por las soluciones del frente Pareto, para las funciones objetivos de GEMSS.

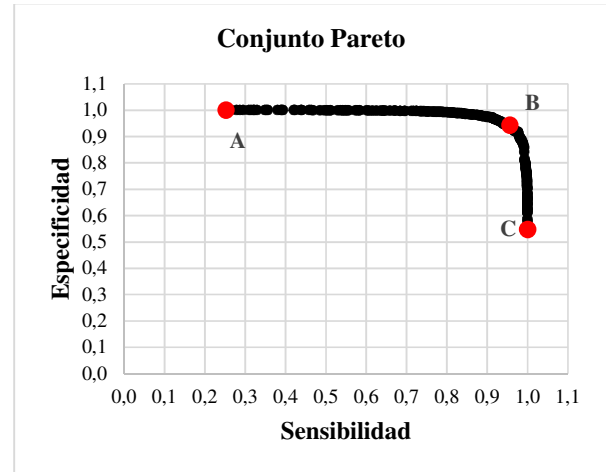


Fig 2. Representación gráfica del conjunto Pareto generado por GEMSS.

En la Fig.2 el punto A (0.25240, 0.99999) representa la solución con el mejor valor de especificidad encontrado por GEMSS, de manera similar el punto C (0.99999, 0.54757) representa la solución con el mejor valor de sensibilidad. Mientras que el punto B (0.95615, 0.94265) representa la solución con los mejores valores, simultáneos, de sensibilidad y especificidad hallados por GEMSS.

A continuación, se presenta la solución, creada por GEMSS, correspondiente al punto B, de la Fig2., con su respectiva evaluación de performance sobre la base de datos de imágenes de melanoma, tanto benignos como malignos.

Tabla III. Secuencia de operaciones de la solución B de la Fig. 2.

Gen	Descripción
1	1.1- Opening 1.2- Almacenar el resultado en Storage.
2	2.1- Reemplazar la entrada con el contenido de Storage 2.2- Logic OR: entrada OR Storage
3	3.1- Reemplazar la entrada con el contenido de Storage 3.2- Reconstrucción tomando como mascara el contenido de Storage y aplicando 5 erosiones consecutivas sobre la entrada para generar el marcador
4	4.1- No_Oper: no se realiza ninguna operación
5	5.1- Auto Umbralización con el método de Otsu
6	6.1- Apertura Binaria
7	7.1- Logic OR: entrada OR Storage 7.2- Almacenar el resultado en Storage.
8	8.1- Reemplazar la entrada con el contenido de Storage 8.2- Logic XOR: entrada XOR Storage
9	9.1- Reemplazar la entrada con el contenido de Storage 9.2- Closing 9.3- Almacenar el resultado de la operación en Storage
10	10.1- Adición aritmética: entrada+ Storage
11	11.1 - No_Oper: no se realiza ninguna operación

12	12.1- Auto Umbralización con el método de Renyi Entropy 12.2- Almacenar el resultado en Storage
13	13.1- Erosión
14	14.1- No_Oper: no se realiza ninguna operación

La tabla III representa una secuencia completa de operaciones generada de la solución del punto B de Fig. 2. La columna Gen indica el número de Gen del cromosoma generado. La columna descripción contiene las operaciones detalladas indicadas por cada gen. Al momento de ejecutar la secuencia sobre alguna imagen de entrada se debe seguir el orden numérico indicado en la tabla.

La Tabla IV representa la evaluación de las métricas de comparación de imágenes aplicadas a las bases de datos de melanoma maligno y benigno. Los valores representan la media y la desviación estándar obtenida al aplicar la solución de la Tabla III, (punto B de la Fig. 2) generada por GEMSS, a cada imagen objetivo del conjunto y compararla por medio de cada métrica con su correspondiente segmentación ideal.

Tabla IV. Resultados experimentales.

Métrica	Benignos		Malignos	
	Media	Desviación	Media	Desviación
P	0.856069	0.205811	0.842021	0.206256
A	0.916969	0.106542	0.893905	0.107073
TPR	0.851775	0.215444	0.852719	0.188057
TNR	0.962114	0.060556	0.936741	0.098015
FPR	0.037885	0.060556	0.063258	0.098015
FNR	0.148224	0.215444	0.147280	0.188057

En la figura 3 se muestra la aplicación de la secuencia correspondiente a la Tabla III, generada por GEMSS, sobre una de las imágenes de la base de datos de melanoma benigno.

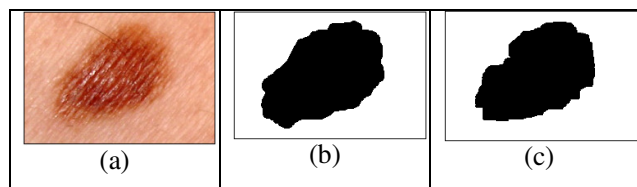


Fig 3. (a) Imagen objetivo original (b) Segmentación ideal creada por expertos en procesamiento de imágenes. (c) Resultado obtenido por GEMSS.

## V. CONCLUSIÓN

Un enfoque evolutivo multi-objetivo para la obtención de secuencias de operaciones para la segmentación automática de imágenes ha sido propuesto. Este estudio muestra que es posible lograr resultados satisfactorios en el campo de la segmentación de imágenes mediante la combinación de operaciones aritméticas, morfológicas y lógicas.

Este estudio también demuestra que es posible utilizar enfoques evolutivos para generar automáticamente secuencias racionales que combinan operaciones de tipo aritmético, lógico

y morfológico, con características bastante prometedoras para el procesamiento de imágenes.

## REFERENCIAS

- [1] Jun Wang and Ying Tan. "Morphological image enhancement procedure design by using genetic programming". In GECCO 2011 Proceedings of the 13<sup>th</sup> annual conference on Genetic and evolutionary computation, pages 1435-1442, New York, NY, USA, 2011. ACM
- [2] Jun Wang and Ying Tan. "A novel genetic programming based morphological image analysis algorithm", Advances in Swarm Intelligence – Second International Conference, Chongqing, China, 2011.
- [3] Marcos I. Quintana, Riccardo Poli, and Ela Claridge. "Morphological algorithm design for binary images using genetic programming". Journal Genetic Programming and Evolvable Machines, Volume 7, Issue 1, pp 81-102, Kluwer Academic Publishers.
- [4] Arlete T. Beuren, Rodrigo J. G. Pinheiro, and Jacques Facon. "Color approach of melanoma lesion segmentation", in Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP), 2012 19<sup>th</sup> International Conference, IEEE.
- [5] "Testez-vous en images. oncopeau," Available at <http://info-melanome.net/pub/en savoir plus/testez-vous en images/>, 2011.
- [6] Wen Zhu, Nancy Zeng, and Ning Wang. "Senivity, specificity, accuracy, associated confidence interval and roc analysis with practical sas implementationssit". In Proceedings Nesus 2010
- [7] Mehmet Sezgin, and Bülent Sankur. "Selection of thresholding methods for non-destructive testing applications". Image Processing, 2001 International Conference IEEE.
- [8] Kalyanmoy Deb, Associate Member, IEEE, Amrit Pratap, Sameer Agarwal, and T. Meyarivan. "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II". In Evolutionary Computation, IEEE Transactions on Vol. 6, Apr 2002.
- [9] Marco Aurélio Cavalcanti Pacheco. "Algoritmos genéticos: princípios e aplicaciones".
- [10] Eckart Zitzler, Marco Laumanns, and Stefan Bleuler. "A Tutorial on Evolutionary Multiobjective Optimization". Metaheuristics for Multiobjective Optimisation, page 3-37, 2004.
- [11] Pedrino, E.C; Ogashawara, O.; Roda, V.O, "Reconfigurable architecture for mathematical morphology using genetic programming and FPGAs" in Parallel & Distributed Processing, Workshops and Phd Forum (IPDPSW), 2010 IEEE International Symposium on, vol., no., pp. 1,4, 19-23 April 2010.
- [12] J. P.Egan, "Signal Detection Theory and R.O.C. Analysis". Academic Press, 1975.
- [13] Meng Dong, Mark G. Eramian, Simone Ludwig, Roger A.Pierson, "Automatic detection and segmentation of bovine corpora lutea in ultrasonographic ovarian images using genetic programming an rotation invariant local binary patterns", 2012