

Desarrollo de Sistema para la Optimización del Uso de Maniobras de Roll en la Planificación de Misiones del VRSS-1 sobre el Territorio Venezolano, basado en Algoritmos Genéticos

Development of Roll Maneuver Optimization System for the Mission Planning of VRSS-1 over Venezuelan Territory, based on Genetic Algorithms

Ronald Delgado, *Sistema de Gestión de Operaciones, Unidad de Telecomunicaciones, Dirección de Aplicaciones Espaciales — Agencia Bolivariana para Actividades Espaciales*

Resumen—En el presente trabajo se describe el desarrollo e implementación de un sistema de optimización del uso de maniobras roll en la planificación de misiones del VRSS-1, basado en algoritmos genéticos. A partir del *Path and Row* definido para la cámara PMC del VRSS-1 se establecieron como referencia cuarenta objetivos de captura en tierra, y tomando los elementos orbitales del satélite, la propagación de su órbita, así como los ángulos máximos de roll aplicables al satélite, se diseñó un algoritmo genético que pudiera generar secuencias de días y objetivos de captura que minimizaran tanto la cantidad de días totales para lograr la cobertura y la cantidad de repeticiones de capturas sobre un mismo objetivo, como los ángulos de roll aplicados. El resultado de las simulaciones arrojó que el algoritmo genético fue capaz de producir secuencias de captura que lograban la cobertura total y homogénea del territorio venezolano en cuarenta a cuarenta y un días, superando en cada caso a los resultados obtenidos cuando se tomaba como criterio de selección de los objetivos aquel que se encontrara a menor distancia de los puntos sub-satelitales del pase respectivo. Adicionalmente, se realizó una validación experimental aplicando el algoritmo genético de una manera periódica semanal durante ocho semanas, actualizando en cada caso los elementos orbitales del satélite para corregir los errores que se acumulan durante los cálculos de propagación de las órbitas, obteniéndose que, de igual forma, el algoritmo genético produjo resultados aceptables y superiores a los del criterio de menor distancia.

Palabras Clave—Algoritmos genéticos, optimización, planificación de misiones satelitales, percepción remota, Satélite Miranda VRSS-1.

Abstract—In this paper we describe the development and implementation of a roll maneuver optimization system for the mission planning of VRSS-1 satellite, based on genetic algorithms. Starting from the defined *Path and Row* for the PMC camera of the VRSS-1, we established forty reference ground target to be captured, and taking into account the orbital elements for the satellite, its orbit propagation, as well as the maximum roll angles supported by the satellite, we designed a genetic algorithm able to generate sequences of days and capture targets capable of minimizing the total amount of days to achieve

full coverage of the territory, the amount of repeated captures over a single target, and the roll angle applied. Simulations results showed that the genetic algorithm was capable of producing capture sequences that achieved full and homogeneous coverage of Venezuelan territory in forty to forty one days, surpassing in all cases the results obtained when the criteria for selecting capture target was choosing the one closest in distance to the respective sub-satellite points. In addition, an experimental validation applying the genetic algorithm in a weekly basis during a total period of eight weeks, and updating the orbital elements of the satellite each week to correct accumulated calculation errors that arise during orbit propagation was performed, obtaining that, similarly, the genetic algorithm produced acceptable results and superior to those of the closest distance criteria.

Keywords—Genetic Algorithms, optimization, remote sensing, satellite mission planning, VRSS-1.

I. INTRODUCCIÓN

Una de las principales actividades que se llevan a cabo en el Sistema de Gestión de Operaciones del Sistema de Aplicaciones Terrestres de la Agencia Bolivariana para Actividades Espaciales - ABAE, es la planificación de misiones de captura de imágenes del satélite Miranda, VRSS-1. Esta tarea implica tener el conocimiento de los recursos y capacidades con los que cuenta el satélite, tanto de su plataforma como de su carga útil, además de las características de su órbita, con el fin de generar misiones que permitan la captura precisa de objetivos en tierra o, específicamente para el caso venezolano, para alcanzar la cobertura total del territorio nacional de la manera más regular y homogénea, así como también en el menor tiempo posible. Teniendo en cuenta que el VRSS-1 es un satélite que posee la capacidad de realizar maniobra roll en un rango de $\pm 31^\circ$, resulta de suma importancia el hacer un uso eficiente de dicha maniobra a efectos de las misiones de captura requeridas por la Agencia. Sin embargo, ya que para cada día, cada órbita y cada ángulo de roll del satélite existen multitud de objetivos que pueden

capturarse sobre el territorio nacional, el proceso de planificar misiones en largos períodos de tiempo y que garanticen una cobertura óptima del territorio no necesariamente es una tarea trivial.

En este sentido, el trabajo en el área de la gestión de operaciones de satélites de percepción remota ha incluido la necesidad de generar investigaciones cuyo objetivo sea optimizar el proceso de planificación de misiones satelitales tanto para el caso de un único satélite como para múltiples satélites, considerando la complejidad del problema y del hecho de que, en general, los recursos satelitales suelen ser valiosos y escasos [1].

Por ejemplo, la estrategia propuesta en [2] para la plataforma ASTER se basa en la "priorización" de tareas de captura según una valoración científica hecha por los operadores expertos (considerando tanto los requerimientos como las capacidades de la plataforma), las cuales son sometidas a un algoritmo que aplica funciones de priorización sobre todas las posibles misiones en un período de 24 horas. Por su parte, el trabajo realizado en [3] se basa en modelar la cobertura (*swath*) en tierra de satélites con capacidad de maniobra roll y, en función de la predicción de la órbita, el objetivo seleccionado y las relaciones geométricas entre el ángulo de roll del satélite y la cobertura de la escena resultante en tierra, determinar la secuencia de misiones pertinentes para capturar el objetivo en su totalidad. En [4] se plantea la planificación de misiones satelitales como un problema de optimización con restricciones, en donde el proceso consiste en asignar una serie de recursos, un tiempo de inicio y una duración a cada tarea perteneciente a la misión, de tal manera que se satisfagan tanto las limitaciones de las plataformas y la carga útil, como los objetivos en tierra. A fin de encontrar una solución óptima al proceso aplican entonces un algoritmo de búsqueda heurística capaz de escoger la mejor combinación de recursos y tareas que cumplan con las misiones de captura establecidas. El trabajo de [5] también parte del caso de múltiples satélites, y basa su funcionamiento en seleccionar un grupo de misiones de captura específicas de los satélites para lograr la cobertura de un área determinada de la superficie, en un rango de tiempo fijo, a partir de la formulación del proceso como un problema de cobertura de conjuntos. La búsqueda de la solución óptima se lleva a cabo ejecutando algoritmos heurísticos y algoritmos *greedy* sobre el conjunto total de misiones y las relaciones geométricas entre éstas y el objetivo en tierra. Igualmente, en [6] hacen uso de algoritmos heurísticos, *greedy*, así como de métodos de programación entera para buscar, entre un conjunto posible de planes de misiones satelitales, aquellos que logren criterios de optimización como la minimización de un costo o la maximización del área cubierta por las misiones de captura. Mientras tanto, en [7] se plantea un método heurístico de optimización de cobertura a partir del estudio de las relaciones geométricas entre el *swath* de los satélites, su capacidad de roll, el objetivo o área en tierra determinada, el tiempo disponible para la ejecución de las misiones así como sus órbitas predichas. Por otro lado, en [8] se aborda la planificación de misiones para múltiples satélites de

percepción remota partiendo de la descomposición de sus tareas de captura en múltiples sub-tareas las cuales son distribuidas haciendo uso de un algoritmo de colonia de hormigas, así como recocido simulado. Lo presentado en [8] parte de la relajación lagrangiana para orientar heurísticas de búsqueda a fin de encontrar soluciones aceptables a la planificación de misiones satelitales de la constelación COSMO-SkyMed, de la Agencia Espacial Italiana, mientras que en [10] y [11] optan por los algoritmos evolutivos como los algoritmos genéticos y el recocido simulado para buscar soluciones óptimas a la planificación de misiones de múltiples satélites bajo restricciones específicas propias tanto de las plataformas como del área a capturar.

Como un primer acercamiento por parte del Sistema de Gestión de Operaciones de la ABAE a la investigación en torno a la planificación eficiente de misiones satelitales, en el presente trabajo se describe el desarrollo y la implementación de un sistema de optimización del uso de maniobra roll, específico para el satélite VRSS-1, y basado en algoritmos genéticos; con el fin de, a partir de la información de los elementos orbitales del satélite, la propagación de su órbita, y de una lista regular predefinida de objetivos en tierra, generar secuencias de misiones de captura diarias que garanticen la cobertura regular y homogénea de todo el territorio nacional en el menor tiempo posible y con la menor cantidad de repeticiones sobre un mismo objetivo.

II. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA: USO DE MANIOBRA ROLL EN EL VRSS-1 Y COBERTURA REGULAR DEL TERRITORIO NACIONAL

El VRSS-1 es un satélite de percepción remota que cuenta con dos (2) cámaras (pancromáticas multispectrales) tipo *push-broom* que poseen un ancho de barrido en tierra de alrededor de 57 km y que, en configuración nadir, ofrece nominalmente un período de repetición de 57 días. Sin embargo, el satélite también cuenta con la capacidad de realizar maniobras roll de hasta $\pm 31^\circ$, lo que le permite reducir el período de revisita a 4 días. Ahora bien, el Sistema de Gestión de Operaciones de la ABAE, como encargado de realizar la planificación de misiones del VRSS-1 y atender las solicitudes especiales de captura de imágenes que llegan desde usuarios e instancias superiores, debe tener en cuenta durante sus procesos no solo el cumplir con la captura de los objetivos en tierra solicitados, sino también garantizar una cobertura regular y constante de todo el territorio nacional, procurando tener la menor cantidad de solapamientos o repeticiones de pases, o bien evitar el tener áreas en donde no se tomen imágenes con frecuencia, lo que genera "huecos" en los patrones de cobertura del territorio.

Para compensar este inconveniente es necesario hacer uso de la maniobra roll del satélite de una manera óptima, pero teniendo en cuenta que, para cubrir todo el país de forma uniforme y regular, se necesitan realizar tomas en un período largo de tiempo (de, al menos, 40 a 60 días), resulta entonces imprescindible determinar una estrategia del uso de las maniobras roll del VRSS-1 para garantizar dicha cobertura, en el menor tiempo posible, y con la menor cantidad de

repeticiones de pases posibles.

En este sentido, la estrategia implementada en este trabajo partió del conocimiento del *Path and Row* del VRSS-1 (véase Fig. 1), el cual representa la distribución nominal de los pases y las escenas del VRSS-1 (cámara PMC), y cómo estas se distribuyen en el territorio venezolano.

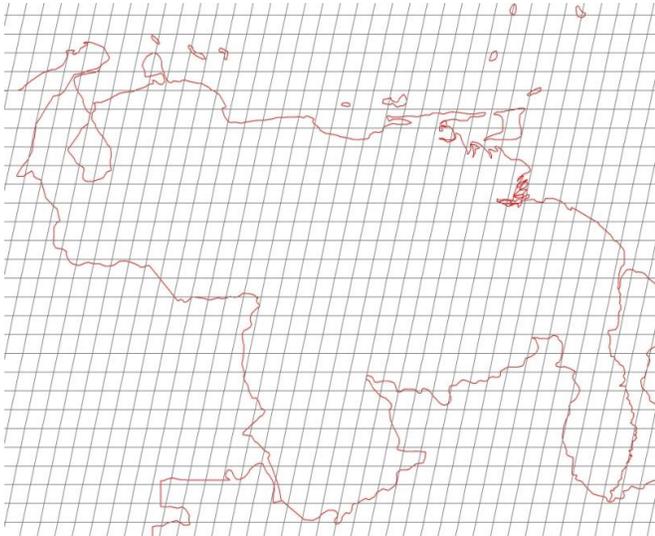


Fig. 1. *Path and Row* de la cámara PMC del VRSS-1

Ahora bien, cuando se ejecuta una misión del VRSS-1, el satélite toma imágenes en dirección Norte-Sur, y la duración de dichas capturas (tiempo de inicio y tiempo de fin) se define durante el proceso de planificación de la misión. A partir de la propagación de la órbita del satélite para un día dado, un ejemplo del pase de una misión de captura puede ser la presentada en la Fig. 2. En este caso, los puntos sub-satelitales se presentan en la línea roja gruesa (equivalente al pase nadir), y la captura, aplicando maniobra de roll, se ve representada por la franja verde.

A partir de este *Path and Row*, se ubicaron entonces las coordenadas de las escenas centrales equivalentes a los pases verticales en toda la extensión del territorio venezolano (de fronteras norte a frontera sur), cuyo resultado se muestra en la Fig. 3.

Una vez conocidas las coordenadas centrales de estas escenas y establecidas como objetivos en tierra, se pueden capturar entonces todas las franjas del *Path and Row* de manera regular y uniforme, ya que durante el proceso de planificación de misiones se calcula el ángulo necesario que debe realizar el satélite para alcanzar dichos objetivos, así como se fija la duración adecuada de la captura para garantizar el pase Norte-Sur completo sobre el territorio.

Sin embargo, ya que el VRSS-1 cuenta con la capacidad para realizar maniobras roll en un rango $[-MaxRoll, +MaxRoll]$, durante un pase cualquiera, están disponibles para capturarse múltiples franjas a partir de los objetivos definidos, tal y como se observa en la Fig. 4 (puntos sub-satelitales en línea verde, en línea azul rangos máximos de captura según dirección de la maniobra).

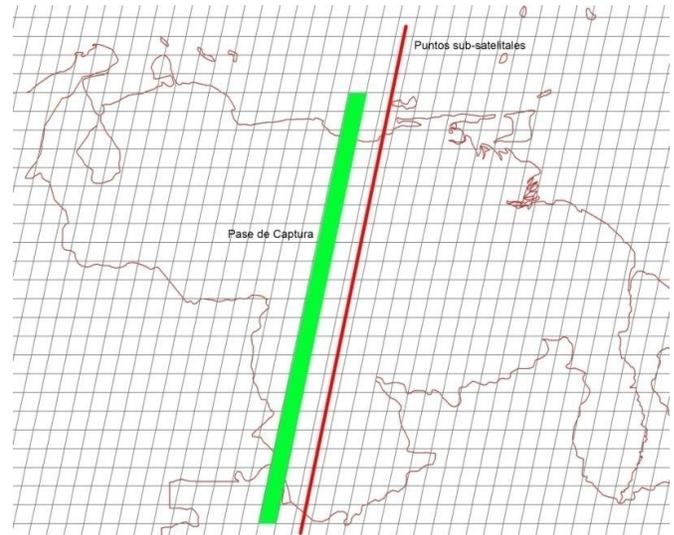


Fig. 2. Ejemplo de puntos sub-satelitales y pase de captura durante una misión satelital del VRSS-1.

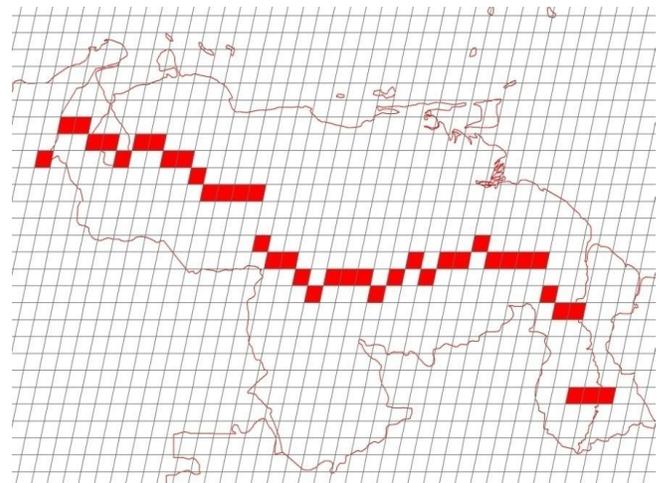


Fig. 3. Coordenadas centrales (objetivos) de los pases verticales en todo el territorio nacional.

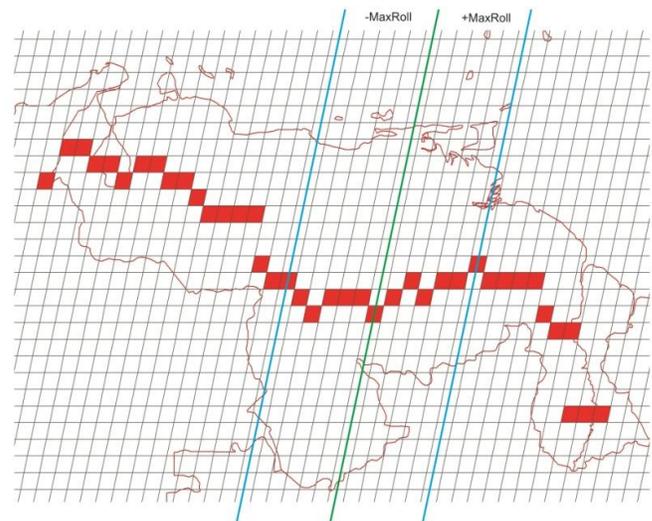


Fig. 4. Objetivos capturables en un pase determinado dado el ángulo de roll aplicable al satélite.

El problema que surge entonces es: *¿cuál de todos estos objetivos disponibles deben capturarse cada día, y en qué secuencia, a fin de lograr la cobertura de todo el territorio nacional en el menor tiempo posible, y con la menor cantidad de repeticiones sobre el mismo objetivo?*

En una primera aproximación al problema, se planteó una estrategia en donde cada día se consideraba como objetivo a capturar aquel que se encontrara más cerca del pase nadir del satélite (es decir, de los puntos sub-satelitales del día correspondiente). La selección de este criterio se basó en que, en términos generales, se obtienen mejores imágenes (con menos distorsiones geométricas y de posicionamiento) cuando se aplica poco ángulo de roll al satélite. De este modo, se buscó garantizar no solo la cobertura regular y uniforme del territorio, sino también con la mejor calidad de imagen final posible. Tras implementar y simular con dicho criterio, al que denominamos de Menor Distancia, se logró generar coberturas uniformes de todo el territorio, pero el período de dicha cobertura se encontró siempre entre los 50 y 60 días, produciéndose en todos los casos repeticiones de capturas en al menos 15 o más días. Debido a esto, se planteó entonces la necesidad de aplicar un algoritmo alternativo capaz de minimizar dichos tiempos y, en el mejor de los casos, lograr la cobertura del territorio sin producir repeticiones algunas, y aplicando siempre el menor ángulo de roll posible en cada caso.

Teniendo en cuenta las características del problema descrito (de tipo optimización combinatoria [12]), se consideró entonces como un buen candidato para resolverlo a los algoritmos genéticos, cuyos fundamentos e implementación se describen a continuación.

III. TEORÍA DE ALGORITMOS GENÉTICOS

A. Definición y pseudo-código

Tal y como se explica en [13]: "Los Algoritmos Genéticos son métodos adaptativos, generalmente usados en problemas de búsqueda y optimización de parámetros, basados en la reproducción sexual y en el principio de supervivencia del más apto. Más formalmente, y siguiendo la definición dada por Goldberg, "los Algoritmos Genéticos son algoritmos de búsqueda basados en la mecánica de selección natural y de la genética natural. Combinan la supervivencia del más apto entre estructuras de secuencias con un intercambio de información estructurado, aunque aleatorizado, para constituir así un algoritmo de búsqueda que tenga algo de las genialidades de las búsquedas humanas". Para alcanzar la solución a un problema se parte de un conjunto inicial de individuos, llamado población, generado de manera aleatoria. Cada uno de estos individuos representa una posible solución al problema. Estos individuos evolucionarán tomando como base los esquemas propuestos por Darwin sobre la selección natural, y se adaptarán en mayor medida tras el paso de cada generación a la solución requerida."

En este sentido, cuando se desea resolver un problema haciendo uso de algoritmos genéticos, se parte del supuesto que la solución de dicho problema depende de una serie de

parámetros que, en función de su valor, ofrecerán una mejor o peor solución al problema en cuestión. Entonces, dichos parámetros son codificados de algún modo (representación binaria, real, categórica, entre otros), y se construyen individuos (cromosomas) que representarán la población del algoritmo genético. Cada uno de estos individuos es, a su vez, una posible solución del problema a resolver.

Durante la ejecución del algoritmo genético, todos estos individuos pasan por un proceso de evaluación de su calidad (*fitness*), selección, cruce y mutación, a fin de generar una nueva población de soluciones que, en el mejor de los casos, ofrecerá mejores soluciones al problema de optimización original. A lo largo de una cantidad preestablecida de generaciones, se espera que el algoritmo genético converja hasta obtener una solución satisfactoria final.

En términos generales, el pseudocódigo de un algoritmo genético básico puede escribirse como se observa en el Algoritmo 1.

B. Cromosomas y representación de la población

Dependiendo del tipo de problema que se trabaje, los cromosomas o individuos de una población podrán tomar representaciones distintas en cada caso. El tipo de representación deberá adecuarse, a su vez, al espacio de soluciones y a la naturaleza de los parámetros del problema, entre otros factores. En muchos casos, por ejemplo, los cromosomas pueden representarse de forma binaria, por lo que cada individuo tendrá la forma de una cadena de unos y ceros que codifican los parámetros. Los individuos también pueden codificarse en la forma de cadenas de números reales, o bien cadenas de clases o datos categóricos, como se muestra en la Fig. 5. De nuevo, el modo de representar cada cromosoma estará estrechamente relacionado con el problema de optimización que se desee resolver.

Algoritmo 1: Algoritmo Genético General

Entradas: tamaño de población, número de generaciones, tipo de cruce, probabilidad de cruce P_c , probabilidad de mutación P_m

Salidas: *fitness* mejor individuo, valor mejor individuo

Inicializar: población actual aleatoriamente (dentro del espacio de valores permisibles de los parámetros del problema)

1: **Mientras** no se cumpla criterio de terminación

2: Crear población temporal vacía

3: **Mientras** población temporal no esté llena

4: Evaluar población inicial (aplicar función *fitness*)

5: Ordenar población del mejor al peor

6: Seleccionar padres según criterio de selección

7: Cruzar padres con probabilidad P_c

8: **Si** se ha producido el cruce

9: Añadir descendientes a la población temporal

10: **Si No** se ha producido el cruce

11: Añadir padres a la población temporal

12: **Fin Si**

13: Mutar genes de descendientes con probabilidad P_m

14: **Fin Mientras**

15: Aumentar contador de generaciones

16: Establecer como nueva población actual la población temporal

17: **Fin Mientras**

C. Evaluación de la población

Tal y cómo señala [13]: "Para el correcto funcionamiento de un Algoritmo Genético se debe de poseer un método que indique si los individuos de la población representan o no buenas soluciones al problema planteado. Por lo tanto, para cada tipo de problema que se desee resolver deberá derivarse un nuevo método, al igual que ocurrirá con la propia codificación de los individuos. De esto se encarga la función de evaluación, que establece una medida numérica de la bondad de una solución".

Representación Binaria															
1	1	0	1	0	1	1	1	0	0	1	0	1	0	1	1
Representación Real															
0.54	0.35	1.28	3.32	0.02	7.41	2.15	0.78	2.64	6.63	0.13	1.45	0.32	5.50	0.03	3.51
Representación Categórica															
A	B	D	A	C	B	C	A	A	D	B	A	D	C	A	B

Fig. 5. Distintos métodos de representación de la población en los Algoritmos Genéticos.

La evaluación de los individuos en un algoritmo genético se realiza, entonces, a partir de la aplicación, sobre dichos individuos, de una función *fitness* que debe ser diseñada específicamente para cada problema a resolver, y que debe ser capaz de valorar numéricamente la calidad de los individuos. Por ejemplo, si la función *fitness* está definida entre $[0, 1]$, se espera entonces que aquellos individuos que mejor resuelvan el problema a optimizar arrojen valores de *fitness* cercanos a 1 (0.989, 0.861, 0.799).

Dependiendo de si el problema de optimización es una minimización o una maximización, las funciones *fitness* tendrán formas distintas en cada caso, y es importante tener en cuenta que estas siempre deben considerar los parámetros y el espacio de soluciones en los que estos viven, así como la evaluación efectiva de los individuos en función de su representación. Si bien existen formas generalizadas de este tipo de funciones según el tipo de problema como se describe en [13], estas deben construirse a partir de las características del propio problema a resolver y a la representación seleccionada de los cromosomas.

D. Selección de los individuos a reproducirse

Todo algoritmo genético tiene un criterio de selección que será el encargado de escoger cuáles son los individuos de la población inicial que van a disponer de oportunidades de reproducirse y cuáles no. Por supuesto, este criterio de selección deberá estar asociado con los valores respectivos de los *fitness* obtenidos para cada individuo, pues la idea es que aquellos individuos más aptos (que tengan valores altos del *fitness*) sean capaces de reproducirse con mayor frecuencia que aquellos menos aptos.

El criterio de selección implementado en este trabajo fue el más comúnmente usado, conocido como "Selección por Ruleta". Este método también es conocido como "Selección

proporcional a la función *fitness*", ya que la probabilidad de selección de los individuos de la población dependerá directamente del *fitness* de cada uno.

Así, para este método se tiene que, si N es el número de individuos de la población y f_i es la función *fitness* del i -ésimo individuo, la probabilidad p_i asociada a su selección estará dada por:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j} \quad (1)$$

Cuando se implementa este método, se parte primero por ordenar la población, una vez evaluada, de mayor a menor en su valor de *fitness*. Una vez ordenada, se calcula la sumatoria total de los *fitness* de cada individuo, y se obtienen los valores de probabilidades a partir de (1) al dividir el *fitness* individual entre la sumatoria de los *fitness*. Con esto, es posible construir una "ruleta" de selección, al ir acumulando, a partir del mejor individuo, las probabilidades individuales de selección de cada uno. Para seleccionar un individuo, se genera al azar un número r en el intervalo $[0, 1]$ y se escogerá como individuo a reproducirse aquel que caiga dentro del intervalo de probabilidad definido por la ruleta, como se observa en la Fig. 6.

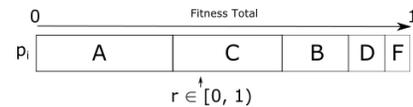


Fig. 6. Selección por rueda de ruleta.

Una de las ventajas de este método de selección es que, mientras que el mejor individuo será seleccionado con mayor frecuencia, también permite que los peores sean seleccionados en alguna oportunidad, así sea baja, lo que evita la homogeneización de la población y favorece la diversidad.

En cada generación, se seleccionarán dos individuos a partir de este método, y se determinará si estos se cruzan o no con probabilidad P_c . Si no se cruzan, estos pasan a la siguiente generación sin ser alterados. Si se cruzan, entonces se deben aplicar los operadores de cruce y mutación respectivos.

E. Cruce de los individuos: un punto, dos puntos, uniforme.

Una vez se seleccionan dos individuos de la población a partir de la "ruleta", estos deben ser recombinados para producir la descendencia que se introducirá a la nueva población del algoritmo genético. La idea detrás de la operación de cruce es que, si ambos padres seleccionados están bien adaptados al problema (*fitness* alto), entonces existe la posibilidad de que sus hijos, al compartir genes de ambos, produzcan un *fitness* aún mayor. Por supuesto, esto no siempre es el caso, por lo que los múltiples procesos de cruce pueden mejorar o empeorar la evaluación de cada individuo. Pero a lo largo del proceso evolutivo, y en vista de que la selección siempre es proporcional al *fitness*, se espera que en términos generales las adaptaciones de la población entera vayan aumentando paulatinamente.

Aunque existe gran diversidad de operadores de cruce, los empleados en este trabajo fueron:

Cruce en un punto:

Ya seleccionados el padre y la madre, se cortan los cromosomas de ambos en un punto a lo largo de la cadena seleccionado al azar, y luego se intercambian los segmentos de cada uno, la cabeza y la cola, entre padre y madre, tal y como se observa en la Fig. 7. Este operador de cruce es el más sencillo que existe.



Fig. 7. Cruce en un punto.

Cruce en dos puntos:

En este caso, se seleccionan al azar dos puntos de corte (nunca el mismo) en los padres, y se intercambian las secciones medias entre ellos para formar la descendencia. Como puede verse en la Fig. 8, este tipo de cruce es una generalización del cruce en un punto.



Figura 8. Cruce en dos puntos.

Cruce uniforme:

En este operador, cada uno de los genes de los hijos serán contruidos a partir de seleccionar al azar con un 50% de probabilidad si el gen de la ascendencia proviene del padre o la madre. Esto es equivalente a construir los hijos a partir de la permutación de los genes de los padres con un 50% de probabilidad en cada caso, como se observa en la Fig. 9.

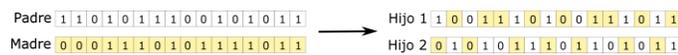


Fig. 9. Cruce uniforme.

F. Mutación

La mutación en los algoritmos genéticos causa que uno o algunos de los genes de un individuo cambie su valor al azar. La idea de las mutaciones, que generalmente se efectúan bajo cierta probabilidad P_m que suele ser muy baja (inferior al 1%), es introducir cambios aleatorios a los cromosomas tal cual ocurre en el equivalente biológico de una generación a otra. Esto garantiza que, por ejemplo, ningún punto del espacio de búsqueda tenga una probabilidad nula de ser examinado. Además, las mutaciones pueden ayudar a sacar individuos de "mínimos locales" que pueden ser soluciones del problema pero no la mejor solución permisible.

Cuando se trata de un cromosoma con genes binarios, la mutación simplemente niega el gen correspondiente en caso de producirse. Si los genes están compuestos por valores reales, la mutación puede significar la modificación de uno de estos valores por otro generado al azar dentro del rango permisible, o bien perturbar el valor original por un pequeño margen. De ser datos categóricos, la mutación puede realizarse cambiando la categoría por otro dentro de listado de posibilidades. La implementación de la mutación dependerá entonces de la forma de los parámetros del problema y

representación empleada en los individuos.

G. Generaciones y criterio de terminación

Durante la ejecución de un algoritmo genético, el proceso de construcción de la población, evaluación, selección, cruce, mutación y sustitución de la población se repite en cada iteración o "generación" del algoritmo. A medida que se producen estas generaciones, se espera que el valor de las funciones *fitness* de los mejores individuos vaya aumentando y que, en consecuencia, se vayan obteniendo mejores soluciones al problema original que se desea resolver. Sin embargo, un algoritmo genético podría correr de manera indefinida si no se establece un criterio para terminar su ejecución.

En este sentido, existen dos criterios básicos que se consideran para detener un algoritmo genético. En primer lugar, se puede establecer un "Número de Generaciones" máximo tras el cual se detiene el algoritmo. En este caso, la ejecución se detiene una vez se alcance dicho número de generaciones, independientemente de la calidad del o los mejores individuos. Por ejemplo, un parámetro de un algoritmo genético puede ser ejecutar 10.000 iteraciones. Cumplidas estas iteraciones, se toma el mejor individuo producido en la última generación y se considera este la solución al problema.

Un segundo criterio de terminación es el de parar la ejecución del algoritmo genético cuando el valor de la función *fitness* para el mejor individuo supera cierto umbral predefinido. Por ejemplo, si a partir del diseño del algoritmo se sabe que el *fitness* está definido entre [0, 1], el algoritmo puede ser detenido cuando el umbral $U > 0.990$, o cualquier otro valor que se considere lo suficientemente alto como para producir una buena solución al problema original.

Del mismo modo, pueden combinarse criterios, como por ejemplo detener la ejecución si se supera el umbral, o detenerlo tras un número fijo de generaciones si esta última condición no se cumple. Por supuesto, estos no son los únicos criterios de terminación que existen y pueden considerarse e incorporarse otros en función de la naturaleza del problema y los parámetros del mismo.

IV. IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO PARA LA OPTIMIZACIÓN DEL USO DE MANIOBRA ROLL EN EL VRSS-1

Como se mencionó con anterioridad, el problema a resolver en el trabajo planteado es, dada la propagación de la órbita del satélite durante un período de tiempo determinado, cuál objetivo debe seleccionarse a capturar cada día de todos los disponibles por pase, a fin de lograr la cobertura de todo el territorio de manera uniforme y en el menor tiempo posible. Es decir, cuál es la secuencia día — objetivo que garantiza la cobertura del territorio en el menor tiempo posible (y, además, aplicando la menor cantidad de ángulo de roll al satélite para ofrecer la mejor calidad de imagen).

Partiendo entonces de la introducción teórica sobre algoritmos genéticos ya presentada, tenemos que lo principal para resolver el problema reside en definir tanto la representación de la población (cromosomas) a utilizar, como

la función *fitness* adecuada, y los operadores de selección, cruce y mutación del caso.

A. Representación de la población

Si observamos la Fig. 4, vemos que para el pase de un día dado (línea verde, puntos sub-satelitales) existen múltiples objetivos que pueden capturarse dentro del intervalo de ángulo de roll $[-MaxRoll, +MaxRoll]$. En el caso de los objetivos seleccionados a partir del *Path and Row* del VRSS-1 como se explicó en la Sección II, tenemos un total de 40 objetivos con los que trabajar. Estos objetivos fueron numerados del 1 al 40 (siendo el 1 el que se encuentra en el extremo oeste, y el 40 el que se encuentra en el extremo este), y ya que cada día la órbita cambia y, en consecuencia, los puntos sub-satelitales son diferentes, al realizar la propagación durante un período largo de tiempo se puede obtener una lista que represente el día propagado y los objetivos capturables dentro del rango de roll permitido, como se observa en la Tabla I.

En el caso de que un pase del satélite se produzca en las fronteras este u oeste del país y, aún con un ángulo de roll máximo no se alcance ningún objetivo, se considera entonces que no hay captura ese día y se deja la lista vacía (caso día = 3 en la Tabla I).

Si, cada día, seleccionamos solo uno de los objetivos disponibles, podemos representar la secuencia de captura en la forma de una lista donde cada índice representa el día de captura, y el valor de la lista el objetivo a capturar en dicho día (se coloca - cuando no hay captura), es decir:

$$\text{Secuencia de Captura} = [12, 6, -, 37, 28, 11, -, \dots, 6, 35, 16, 27, 6, 1, 40]$$

Ahora bien, al observar esta lista y las características del problema, tenemos que, ya que son 40 objetivos en total, si se captura uno de ellos cada día disponible (pases efectivos) y no se repiten nunca, entonces la menor cantidad de tiempo en la que pueden capturarse todos los objetivos son 40 días (+ días en los que no se capture).

TABLA I
EJEMPLO DE SECUENCIA DE DÍAS Y OBJETIVOS CAPTURABLES

Día Propagado (a partir de una fecha inicial)	Objetivos Capturables
1	[12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20]
2	[2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10]
3	[]
4	[35, 36, 37, 38, 39, 40]
5	[22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31]
6	[10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17]

De modo que para construir cada cromosoma del algoritmo genético, se generó una secuencia como la mostrada, tomando para cada día alguno de los objetivos disponibles al azar. Así, la población del algoritmo genético está compuesta por N listas de secuencias de captura día — objetivo cuya dimensión es (40 + días de no captura).

Así, la población estará compuesta por N listas de forma:

$$\begin{aligned} \text{Cromosoma 1} &= [12, 6, -, 37, 28, 11, -, \dots, 6, 35, 27, 6, 1, 40] \\ \text{Cromosoma 2} &= [10, 2, -, 34, 25, 9, -, \dots, 10, 32, 23, 9, 2, 39] \\ \text{Cromosoma 3} &= [8, 3, -, 33, 31, 15, -, \dots, 9, 31, 22, 4, 6, 36] \\ \text{Cromosoma 4} &= [5, 7, -, 36, 29, 8, -, \dots, 36, 31, 5, 6, 38] \end{aligned}$$

$$\text{Cromosoma N} = [6, 2, -, 34, 25, 9, -, \dots, 9, 34, 25, 3, 3, 36]$$

Si bien los valores de los objetivos cambian diariamente, y pueden repetirse a lo largo del cromosoma, los días en donde no se capturan objetivos sí permanecen constantes en los distintos cromosomas, por lo tanto tienen valor - siempre en las mismas posiciones.

B. Evaluación de la población

Para determinar la calidad de cada cromosoma, es decir, de cada lista de pares día — objetivo, y definir así la función *fitness*, se tomaron en consideración dos aspectos:

- Si a lo largo del cromosoma no se repite ningún objetivo, entonces se tiene que se logran capturar todos los 40 objetivos al menos una vez y, por lo tanto, se obtiene una solución al problema.

- Si existen varios casos en donde se logran capturar los 40 objetivos sin repeticiones, será una mejor solución aquella que ofrezca, para cada día, un menor ángulo de roll aplicado al satélite. Esto es equivalente a que la distancia entre el pase sub-satelital y el objetivo a capturar sea la mínima posible cada día.

De modo que lo que se busca lograr durante la evolución del algoritmo genético es minimizar la cantidad de objetivos repetidos en los mejores individuos, así como la distancia que existe entre los pases y el objetivo a seleccionar.

Así, la función *fitness* definida en el presente trabajo fue:

$$F(n_{\text{repeticiones}}, D_{s-o}) = \frac{1}{1+n_{\text{repeticiones}}} + \frac{50}{1+\sum D_{s-o}} \quad (2)$$

En donde $n_{\text{repeticiones}}$ es la cantidad de veces que se repiten objetivos en el cromosoma a evaluar, y D_{s-o} es la distancia que existe entre los puntos sub-satelitales y el objetivo seleccionado contiguo.

Tal y como está definida esta función, se observa que: a medida que el número de repeticiones sea mayor, más pequeño será el primer término de la ecuación. Es decir, mientras más repeticiones de objetivos tenga un cromosoma, peor será su *fitness*. El segundo término establece que, mientras más grande sea la suma total de distancias que existen entre los puntos sub-satelitales y los objetivos seleccionados, menor será el valor de este término y, en consecuencia, menor será el *fitness*.

Visto de otro modo, en la medida en que $n_{\text{repeticiones}}$ y $\sum D_{s-o}$ tienda a cero, el valor numérico del *fitness* será mayor. Esto evalúa a cada individuo de la manera adecuada ya que aquellos individuos que minimicen el número de repeticiones y la distancia total a los objetivos tendrán mayores probabilidades de ser seleccionados para la recombinación en la siguiente generación.

La multiplicación por 50 en el numerador del segundo término se coloca para aumentar ligeramente la ponderación del segundo término frente al primero, esto para hacer que la minimización de las distancias sea relevante durante la evolución, pero no tanto como para que el objetivo de

minimizar las repeticiones sea anulado. Se trata de conseguir un balance entre el primer y segundo término de la función.

C. Selección de la población

En el algoritmo genético implementado, la selección se llevó a cabo haciendo uso del método de "Selección por Ruleta" tal cual fue explicado en la Sección III. Después de evaluar todos los individuos, estos son ordenados en función de su *fitness* y su selección se realiza en proporción a ésta.

D. Cruce de los individuos

A efectos prácticos y de experimentación, en el algoritmo genético desarrollado se implementaron los tres tipos de cruce, con el parámetro de probabilidad P_c ajustable. La selección de los puntos de cruce o de permutación de genes se realizó siempre al azar para cada procedimiento de cruce.

E. Mutación de los individuos

La mutación de los individuos se realiza en cada generación tras cada cruce o sustitución de la población, con probabilidad P_m , y la modificación de los genes a lo largo de la cadena del cromosoma se hace escogiendo al azar alguno de los objetivos capturables del día en cuestión dentro de la lista de posibles candidatos.

F. Criterio de terminación

El Número de Generaciones se estableció como un parámetro seleccionable del algoritmo genético implementado. Sin embargo, la condición de terminación principal es contar el número de objetivos repetidos que se presentan en el mejor individuo de la población (aquel que arroja el valor de *fitness* más alto) y, si dicho número es igual a cero, entonces se detiene la ejecución del algoritmo.

En caso de que el algoritmo no puede resolver el problema para el mínimo de días permisibles (40 + días que no se captura), entonces se implementó la posibilidad de agregar días adicionales a fin de evaluar la convergencia del algoritmo aún cuando esto implique la repetición de algunos de los días de captura.

V. RESULTADOS DE LAS SIMULACIONES

A fin de llevar a cabo las simulaciones del caso, se desarrolló un programa computacional en Qt/C++ capaz de realizar la propagación de las órbitas del satélite a partir de sus elementos orbitales introducidos en la forma de archivos TLE (*Two-Line Elements*), así como de calcular los objetivos en tierra capturables según el ángulo máximo de roll establecido, además de incorporar todos los parámetros asociados al algoritmo genético propuesto.

Como parámetros de la propagación de la órbita se consideraron tanto las coordenadas de los cuarenta (40) objetivos en tierra antes mencionados, como la cantidad de días mínimos a propagar en la simulación. Como parámetros del algoritmo genético se tomaron el tamaño de la población, el método de cruce (un punto, dos puntos o uniforme), la probabilidad de cruce P_c , la probabilidad de mutación P_m , y el número de generaciones totales. A fin de evaluar el desempeño del algoritmo genético en el tiempo se registraron

los valores del *fitness* para el mejor individuo, el valor de $\sum D_{s-o}$, y la cantidad de pases repetidos $n_{\text{repeticiones}}$ en cada generación.

Tras múltiples pruebas experimentales y afinación de parámetros, se obtuvo que el mejor algoritmo genético implementado logró ofrecer resultados de optimización satisfactorios al punto de que, dependiendo de las características de la órbita del satélite y de los días seleccionados para la propagación de la misma, se logró la convergencia del algoritmo y se obtuvo la cobertura total y regular del territorio sin repeticiones en un total de 40 o 41 días (sin contar los días en los que no se producen capturas).

En la Fig. 10, 11 y 12 se presenta un ejemplo de los resultados obtenidos para el *fitness*, $\sum D_{s-o}$ y $n_{\text{repeticiones}}$ en una corrida del algoritmo genético con los siguientes parámetros: $P_c = 90\%$, cantidad mínima de días = 41, tamaño de población = 3000, P_m 0,001%, número de generaciones = 1000. Se validaron todos los tipos de cruce, y se trabajó con los 40 objetivos del *Path and Row* previamente seleccionados. Además, durante la propagación de la órbita se estableció un valor de 25° como máximo ángulo de roll a simular.

En la Fig. 10 se observa que, en términos generales, para todos los tipos de cruce se obtiene que el *fitness* del mejor individuo parte de un valor bajo y este va oscilando y aumentando progresivamente a medida que se producen las generaciones y se va sustituyendo la población, tal y como se espera si se está efectuado de manera adecuada la optimización. En cuanto a la convergencia, se observa que el Cruce en Un Punto ofrece la más rápida, obteniéndose a las 235 generaciones.

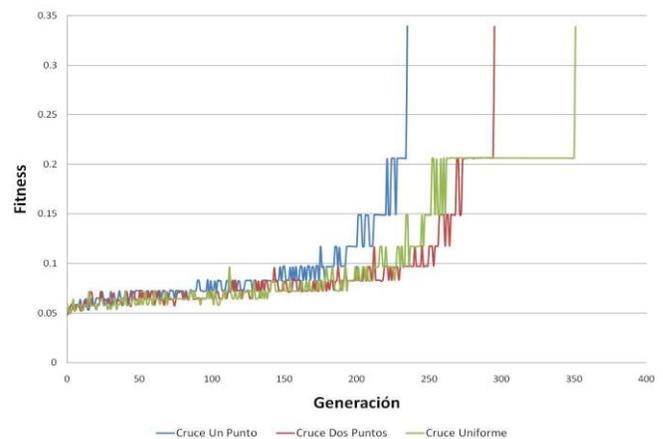


Fig. 10. Evolución del *fitness* para el mejor individuo según el tipo de cruce.

El Cruce en Dos Puntos es la siguiente, a las 295 iteraciones, y en último lugar tenemos al Cruce Uniforme, con 351 generaciones. En lo que respecta al valor de $\sum D_{s-o}$ para el mejor individuo, en la Fig. 11 se observa que, de nuevo, en términos generales este parte de un valor alto y va oscilando y disminuyendo de manera paulatina, aunque para cada tipo de cruce las oscilaciones varían en amplitud. Sin embargo, todas tienden a un mismo rango de minimización de valores de distancias. Sobre el valor $n_{\text{repeticiones}}$ en la Fig. 12 se observa cómo el algoritmo genético va minimizando de la manera

esperada dicho parámetro, hasta alcanzar el mínimo de 1 para todos los tipos de cruce. Esto quiere decir que, en este caso de experimentación, se logró la convergencia del algoritmo repitiéndose tan solo uno de los objetivos.

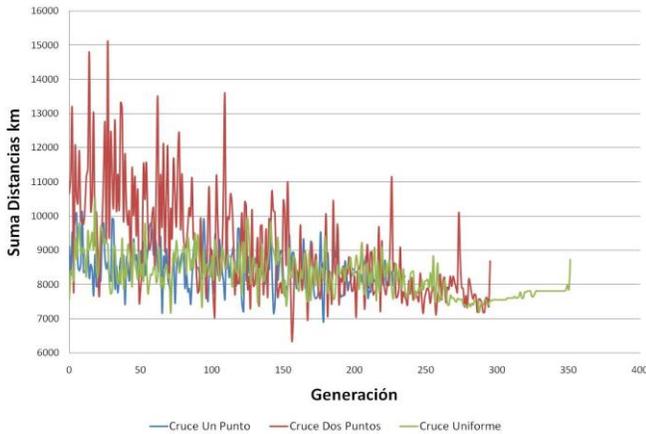


Fig. 11. Evolución de $\sum D_{s=0}$ para el mejor individuo en los distintos tipos de cruce.

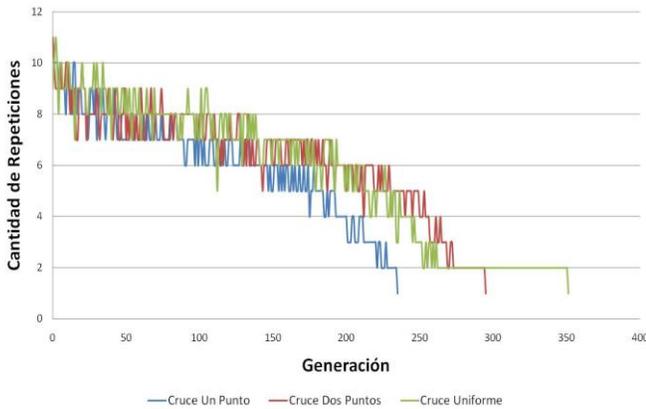


Fig. 12. Evolución de $n_{\text{repeticiones}}$ para el mejor individuo en los distintos tipos de cruce.

En la Tabla II se presenta el resumen del resultado obtenido para la corrida en cuestión, comparada con el resultado obtenido cuando se aplica como criterio de optimización el de Menor Distancia, como se explicó en la Sección II.

TABLA II
RESULTADOS OBTENIDOS EN SIMULACIÓN CON ALGORITMOS GENÉTICOS Y
CON CRITERIO DE MENOR DISTANCIA

Tipo de Optimización	Menor Distancia	Algoritmo Genético
Total Días para Cobertura	58	44
Objetivos Repetidos	16	1
Días de No Captura	3	3

Como puede observarse, mientras en el caso de Menor Distancia la cobertura se logra en 58 días con una gran cantidad de repeticiones (16), el algoritmo genético es capaz de optimizar considerablemente el proceso al obtenerse la cobertura del territorio en 44 días con una sola repetición.

VI. RESULTADOS DE VALIDACIÓN EXPERIMENTAL

Los resultados que se presentaron en la sección previa corresponden a simulaciones efectuadas a partir de tomar los elementos orbitales del satélite para un día dado, y luego propagar la órbita durante un período de al menos cuarenta (40) días o más, para poder construir así la secuencia de días y objetivos capturables que vienen a ser la población sobre la cual se ejecuta el algoritmo genético. Sin embargo, es importante mencionar que, ya que la propagación de la órbita parte de métodos y ecuaciones matemáticas que van arrastrando consigo errores numéricos a medida que se realizan las iteraciones, los puntos sub-satelitales que se obtienen a medida que se propagan las órbitas día tras día contendrán errores que irán acumulándose hasta generar, en la simulación, posiciones orbitales que pueden diferir en gran medida de las posiciones reales del satélite si se consideran o actualizan los elementos orbitales con mayor frecuencia.

Por esta razón, como parte del estudio se realizó un caso de prueba experimental en donde se aplicó el algoritmo genético para obtener los objetivos a capturar cada día según el procedimiento, pero que en lugar de propagar los cuarenta días completos, se procedió a propagar solo un total de siete días (una semana) sobre un conjunto de elementos orbitales actualizados del VRSS-1, se aplicó el algoritmo, se registró la secuencia de captura para dicha semana, y luego se repitió el mismo procedimiento cada semana hasta alcanzar la cobertura total de los cuarenta objetivos, esto con el fin de comparar el resultado de las simulaciones con un caso más cercano al real, y así determinar una técnica o heurística que, en la práctica, pueda servir como método para la optimización de la maniobra roll y planificación de misiones de captura.

El caso de experimentación se realizó usando datos actualizados del satélite VRSS-1 del período correspondiente del 13/02/2017 al 11/04/2017. Durante las pruebas, se validaron y compararon las secuencias de objetivos capturables arrojadas por el algoritmo genético cada semana, con propagaciones realizadas a su vez con el software AGI System Tool Kit (STK10). En los casos en donde el algoritmo genético generó para algún día un objetivo de captura que, según la simulación en STK10 no era capturable debido a errores acumulados de propagación de la órbita, se tomó como objetivo final a incluir ese día aquel que se encontrara más cercano al trayecto de los puntos sub-satelitales del satélite. Además, luego de cada semana, aquellos objetivos que el algoritmo genético seleccionó para capturar eran eliminados de la lista total de objetivos, de modo que en la ejecución del algoritmo para las siguientes semanas no se consideraran los mismos. Por último, a efectos de comparación se realizó de manera adicional el procedimiento semanal pero seleccionando los objetivos a capturar cada día usando el método de Menor Distancia. Los resultados de la experimentación y comparación descrita se presentan en la Tabla III.

Como puede observarse, ya que en este caso se trata de una validación en donde se actualizan los elementos orbitales semana a semana y los objetivos a capturar van disminuyendo y, por lo tanto, planteando un problema de optimización

distinto cada vez que se realiza la simulación, entonces el tiempo que tarda el algoritmo para lograr la cobertura total del área aumenta de manera considerable, al igual que la cantidad de objetivos repetidos que se obtiene tras completar la cobertura (esto, comparado con el resultado de la simulación de los 44 días totales presentados en la Tabla II). Aún así, se tiene que comparado con el caso en donde sólo se toma como criterio de selección de objetivos la Menor Distancia a los puntos sub-satelitales, entonces el algoritmo genético sigue presentando un mejor desempeño pues logra la cobertura total del territorio tanto en la menor cantidad de días como con la menor cantidad de repeticiones de objetivos. Por supuesto, para ambos casos los días de no captura son iguales pues este parámetro es fijo en cada caso de experimentación.

TABLA III
RESULTADOS OBTENIDOS EN LA VALIDACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO
ACTUALIZANDO ELEMENTOS ORBITALES Y OBJETIVOS CAPTURADOS

Tipo de Optimización	Menor Distancia	Algoritmo Genético
Total Días para Cobertura	56	51
Objetivos Repetidos	11	8
Días de No Captura	2	2

VII. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Tras el desarrollo y la implementación del método de optimización del uso de maniobras roll y captura de objetivos para el VRSS-1 basado en algoritmos genéticos presentado en este trabajo, se pudo verificar que partiendo de la información orbital del satélite y de la propagación de su órbita en un largo período de tiempo, fue posible construir un algoritmo genético capaz de producir, tras sucesivas generaciones, una secuencia de objetivos de captura diarios capaz de lograr la cobertura total del territorio en el menor tiempo posible y con la menor cantidad de repeticiones de objetivos, tal y como se esperaba en función de las características del problema (optimización combinatoria). Comparado con un método de selección de objetivos de captura básico como el de la Menor Distancia, se obtuvo que el algoritmo genético ofreció un resultado considerablemente mejor en todos los casos de simulación y diversos parámetros que se probaron durante la ejecución del trabajo.

Por otro lado, al llevar a cabo el caso de validación experimental tomando elementos orbitales actualizados semana a semana y ejecutando el algoritmo genético para obtener de manera progresiva las secuencias de captura, se observó que si bien la cantidad de días para alcanzar la cobertura aumenta en comparación con el caso en donde se propagan 40 o más días completos, aún así se siguen obteniendo mejores resultados que con el caso de la Menor Distancia.

Sin embargo, a partir de lo observado durante la fase tanto de simulación como de experimentación de este trabajo, podemos comentar que dada las características del problema, los errores que se introducen en las órbitas cuando se consideran largos períodos de propagación, además del hecho de que dichas órbitas varían a lo largo del movimiento del satélite alrededor de la Tierra y, por lo tanto, una simulación

realizada con elementos orbitales de una fecha en particular puede arrojar variaciones en otra realizada en otro mes o semana posterior, resulta conveniente entonces continuar indagando en torno a cómo puede complementarse el algoritmo genético para tomar tales aspectos en cuenta, o bien generar un método heurístico que combine dichos algoritmos con otras técnicas de optimización, a fin de disminuir aún más los tiempos de cobertura y repeticiones que se obtuvieron en el caso experimental, y tratar de llevarlos a aquellos que logren una cobertura real en cuarenta o pocos más días, coincidiendo con la cantidad total de objetivos a capturar.

En este sentido, aún cuando los resultados generales nos indicaron que, en efecto, los algoritmos genéticos pueden emplearse como método de optimización de uso de maniobra roll en misiones de captura de objetivos con el VRSS-1, y que los datos obtenidos sin duda servirán de apoyo a las actividades del Sistema de Gestión de Operaciones de la ABAE, es recomendable continuar trabajando en el tema, ya sea reevaluando los parámetros del algoritmo como la representación de la población, la función *fitness* o incluso los métodos de cruce, o bien generando una estrategia distinta de captura de objetivos semana a semana que incluya mayor información sobre, por ejemplo, los elementos orbitales actualizados, el método de propagación empleado, las características de las órbitas de cada día, los objetivos a capturados así como los ya capturados, o bien posibles combinaciones múltiples de secuencias de captura de objetivos que nos permitan obtener entonces el mejor resultado posible en cada caso de experimentación y así generar estrategias de planificación de misiones eficientes y adaptables a las necesidades de la Institución.

REFERENCIAS

- [1] J. Pemberton, L. Greenwald, "On the need for dynamic scheduling of imaging satellites", Pecora 15/Land Satellite Information IV/ISPRS Commission I/FIEOS Conference Proceedings, 2002.
- [2] H. Muraoka, R. Cohen, T. Ohno, N. Doi, "Aster observation scheduling algorithm", Dowa Engineering Co., Ltd. Jet Propulsion Laboratory. Paper 2b004.
- [3] M. Hodgson, B. Kar. "Modeling the potential swath coverage of nadir and off-nadir pointable remote sensing satellite-sensor systems", *Cartography and Geographic Information Science*, Vol. 35, No. 2, pp. 147-156. 2008.
- [4] J. Pemberton, F. Galiber, "A constraint-based approach to satellite scheduling", Pacific-Sierra Research, Arlington, Vancouver.
- [5] F. Perea, R. Vázquez, J. Galán, "Swath-acquisition planning in multiple-satellite missions: an exact and heuristic approach", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, Vol. 51, No. 3, pp. 1717-1725. 2015.
- [6] J. Galán, R. Vázquez, E. Carrizosa, C. Flores, F. Perea, F. Crespo, "Development of a swath acquisition optimization tool for multiple-mission EOSs", Universidad de Sevilla, Universidad Politécnica de Valencia, Taitus Software. 2011.
- [7] S. Liu, M. Hodgson, "Optimizing large area coverage from multiple satellite-sensors", *GIScience & Remote Sensing*, Vol. 50, No. 6, pp. 652-666, 2013.
- [8] F. Yao, J. Li, B. Bai, R. He, "Earth observation satellites scheduling based on decomposition optimization algorithm", *I.J. Image, Graphics and Signal Processing*, Vol. 1, pp. 10-18. 2010.
- [9] N. Bianchessi, G. Righini, "A mathematical programming algorithm for planning and scheduling an Earth observing

- SAR constellation”, American Association of Artificial Intelligence. 2006.
- [10] A. Globus, J. Crawford, J. Lohn, A. Pryor, “Scheduling Earth observing satellites with evolutionary algorithms”, NASA Technical Reports Server [Online]. Disponible: <https://ntrs.nasa.gov/archive/nasa/casi.ntrs.nasa.gov/20030062898.pdf>
- [11] F. Xhafa, J. Sun, A. Barolli, A. Buberaj, L. Barolli, “Genetic algorithms for satellite scheduling problems”, *Mobile Information Systems* 8, pp. 351-377, 2012.
- [12] K. Jain, A. Rudra, “Introduction to Combinatorial Optimization”, Notas del Curso CS552 Combinatorial Optimization, Universidad de Washington, 2004.
- [13] M. Gestal, M. Rivero, D. Ramuñal, J. Dorado, J. Pazos, “Introducción a los algoritmos genéticos y la programación genética”, Universidade da Coruña, 2010.



Ronald Delgado nació en Caracas el 21 de octubre de 1980. Recibió la Licenciatura en Física, mención Física Computacional en la Universidad Central de Venezuela - UCV, en el año 2003, y se especializó posteriormente en el área de Computación Emergente e Inteligencia Artificial. Del 2003 al 2008 trabajó como profesor tanto en la UCV como en la Universidad

Nacional Experimental Politécnica de las Fuerzas Armadas - UNEFA, y en el año 2008 pasa a desempeñar labores de investigador en el Centro Nacional de Innovación Tecnológica - CENIT, ejecutando proyectos relacionados con el análisis de datos y desarrollo de algoritmos de aprendizaje. En el 2015 ingresa a la Unidad de Telecomunicaciones de la Agencia Bolivariana para Actividades Espaciales - ABAE, para llevar a cabo labores tanto de Operador Satelital del Sistema de Gestión de Operaciones del Satélite Miranda VRSS-1, como investigador en el área de análisis de datos, aplicación de algoritmos de aprendizaje a datos espaciales y procesamiento digital de imágenes, entre otros. Además, desde ese mismo año forma parte del equipo que lleva adelante el proyecto Satélite Sucre VRSS-2 como representante del Sistema de Gestión de Operaciones y a participado tanto en Venezuela como en la República Popular de China en las actividades de diseño, revisión y pruebas de los sistemas a ser actualizados e implementados en el 2017 como parte de dicho proyecto.