

Algoritmo Genético Para La Optimización De Ruta Geográfica

Genetic Algorithm for Geographic Route Optimization

Huarote Zegarra Raúl Eduardo¹, Vega Luján Yensi², Romero Valencia Mónica Patricia³, Castañeda Hilario Aradiel⁴, Flores Masías Edward José³, Larios Franco Alfredo Cesar¹, Jhonatan Isaac Vargas Huaman⁵

¹Universidad Nacional Tecnológica de Lima Sur, Perú, rhuarote@untels.edu.pe, alarios@untels.edu.pe

²Universidad Nacional de Trujillo, Perú, yensi.vega@gmail.com

³Universidad Nacional Federico Villarreal, Perú, mromerova@unfv.edu.pe, eflores@unfv.edu.pe

⁴Universidad Nacional del Callao, Perú, aradiel2006@gmail.com

⁵Universidad Privada del Norte, Perú, jhonatan.vargas@upn.edu.pe

Digital Object Identifier (DOI):

<http://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2021.1.1.541>

ISBN: 978-958-52071-8-9 ISSN: 2414-6390

Algoritmo Genético Para La Optimización De Ruta Geográfica

Genetic Algorithm for Geographic Route Optimization

Huarote Zegarra Raúl Eduardo¹, Vega Luján Yensi², Romero Valencia Mónica Patricia³, Castañeda Hilario Aradiel⁴, Flores Masías Edward José³, Larios Franco Alfredo Cesar¹, Jhonatan Isaac Vargas Huaman⁵

¹Universidad Nacional Tecnológica de Lima Sur, Perú, rhuarote@untels.edu.pe, alarios@untels.edu.pe

²Universidad Nacional de Trujillo, Perú, yensi.vega@gmail.com

³Universidad Nacional Federico Villarreal, Perú, mromerova@unfv.edu.pe, eflores@unfv.edu.pe

⁴Universidad Nacional del Callao, Perú, aradiel2006@gmail.com

⁵Universidad Privada del Norte, Perú, jhonatan.vargas@upn.edu.pe

Abstract— This research seeks to cover the need to find the shortest route, considering the distance between geographical points, based on Haversine's theory, to find the optimal route of a set of points in space or gps. The artificial intelligence-based model called a genetic algorithm has been used. Applying the evolutionary model for optimization has resulted in a duration of 24.7 and 210.6 sec, with adaptation functions of 0.79 and 0.76, 76 and 206 generations to the tests carried out of 10 and 100 points respectively. Demonstrating that by applying the genetic algorithm it is possible to find the possible best solution, which is the short route of n geographical points.

Keywords—genetic algorithm, gps, geographical path.

La presente investigación trata de cubrir la necesidad de encontrar la ruta más corta, considerando la distancia entre puntos geográficos, basado en la teoría de Haversine. Para lograr encontrar la ruta óptima de un conjunto de puntos en el espacio o gps, se ha utilizado el modelo basado en inteligencia artificial llamado algoritmo genético. Aplicando el modelo evolutivo para la optimización se ha obtenido como resultados una duración de 24.7 y 210.6 seg, con funciones de adaptación de 0.79 y 0.76, 76 y 206 generaciones a las pruebas realizadas de 10 y 100 puntos respectivamente. Demostrando que aplicando el algoritmo genético se logra encontrar la posible mejor solución, que es la ruta corta de n puntos geográficos.

Palabras claves: Algoritmo genético, GPS, ruta geográfica.

I. INTRODUCCIÓN

Desde que los matemáticos Garey y Jhonson [1] formalizaron el problema del agente viajero (traveling salesman problem), los investigadores Lawker, Lenstra, Rinnooy y Shmoys [2] lo resaltan como un problema donde el viajante parte de una ciudad, visita exactamente una sola vez a cada ciudad, teniendo en cuenta el orden y retornar a la ciudad de origen, con la menor distancia total posible en la ruta. Para resolver este problema Karl [3] aplicó el método de la fuerza bruta, Holton y Aldred [4] aplicaron el método hamiltoniano, Liu [5] aplicó el algoritmo genético usando el esquema de reinas, Martello [6] aplicó el método húngaro, también Cook [7] aplicó el método simplex. Para Coello [8] el algoritmo

genético ha demostrado tener éxito, también Chen [9] utiliza un algoritmo genético basado en la estrategia de eliminación y perturbación de la población para el problema de programación TT&C multisatelite, también Abolfaz [10] aplica algoritmo genético para el diseño y optimización de palas de aerogeneradores de eje horizontal (HAWT), Así también Kamil [11] usando algoritmo genético optimiza los paramentos geométricos de puentes de arcos mediante programación visual de componentes FEM, también Farzad [12] aplica algoritmo genético para la gestión térmica de un sistema electrónico de potencia optimizando la refrigeración mediante el método de superficie de respuesta, también Vishwanath [13] aplica algoritmo genético en investigaciones experimentales de rugosidad de la superficie en torneado de acero aleado en 36° utilizando metodología de superficie de respuesta. Así como las investigaciones realizadas usando algoritmos genéticos, la presente investigación se basa en el tratamiento de n puntos en el espacio con el modelo alternativo que es el algoritmo genético, usando la estrategia propuesta que traer a los 2 mejores individuos de la generación anterior a la generación actual (en función de adaptación), esto para ayudar a continuar con la evaluación de otras posibilidades y teniendo en cuenta la restricción, que las rutas generadas por los puntos en el espacio no se repitan en el cromosoma, sin perder el objetivo que es encontrar la ruta corta en el espacio. La estrategia propuesta tiene la complejidad total de $O(n^2)$.

II. ALGORITMOS GENÉTICOS

El investigador biólogo Fraser [14] publica acerca de sistemas biológicos en una computadora, toma como referencia en su publicación la representación de Charles Darwin [15] donde “sobrevive el más apto”. Así después la representación en software fue dado por Bremermann [16] y que posteriormente fue utilizada por Holland [17], este autor acuñó el nombre de “Algoritmos Genéticos”, posteriormente Golberg [18] toma esta idea como “métodos adaptativos”, generalmente usados en problemas de búsqueda y optimización de parámetro. Hoy es una técnica basada en la teoría de adaptación de Darwin

[15] que no es más que una adaptación del biólogo Lamarck [19], basados en la reproducción sexual y en el principio de supervivencia del más apto. Para Arora [20] y Carlton [21] el algoritmo genético pertenece a la clase de métodos de optimización de búsqueda estocástica.

Por tanto algoritmo genético es un modelo computacional de búsqueda de la posible mejor solución, basado en la adaptación del modelo evolutivo. Para ello considera los criterios de selección, cruce, mutación, valor de adaptación, etc. También es un modelo digital de adaptación del proceso evolutivo, con el fin de buscar una posible mejor solución, a partir de una muestra para recorrer el universo de posibilidades.

III. FUNCIONES DEL ALGORITMO GENÉTICO PARA ESTE CASO

A. Datos a procesar

Los datos que se van a procesar son las posiciones de los nodos en el espacio geográfico de tipo $P_i(Lat, Lon)$ donde Lat representa la latitud y Lon representa la longitud del sistema de posicionamiento geográfico del i -ésimo nodo, y una curva de Haversine [22] generada por los 2 nodos está reflejado por $\widehat{P_i P_{i+1}}$.

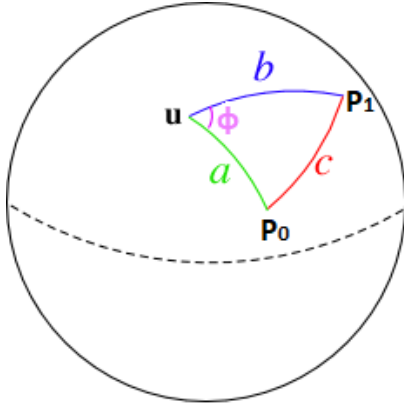


Fig. 1 Triángulo esférico de representación de Haversine.

B. Haversine

Para encontrar la distancia usando la fórmula de Haversine, necesariamente se debe tomar como parámetros de entrada la posición de la latitud, la longitud y el radio de la tierra, Hay que tener en cuenta al aplicar el radio de la tierra ya que por naturaleza la tierra no es perfectamente redonda, por tanto el radio para el análisis de este caso va en función de las posiciones gps en que se va a analizar, por tanto si es que esta en el radio ecuatorial se tomará 6378 km, si es que se considera las posiciones polares entonces será de 6357 km y por ultimo si es que toma el radio envolvente será de 6371 km.

$$\begin{aligned} d_{Cromosoma} &= \text{haversin}(c) \\ &= \text{haversin}(a - b) \\ &+ \sin(a) \sin(b) \text{ habersin}(\phi) \end{aligned} \quad (1)$$

Aplicando la ecuación (1) de la curva de Haversine en el espacio generada por los puntos geográficos $\widehat{P_0 P_1}$, tal como se muestra en la Fig.1, donde u representa el polo norte, P_0 y P_1 representan los puntos o nodos en el espacio con posición geográfica específica, el cual genera el arco c .

Cabe resaltar que para esta investigación se va a tomar la distancia generada por el arco c , para encontrar la ruta corta del proceso evolutivo del algoritmo genético.

C. Cromosoma

Cada cromosoma presenta una ruta corta posible basado en la distancia de Haversine, donde cada gen representa un punto en el espacio geográfico en específico, además el cromosoma tiene un tamaño definido, y este tamaño se lleva para todo el proceso evolutivo, siendo evaluado de izquierda a derecha la distancia total aplicando la ecuación (2), en la Fig. 2 muestra un modelo de cromosoma.

$P_{11}(Lat, Lon)$	$P_5(Lat, Lon)$	$P_2(Lat, Lon)$...	$P_7(Lat, Lon)$	$P_{10}(Lat, Lon)$	$P_{12}(Lat, Lon)$
--------------------	-----------------	-----------------	-----	-----------------	--------------------	--------------------

Fig. 2 Representación del cromosoma.

$$d_{Cromosoma} = \sum_{i=1}^{tamCromosoma-1} \text{haversine}(\widehat{P_i P_{i+1}}) \quad (2)$$

D. Generar población inicial

Los valores de los genes de cada cromosoma son asignados como posiciones de un punto P_i en el espacio geográfico, esta asignación es de manera aleatoria y sin ningún orden en específico. Teniendo en cuenta la consistencia del cromosoma, que no se repitan 2 puntos o más en un cromosoma que representa un arco $\widehat{P_i P_{i+1}}$.

E. Selección de padres

Para la selección de padres se realiza mediante el método de la ruleta, donde los cromosomas de la población tienen un valor porcentual en función a su adaptación (inversamente proporcional a la distancia del arco $\widehat{P_i P_{i+1}}$, dando mayor posibilidad de ser seleccionado el que más se adapte (mayor valor), este proceso también se repite para el segundo padre.

F. Cruce

Por la naturaleza del problema se tiene que hacer el cruce de 1 punto, y como es de esperar al realizar el cruce en los nuevos hijos va a existir inconsistencia, entonces en cada hijo se va a completar los valores de cada gen que se repiten de izquierda a derecha los valores que le falta, haciendo esto necesario para que tan solo se reemplace los genes duplicados y se mantenga parcialmente el proceso de cruce.

También se puede realizar el cruce de alternancia de posiciones (AP), propuesto por Larrañaga y Col[23], donde se selecciona las ciudades alternativamente del padre1 al padre2

en el orden ocupado por los mismos, omitiendo las ciudades que ya se han colocado, para el segundo hijo la alternancia es del padre2 al padre1. Cabe resaltar que este proceso se cumple si es que esta en el ámbito de la probabilidad de cruce (Pc).

G. Mutación

Necesariamente se tiene que hacer la mutación por intercambio entre 2 puntos seleccionados al azar, ya que el alterar solo a un gen implica la repetición de un punto y la exclusión de otro punto, perdiendo la consistencia de la ruta a buscar. Cabe resaltar que este proceso se cumple si es que esta en el ámbito de la probabilidad de mutación (Pm).

H. Adaptación o fitness

Este cálculo permite evaluar por cada cromosoma el valor de adaptación y esto va en función de la distancia del cromosoma como se refleja en la ecuación (2), comparado con la probabilidad del peor de los casos, tal como se refleja en la ecuación (3), a su vez estos valores son normalizados expresado en la ecuación (4), donde c es el i-ésimo cromosoma, i es el i-ésimo gen del cromosoma.

$$Fitness_{Cromosoma} \quad (3)$$

$$= 1 - \frac{d_{cromosoma}}{maximaDistancia * tamañoCromosoma}$$

$$FitnessNormalizado_c \quad (4)$$

$$= \frac{Fitness_{Cromosoma}}{\sum_{c=1}^{TamPoblacion} \sum_{i=1}^{TamCrom} haversine(P_{c,i}, P_{c,i+1})}$$

I. Condición de parada

Se va a analizar 2 métodos de parada para el proceso evolutivo del algoritmo genético, el primero es cuando se establece la cantidad de generaciones y otra es cuando el sistema evalúa si es que no existe cambios en los valores de las funciones de adaptación de los mejores individuos de las últimas k generaciones, por tanto se usa la ecuación (5) de Cartusia [18] que evalúa la varianza de datos, donde f es el valor de la función de adaptación del i-ésimo cromosoma y \bar{f} es el promedio de la función de adaptación de los k cromosomas.

$$S^2 = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (f_i - \bar{f})^2 \quad (5)$$

IV. ALGORITMO GENÉTICO PARA ENCONTRAR LA RUTA ÓPTIMA DE N PUNTOS EN EL ESPACIO GEOGRÁFICO

Para encontrar la ruta corta de n puntos en el espacio geográfico, se propone el siguiente algoritmo, siendo una

adaptación al modelo presentado originalmente por Abuiziah [25], donde se contempla las funciones básicas que son la creación del cromosoma, crear una población inicial, el cruce, la mutación, la selección de padres, el cruce, la mutación, la adaptación y la condición de parada, si bien este último no está contemplado en el autor origina, en esta investigación se plantea el análisis de los 2 métodos de parada para encontrar adicionalmente nuevos resultados de esta investigación.

Algoritmo	Complejidad temporal.
poblacionInicial = generarPoblaciónInicial()	O(n)
ListaFitness = tamListaFitness	O(1)
f = 0	O(1)
condicionParada=True	O(1)
numeroCruces = (dimPoblacion) / 2	O(1)
mientras (condicionParada==True)	O(n)
nuevaPoblación = vacio	O(1)
nuevaPoblacion.insertar(CromosomaElite1, CromosomaElite1)	O(2)
Desde i = 0 hasta numeroCruces	O(n)
[Padre1, Padre2] = seleccionarPadres(poblacionInicial)	O(n)
[Hijo1, Hijo2] = cruce(Padre1, Padre2)	O(n)
Hijo1 = mutacion(Hijo1)	O(5)
Hijo2 = mutacion(Hijo2)	O(5)
nuevaPoblacion.insertar(Hijo1, Hijo2)	O(2)
Fin Desde	
Si converge(nuevaPoblacion) entonces	O(1)
condicionParada = False	O(1)
Si no	O(1)
poblacionInicial = nuevaPoblacion	O(n)
Fin si	
Si varianza(ListaFitness) < umbralFitness entonces	O(1)
nuevaPoblación[0]=mutar(nuevaPoblación[0])	O(n)
Fin si	
Fin mientras	
imprimir (nuevaPoblacion[0])	O(1)
	2n ² +17n+9

Fig. 3 Algoritmo genético para encontrar la ruta optima de n puntos geográficos

En la Fig. 3, muestra los pasos necesarios para encontrar la ruta optima basado en el modelo evolutivo que es el algoritmo genético.

```
function [dist] = haversine(lat1, lon1, lat2, lon2)
    dist = 2 * 6372.8 * asin(sqrt(sind((lat2-lat1)/2)^2 + cosd(lat1) * cosd(lat2) * sind((lon2 - lon1)/2)^2));
end
```

Fig. 4 Función de Haversine

En la Fig. 4, muestra la función para encontrar la distancia en función del algoritmo de Haversine, tomando como parámetro de entrada las posiciones gps (latitud y longitud) de cada uno de los puntos a generar la ruta óptima. Esta línea de código está basada en la ecuación (1).

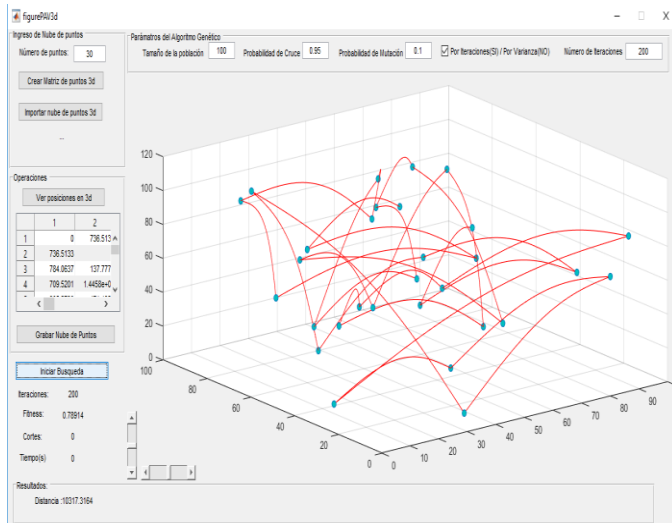


Fig. 5 Prototipo funcional para encontrar la ruta optima de n puntos en el espacio geográfico.

Cabe resaltar que en la figura que presenta esta de manera lineal los puntos, pero son representaciones de valores de la distancia de los arcos los que se van a analizar, pero en el prototipo funcional si muestra los datos.

En la Fig. 6 Se muestra los resultados del proceso de adaptación considerando que son 30 nodos o posiciones geográficas que se va a analizar, y se demuestra el crecimiento del valor fitness del algoritmo genético, donde inicialmente tiene el valor de 0.66, logrando llegar a 0.826 con tan solo 878 iteraciones, el cual le ha demorado para el proceso de 140.45 segundos. Cabe resaltar que no continua el proceso evolutivo porque según el método de parada es la varianza, en el cual se ha definido en para este ejemplo, pero el sistema también contempla el método de generaciones fijas, tal como se muestra en la parte superior derecha de la Fig. 5.

V. RESULTADOS

Los resultados de la evaluación refleja que, si se encontró la ruta corta en función de los puntos geográficos mediante el algoritmo genético, para ello se analizaron casos de 10 hasta 100 puntos, en la Fig. 7, muestra el crecimiento de la función de adaptación. Para el proceso evolutivo se usó el método de parada de la varianza, logrando mostrar los resultados de mejora respecto al fitness.

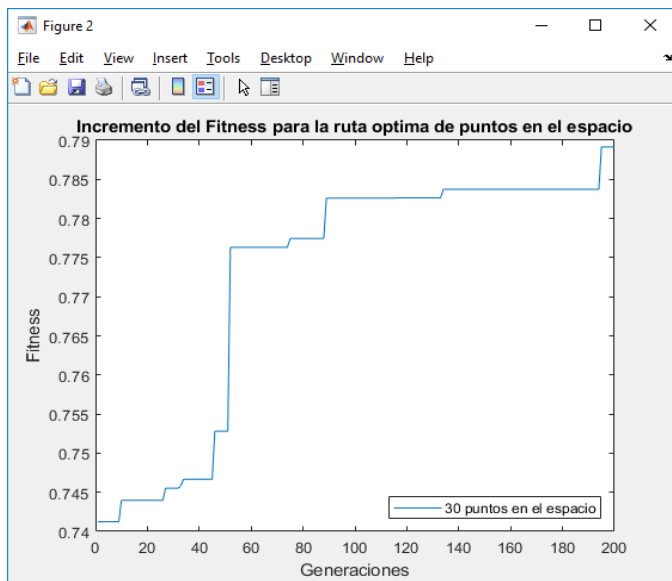


Fig. 6 Crecimiento del fitness en función del proceso evolutivo.

En la Fig 5. muestra el prototipo funcional implementado en Matlab 8.3, donde se aprecia los valores de entrada del tamaño de población inicial que es 150, probabilidad de cruce que es 0.95, probabilidad de mutación que es 0.1, método de parada es la varianza, aun que tiene para seleccionar por cantidad de generaciones. Los resultados de la ruta óptima se muestran en la parte inferior izquierda de la figura.

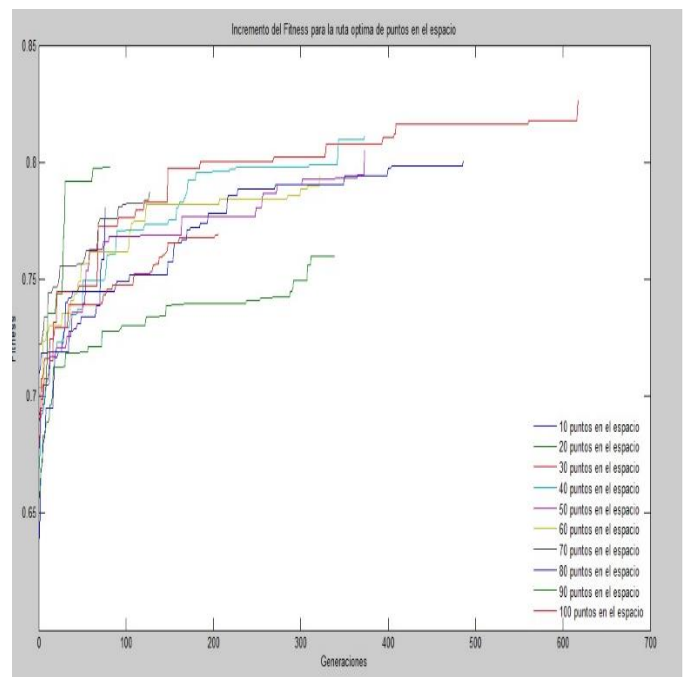


Fig. 7 Las 10 evaluaciones el valor función de la función de adaptación para la cantidad de generaciones.

El tiempo para el desarrollo del proceso es variable, en la Fig 8 muestra la comparativa de los tiempos de las 10 pruebas realizadas considerando el método de la varianza y el método por generaciones establecidas para la parada del algoritmo genético, con los datos extraídos de la tabla I.

VII. CONCLUSIONES

Al aplicar el modelo del algoritmo genético para encontrar la ruta corta en el espacio geográfico usando basado en Harvesine, se logró los siguientes resultados:

- Se encuentra la posible mejor solución con un valor de función de adaptación de 0.8268.
- Tiene una complejidad computacional de $O(n) = 2n^2 + 17n + 9$.
- En función de los datos de la tabla I, la tendencia del tiempo en función de la cantidad de puntos está dado por la ecuación $t(n) = 0.0178n^2 - 0.04161n + 37.9$, mientras que para el método de parada de las generaciones establecidas tiene la ecuación $t(n) = 0.0018n^2 - 0.113n + 4.7417$
- Se incrementó el valor de la función de adaptación realizando unas modificaciones en el método de la varianza en 0.065.
- Permitió encontrar la ruta óptima de n puntos en el espacio geográfico generada por las rutas usando el algoritmo genético.

AGRADECIMIENTO

Agradecimiento a todos los participantes de la presente investigación, con el fin de llevar una solución óptima basado en inteligencia artificial, específicamente al algoritmo genético.

REFERENCIAS

- [1] Garey, M. R.; Johnson, D. S. (1979), *Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness*, W.H. Freeman, pp. 211-212, ISBN 0-7167-1045-5
- [2] Lawler, E., Lenstra, J., Rinnooy, K., & Shmoy, D. (1985). *The Traveling Salesman Problem: A Guided Tour of Combinatorial Optimization*.
- [3] Menger, K. (1932) (ed.) *Ergebnisse eines Mathematisthen Kolloquiums 2*, Kolloquium 5.11.1930, Teubner Leipzig.
- [4] Derek, H. & Aldred, R. (1999), *Planar Graphs, Regular Graphs, Bipartite Graphs and Hamiltonicity*. Department of Mathematics and Statistics University of Otago, pp. 111-131
- [5] Liu, Y. (2008). Solving the Probabilistic Travelling Salesman Problem Based on Genetic Algorithm with Queen Selection Scheme, Department of Civil Engineering, National Chi Nan University Taiwan
- [6] Martello, S. (2010). From the origins of the Hungarian algorithm to satellite communication. *Central European Journal of Operation Research*, 18, 47-58
- [7] Cook, J. (2012). *In Pursuit of the Traveling Salesman: Mathematics at the Limits of Computation* Princeton University press
- [8] Coello A. (2018). *Introducción a la Computación Evolutiva*, CINVESTAV-IPN, Departamento de computación. México D. F. 07300, pp 243
- [9] Ming Chen, Jun Wen, Yan-Jie Song, Li-ning Xing, Ying-wu Chen, "A population perturbation and elimination strategy based genetic algorithm for multi-satellite TT&C" scheduling problem, *Swarm and Evolutionary Computation*, Volume 65, 2021, 100912, ISSN 2210-6502, <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2021.100912>.
- [10] Abolfazl Pourrajabian, Maziar Dehghan, Saeed Rahgozar, "Genetic algorithms for the design and optimization of horizontal axis wind turbine (HAWT) blades: A continuous approach or a binary one?", *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, Volume 44, 2021, 101022, ISSN 2213-1388, <https://doi.org/10.1016/j.seta.2021.101022>.
- [11] Kamil Korus, Marek Salamak, Marcin Jasiński, "Optimization of geometric parameters of arch bridges using visual programming FEM components and genetic algorithm", *Engineering Structures*, Volume 241,

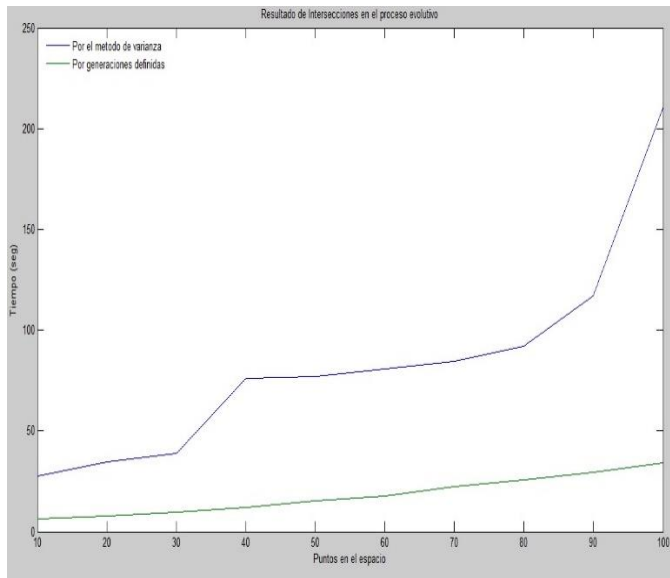


Fig. 8 Comparativa de los tiempos por el método de la varianza y por la cantidad de generaciones establecidas.

TABLA I

RESULTADOS DE LAS ITERACIONES, ADAPTACIÓN Y TIEMPOS DE LAS 10 EVALUACIONES CON EL MÉTODO DE LA VARIANZA Y POR EL MÉTODO DEFINIDO DE GENERACIONES

Nro Nodos geográficos	Iteraciones			Fitness			Tiempo		
	Varianza	Definido	Diferencia	Varianza	Definido	Diferencia	Varianza	Definido	Diferencia
10	76	100	-24	0.7809	0.73	0.0509	24.7	6.2	18.5
20	82	100	-18	0.7979	0.75	0.0479	34.7	7.7	27.0
30	617	100	517	0.8268	0.7662	0.0606	38.8	9.7	29.1
40	373	100	273	0.8117	0.71425	0.09475	76.1	11.9	64.2
50	373	100	273	0.8056	0.708	0.0976	77.0	15.1	61.9
60	322	100	222	0.7941	0.732	0.0621	80.9	17.7	63.2
70	127	100	27	0.7875	0.69	0.0975	84.7	22.2	62.5
80	486	100	386	0.801	0.752	0.049	92.2	25.5	66.7
90	339	100	239	0.7601	0.728	0.0321	117.0	29.5	87.5
100	206	100	106	0.7694	0.73	0.0394	210.6	34.2	176.4

En la tabla I muestra en función de los 10 casos evaluados, al realizar la prueba con el prototipo funcional y se grafica en las figuras 7 y 8.

VI. DISCUSIÓN

En función de los resultados obtenidos en la tabla 1, se evidencia que hasta 30 puntos se puede usar el método de generaciones definida, en adelante el método de parada de la varianza. El valor de la función de adaptación es mayor usando el método de parada de la varianza. En todos los casos en el método de parada de la varianza no tiene intersecciones de líneas al finalizar el proceso frente al método de generaciones definidas. Mientras aumenta la cantidad de puntos a partir de 80 puntos es recomendable el método de parada de generaciones establecidas por el tiempo de ejecución.

Para realizar el proceso se ha considerado como parámetro del algoritmo genético a la probabilidad de cruce de 0.95, probabilidad de mutación de 0.1, 150 cromosomas de tamaño de población, el tamaño del cromosoma va en función de la cantidad de puntos.

- 2021, 112465, ISSN 0141-0296,
<https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2021.112465>.
- [12] Farzad Pourfattah, Majid Sabzpooshani, "On the thermal management of a power electronics system: Optimization of the cooling system using genetic algorithm and response surface method", *Energy*, Volume 232, 2021, 120951, ISSN 0360-5442,
<https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.120951>.
- [13] Vishwanath Panwar, Dilip Kumar Sharma, K.V. Pradeep Kumar, Ankit Jain, Chetan Thakar, "Experimental investigations and optimization of surface roughness in turning of en 36 alloy steel using response surface methodology and genetic algorithm", *Materials Today: Proceedings*, 2021, ISSN 2214-7853, <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.03.642>
- [14] Fraser Alex. S. "Simulation of genetic systems by automatic digital computers Introduction", *Aust. J. Biol Sci.* Vol. 10, pp, 484-491, 1957
- [15] Darwin, C. "El origen de las especies", London College of Cambridge, 1859
- [16] Bremermann, H J. "Optimization through evolution and recombination", In *Self-organization system*, M. C. Yovitts et al. Spartan Books, Washinton, D. C. pp 93-106,1962
- [17] Holland, J. "Adaptation in Natural and Artificial Systems", Cambridge, MA: MIT Press, (1992)
- [18] Golberg, D. "Genetics Algorithms in search, optimization and machine learning", MA: Addison-Wesley Professional, (1989).
- [19] Lamarck C, *Système des animaux sans vertèbres*, 1801
- [20] Arora Jasbir S. "Introduction to Optimum Design", Elsevier Inc. Third Edition, 2012, USA, Chapter 16, pp 643
- [21] Carlton Freng J. S. "Marine Propeller and Propulsion", Butterworth-Heinemann. FourthEdition, 2019, USA, pp 469-497
- [22] Sinnott, R. W. (1984). *Virtues of the Haversine*. *Sky and Telescope*, 68(2), 159
- [23] P. Larranaga, C. Kuijpers, R. Murga, I. Inza, S. Dizdarevich (1999) Evolutionary algorithms for the travelling salesman problem: A review of representations and operators. *Artificial Intelligence Review*, 13, 129-170.
- [24] L. Cartusia, "Bioestadística – Método y aplicaciones", Malaga: U. D. Bioestadística. Facultad de Medicina. 1998
- [25] Abuiziah, N., (2013), A Review of Genetic Algorithm Optimization: Operations and Applications to Water Pipeline Systems, *World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Mathematical, Computational, Physical, Electrical and Computer Engineering* Vol:7, No:12