

Estrategia de optimización con algoritmo genético para ruta corta sin corte en el espacio finito

Optimization strategy with genetic algorithm for short path without cut in finite space

Huarote Zegarra Raúl Eduardo¹, Vega Luján Yensi², Romero Valencia Mónica Patricia³, Castañeda Hilario Aradiel⁴, Flores Masías Edward José⁵, 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— By having different points in a specific space, the need arises to go through them taking as a reference the problem of the traveling agent, so also arises another problem in the journey in space, which is the risk that the paths intersect in space, therefore the research presents to solve it applies a strategy to the genetic algorithm to avoid these cuts, where the advantage of not competing all against all was taken advantage of, but from a small population the universe of cases is traversed, finding the best possible route in space avoiding these cuts. Taking into account the functions of the genetic algorithm these problems were solved using the strategy of bringing from the previous generation a pair of better individuals to the current generation. Considering if you have 50 nodes in space we managed to solve in 15.1 sec, generating a sequence of duration and depending on the x nodes in the linear equation of $y = 0.3134x + 0.733$, with $R^2 = 0.978$, thus also for the variance method reflects the equation $y = 0,0009x^3 - 0,1256x^2 + 6,1963x - 36,563$, con $R^2 = 0,9349$. Managing to find the best optimal route in finite space solving the problems found.

Keywords—Strategy, genetic algorithm, route, space.

Resumen - Al contar con diferentes puntos en un espacio específico, surge la necesidad de recorrerlas tomando como referencia el problema del agente viajero, así también surge otro problema en el recorrido en el espacio, que es el riesgo en que los caminos se intersecten en el espacio, por tanto la presente investigación para solucionarlo aplica una estrategia al algoritmo genético para evitar estos cortes, donde se aprovechó la ventaja de no competir todos contra todos, si no que a partir de una pequeña población se recorre el universo de casos, encontrando la posible mejor ruta en el espacio evitando estos cortes. Tomando en cuenta las funciones propias del algoritmo genético se resolvieron estos problemas usando la estrategia de traer de la generación anterior un par de mejores individuos a la generación actual. Considerando si se tiene 50 nodos en el espacio se logró resolver en 15.1 seg, generando una secuencia de duración y en función de los x nodos en la ecuación lineal de $y = 0.3134x + 0.733$, con $R^2 = 0.978$, así también para el método de la varianza refleja la ecuación $y = 0,0009x^3 - 0,1256x^2 + 6,1963x - 36,563$, con $R^2 = 0,9349$. Logrando encontrar la mejor ruta óptima en el espacio finito solucionando los problemas encontrados.

Palabras claves: Estrategia, algoritmo genético, espacio, ruta.

Digital Object Identifier (DOI):

<http://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2021.1.1.354>

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

I. INTRODUCCIÓN

Desde que los matemáticos Garey y Jhonson [1] formalizaron el problema del agente viajero (traveling salesman problem), diferentes investigadores como 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, Karuna [8] propone para el problema del agente viajero aplicar el algoritmo discreto meta heurístico D-GWO e implementado en entorno Matlab, también Rajesh [9] desarrolla un algoritmo de optimización de lombrices de tierra vinculado a la caza de ciervos para resolver el problema del agente viajero a gran escala, así también Omar [10] realiza una encuesta completa sobre el problema de agente viajero múltiple, las aplicaciones, enfoques y taxonomía.

Para Coello [11] el algoritmo genético ha demostrado tener éxito, por eso 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 es el mejor anterior, que no es más que traer a los 2 mejores individuos (en función de adaptación) de la generación anterior para completar la generación actual, esto para ayudar a continuar con la evaluación de otras posibilidades y teniendo en cuenta la restricción de las inconsistencias, que las rutas generadas por los puntos en el espacio no se intersecten, 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

Desde que el importante taxónomo Francés Lamarck [12] en 1801 acuñó el nombre de “biología” en el sentido moderno basándose en la zoología de la clasificación de los

invertebrados, indicando que los organismos desarrollan a lo largo de su vida estructuras que se adaptan a su ambiente, y que estas modificaciones estructurales del individuo son heredadas en las siguientes generaciones [13], esta investigación en 1957 invita a Fraser [14] a realizar una publicación, tomando como base referente la biología, para la biología en la computadora, así también en su contenido hace referencia en su publicación la representación de Charles Darwin [15] en 1859 donde menciona “sobrevive el más apto” haciendo referencia que pasará a la siguiente generación aquel que se adapte a los embates internos y externos. Entrando posteriormente a una adaptación de tipo software por Bremermann [16] donde lo ve como recombinación en el proceso computacional, posteriormente Holland [17] conociendo la lógica funcional en 1970 acuña el nombre de “Algoritmos Genéticos” considerando que se puede modelar computacionalmente, ya en 1989 Golberg [18] toma esta idea de algoritmos genéticos como “métodos adaptativos” y herramienta de optimización, a partir de una pequeña porción hacer el recorrido en búsqueda de todas las posibles soluciones, hasta encontrar al más apto. Esta técnica es usada en diferentes áreas y se considera como una técnica de optimización basada en la adaptación de Darwin [15], que no es más que el proceso evolutivo basado en la reproducción sexual y el principio de supervivencia del más apto dando pase a la siguiente generación. Para Abolfazl [19] el algoritmo genético resalta la robustez y precisión de la técnica para el problema de diseño y optimización, también Alba [20] analiza la utilidad de utilizar algoritmos genéticos en función de la clase de aproximación a la que pertenezca el problema, específicamente en la utilización de la jerarquía de aproximación estándar, demostrando que los algoritmos genéticos son especialmente útiles para casos de optimización. Así también para Amit [21] aplica el algoritmo genético para el refuerzo asistido de otros modelos como el la lógica difusa para la clasificación, logrando una precisión de 93,81% frente a otros modelos que buscan el mismo objetivo. También Arora [22] y Carlton [23] muestran como métodos de optimización.

En base a lo comentado por los autores relevantes de esta técnica y las aplicaciones de los diferentes investigadores, el algoritmo genético es un modelo computacional de búsqueda de la posible mejor solución, basado en la adaptación del modelo evolutivo Lamarckiano y generalizado por el modelo darwiniano. A pesar que posteriormente se consideró como parte del proceso evolutivo el proceso de mutación, como parte de la variabilidad de seres, ahora se considera para el algoritmo genético los criterios de selección, cruce, mutación, el valor fitness, generaciones, entre otros procesos. También es un modelo computacional 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. CRITERIOS DEL ALGORITMO GENÉTICO

A. Fuente de datos

En el espacio representamos una posición de tipo $P_i(x, y, z)$ donde x , y e z son posiciones del i -ésimo punto,

una línea en secuencia se va a considerar de esta manera $\overline{P_i P_{i+1}}$ que no es más que la secuencia de 2 puntos en el espacio, teniendo en cuenta los cortes que se puede presentar al generar estas líneas, por tanto la línea $\overline{P_i P_{i+1}}$ con $\overline{P_{i+k} P_{i+k+1}}$ no se deben intersectar, sabiendo que $k > 1$, esto para garantizar que se van a evaluar las líneas siguientes a partir del segundo punto, esta evaluación se hace desde la primera recta generada, hasta la última recta. Este paso necesariamente se tiene que realizar en el proceso evolutivo.

B. Restricciones para el Algoritmo genético

Para la evaluación de la existencia de corte entre 2 líneas generadas por el recorrido en el espacio (propio del problema del agente viajero), necesariamente se tiene que considerar las siguientes ecuaciones, para poder tener el control de estos sucesos.

$$\overline{P_0 P_1}(x, y, z) = \quad (1)$$

$$(x_0, y_0, z_0) + \lambda(x_1 - x_0, y_1 - y_0, z_1 - z_0)$$

$$x = x_0 + \lambda(x_1 - x_0) \quad (2)$$

$$y = y_0 + \lambda(y_1 - y_0) \quad (3)$$

$$z = z_0 + \lambda(z_1 - z_0) \quad (4)$$

Usando la ecuación (1) de la recta paramétrica de dos puntos en el espacio, donde las rectas $\overline{P_0 P_1}$ y $\overline{P_2 P_3}$, se tiene que evaluar si es que existe un corte entre las líneas generadas, disgregado en las ecuaciones (2,3,4), para evaluar si existe un corte o punto en común entre las 2 rectas, se aplica mediante las ecuaciones (5,6,7) para el eje x , y , z respectivamente.

$$x_0 + \lambda(x_1 - x_0) = x_2 + \gamma(x_3 - x_2) \quad (5)$$

$$y_0 + \lambda(y_1 - y_0) = y_2 + \gamma(y_3 - y_2) \quad (6)$$

$$z_0 + \lambda(z_1 - z_0) = z_2 + \gamma(z_3 - z_2) \quad (7)$$

$$\gamma = \frac{\frac{z_2 - z_0}{z_1 - z_0} - \frac{y_2 - y_0}{y_1 - y_0}}{\frac{y_3 - y_2}{y_1 - y_0} - \frac{z_3 - z_2}{z_1 - z_0}} \quad (8)$$

$$\lambda = \frac{y_2 + \gamma(y_3 - y_2) - y_0}{y_1 - y_0} \quad (9)$$

En la ecuación (8,9) permite evaluar la restricción del corte de 2 rectas, usando la ecuación de las rectas paramétricas, por tanto se tiene que evaluar si es que en estos valores de los resultados de la ecuación (7) cumple la igualdad a partir de los

valores obtenidos de la ecuación (8,9), que a su vez son extraídas de la ecuación (5,6), por tanto de cumplir la ecuación (7) se puede afirmar que existe corte entre 2 rectas en el espacio, ya que existe entre estas 2 rectas un punto P(x,y,z) en común.

Por tanto se considera que existe un corte entre las 2 líneas $\overline{P_i P_{i+1}}$ con $\overline{P_j P_{j+1}}$, tal como se refleja en la ecuación (10), donde 1 significa que si se cortan (o intersectan) y 0 no.

$$\text{Secortan}(\overline{P_i P_{i+1}}, \overline{P_j P_{j+1}}) \quad (10)$$

$$= \begin{cases} 1 & z_i + \lambda(z_{i+1} - z_i) = z_j + \gamma(z_{j+1} - z_j) \\ 0 & \text{Caso contrario} \end{cases}$$

Donde $j > i + 1$

C. Cromosoma

Dentro del algoritmo genético, cada cromosoma presenta una ruta corta posible o una posible solución, para ello en la estructura del cromosoma va a ser de tipo puntos en el espacio, donde cada gen representa un punto, además el tamaño del cromosoma está definido en función del tamaño de puntos a evaluar la ruta más corta, y este tamaño se lleva para todo el proceso evolutivo, por simplicidad, se ha considerado buscar la ruta más corta, desde el primer punto de izquierda a derecha, para encontrar la distancia total de la distancia se aplica la ecuación (11) basada en la distancia Euclideana, en la Fig. 1 muestra la representación del cromosoma a partir de una secuencia de puntos en el espacio.

$P_2(x, y, z)$	$P_5(x, y, z)$	$P_1(x, y, z)$...	$P_9(x, y, z)$	$P_8(x, y, z)$	$P_{16}(x, y, z)$
----------------	----------------	----------------	-----	----------------	----------------	-------------------

Fig. 1 Representación del cromosoma.

$$d_{\text{Cromosoma}} = \sum_{i=1}^{\text{tamCromosoma}-1} \overline{P_i P_{i+1}} \quad (11)$$

$$= \sum_{i=0}^{\text{tamCromosoma}-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2}$$

D. Población inicial

Los valores de los genes de cada cromosoma son asignados como posiciones de un punto P_i en el espacio, esta asignación es de manera aleatoria y sin ningún orden en específico. Cabe resaltar que en la generación del cromosoma, no debe existir 2 o más posiciones repetidas en el cromosoma, una vez resuelta resuelto esta posible inconsistencia, posteriormente también se evalúa las restricciones para el algoritmo genético presentado en el capítulo anterior. Por tanto se tiene que crear un conjunto de cromosomas, tal como se grafica en la Fig. 2. Cabe resaltar que el tamaño de la población para el proceso evolutivo está sujeto al tamaño de puntos en el espacio.

$P_2(x, y, z)$	$P_5(x, y, z)$	$P_1(x, y, z)$...	$P_9(x, y, z)$	$P_8(x, y, z)$	$P_{16}(x, y, z)$
...						
$P_1(x, y, z)$	$P_5(x, y, z)$	$P_2(x, y, z)$...	$P_{16}(x, y, z)$	$P_8(x, y, z)$	$P_9(x, y, z)$

Fig. 2 Representación de la población.

E. Método de selección de padres

En la presente investigación se ha usado para selección de padres para este caso en particular, el método de la ruleta, donde cada cromosoma tiene un peso respecto a la distancia establecida en la ecuación (11), estos valores permiten la calificación del fitness de cada cromosoma, por tanto este valor porcentual refleja su función de adaptación, que es inversamente proporcional a la distancia resultante $\overline{P_i P_{i+1}}$, donde i comprende los valores de 0 hasta la cantidad de puntos en el espacio menos 1. Dando mayor posibilidad de ser seleccionado el que más se adapte (mayor valor), este proceso también se repite para el segundo padre.

F. Método de cruce

Por la naturaleza del problema en particular, se tiene que hacer el cruce de 1 punto, y por consecuencia del cruce, va a existir inconsistencia entre los nuevos hijos, por tanto a cada uno de los hijos se tiene que resolver estos suceso en el cromosoma, corrigiendo de izquierda a derecha los valores que le falta, haciendo de esta manera para que tan solo se reemplace los genes duplicados por los puntos en el espacio que ya existen en el mismo cromosoma, logrando que se mantenga el proceso de cruce con mejora de inconsistencia.

Otra posibilidad de cruce es realizar el cruce por alternancia de posiciones de los genes (AP), este técnica fue propuesta por Larrañaga y Col [24] para el mismo caso de estudio propuesto (problema del agente viajero), donde la selección de ciudades son alternativamente al del primer padre al segundo padre, según el orden ocupado por los mismos, omitiendo las ciudades que ya se han colocado el valor del punto, para el segundo hijo la alternancia es del segundo padre al primer padre, considerando además que el investigador lo ha realizado para caso en 2D de n nodos. Cabe resaltar que este proceso se cumple si es que está dentro del valor de la probabilidad de cruce (P_c) establecida al inicio del proceso evolutivo.

G. Mutación

Para este caso, necesariamente se tiene que hacer la mutación por intercambio, que no es más que escoger al azar dos puntos P_i y P_j del cromosoma, ya que al realizar el proceso de intercambio no va a alterar ni generar inconsistencia de la ruta, que refleja en cada cromosoma, aumentando la variedad. Cabe resaltar que este proceso de mutación se cumple si es que está dentro del valor de probabilidad de mutación (P_m) establecida al inicio del proceso evolutivo.

H. Adaptación o fitness

La función de adaptación es la manera de cualificar a cada cromosoma, siendo necesario para poder ayudar a verificar como va evolucionando la especie y si se va adaptando a las necesidades del problema que no es más que encontrar la ruta más corta, este cálculo permite evaluar por cada cromosoma el valor de adaptación, esto es inversamente proporcional a la distancia de los puntos reflejado en cada gen del cromosoma, expresado en la ecuación (11), comparado con el resto de los cromosomas para generar la probabilidad del cada uno de ellos, tal como se refleja en la ecuación (12), a su vez estos valores obtenidos para normalizar, tan como lo expresa en la ecuación (13).

$$Fitness_{cromosoma} \quad (12)$$

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

$$FitnessNormalizado_c \quad (13)$$

$$= \frac{Fitness_{cromosoma}}{\sum_{c=1}^{TamPoblacion} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2}}$$

I. Evaluación de parada del proceso evolutivo

Para la presente investigación se va a analizar 2 métodos de parada para el proceso evolutivo del algoritmo genético, el primero método es cuando se establece la cantidad de generaciones antes del proceso evolutivo y el segundo método es cuando el sistema evalúa si es que no existe variaciones en los valores de los fitness de los mejores individuos de las últimas k generaciones, por tanto para encontrar la variación de datos se usa la ecuación (14) de Cartusia [25], 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 cromosomas de las k generaciones.

$$S^2 = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (f_i - \bar{f})^2 \quad (14)$$

IV. ESTRATEGIA DE OPTIMIZACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO PARA ENCONTRAR LA RUTA DE N PUNTOS EN EL ESPACIO

Para encontrar la ruta corta de n puntos en el espacio, se propone el siguiente algoritmo, siendo una adaptación al modelo presentado originalmente por Abuiziah [26], donde la estrategia está en colocar los 2 mejores individuos de la generación anterior y hacerlo parte de la generación actual, esto para darle una “ayuda” a que los valores mejor adaptados sean considerados en generaciones futuras. Esto representa una de las maneras de cómo mejorar las generaciones, dando un acelerado crecimiento respecto al fitness. Siendo indistinto el

método de parada establecido, ya que esta estrategia va de recoger individuos de generaciones anteriores, mas no del proceso en general.

Algoritmo	Complejidad temporal.
poblacionInicial = generarPoblaciónInicial()	O(n)
ListaFitness = tamListaFitness	O(1)
f = 0	O(1)
dimElite = 2	O(1)
condicionParada=True	O(1)
numeroCruces = (dimPoblacion - dimElite) /2	O(1)
mientras (condicionParada==True)	O(n)
nuevaPoblación = vacio	O(1)
[CromosomaElite1, CromosomaElite2] = evaluarPoblacion(poblacionInicial)	O(n)
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 (nuevaPoblación[0].fitness<f)	O(1)
nuevaPoblación[0] = cromosomaMayor	O(1)
Si no	
cromosomaMayor = nuevaPoblación[0]	O(1)
f = nuevaPoblación[0].fitness	O(1)
Fin si	
Si converge(nuevaPoblacion) & !secortan(nuevaPoblación[0]) entonces	O(n+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)
	4n ² +18n+14

Fig. 3 Estrategia del algoritmo genético para encontrar la ruta óptima de n puntos en el espacio

En la Fig. 3, refleja la secuencia de pasos para aplicar la estrategia al algoritmo genético en referencia al problema en particular, esta estrategia lo que va a ser es incrementar el ‘nivel’ de fitness de las generaciones futuras en busca de la

mejor solución. Con esta estrategia lo que hace es incrementar el valor de adaptación de cada generación.

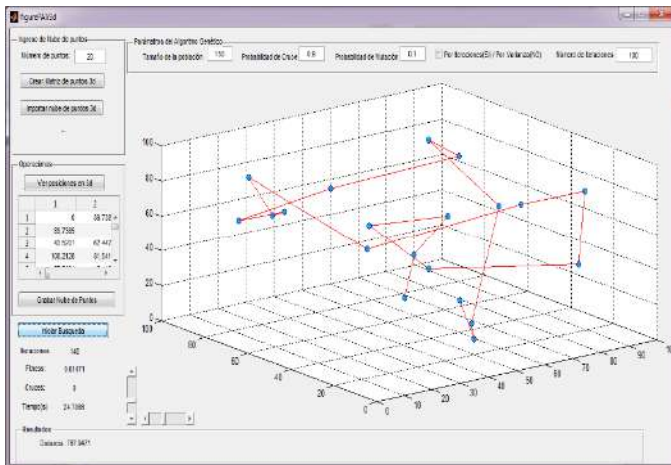


Fig. 4 Prototipo funcional para encontrar la ruta optima de n puntos en el espacio.

En la Fig 4. Muestra la implementación de la estrategia de optimización con algoritmo genético para la ruta corta sin corte en el espacio, implementado en Matlab 8.3, donde se aprecia claramente que los valores de entrada son, del tamaño de población inicial que esta con un valor 150, probabilidad de cruce (P_c) que es 0.95, probabilidad de mutación (P_m) que es 0.1, otro criterio es el método de parada, que es la varianza, aun que tiene para seleccionar por cantidad de generaciones. Los resultados de la distancia se muestran en la parte inferior izquierda.

V. RESULTADOS

Los resultados de la evaluación refleja que, aplicando la estrategia de colocar los mejores individuos de la generación anterior, si encontró la ruta corta mediante el algoritmo genético y con la evaluación de las inconsistencias que presentan en el proceso evolutivo, para ello se analizaron casos de 10 hasta 100 puntos P_i en el espacio, en la Fig. 5, muestra el incremento de la función de adaptación en función de la cantidad de puntos. Así también en la Fig. 6 muestra la cantidad de cortes ocurridos durante todo el proceso evolutivo y que han sido corregidos, también para el método de parada de la varianza, pero todos termina en 0 cortes. Encontrando como resultados un crecimiento lineal con respecto a la duración en segundos (la viable 'y') para el proceso evolutivo, en función de la cantidad de nodos en el espacio (la variable 'x'), reflejando la ecuación $y = 0.3134x + 0.733$, con $R^2 = 0.978$, así también para el método de la varianza refleja la ecuación $y = 0,0009x^3 - 0,1256x^2 + 6,1963x - 36,563$, con $R^2 = 0,9349$ tal como se muestra en la Fig. 7.

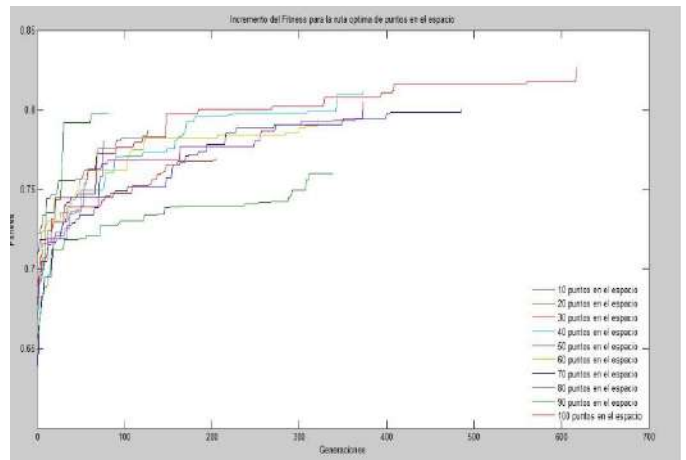


Fig. 5 Las 10 evaluaciones de la función de adaptación para la cantidad de generaciones.

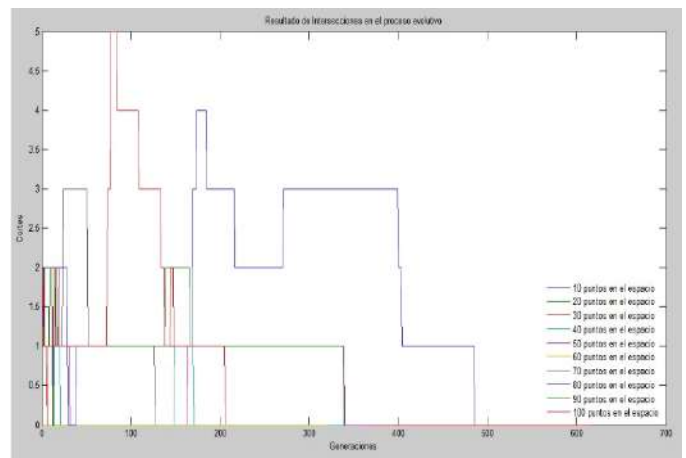


Fig. 6 Comparativa de las 10 evaluaciones la cantidad de cortes o intersección conforme a la cantidad de generaciones.

El tiempo para el desarrollo del proceso es variable, en la Fig 7 muestra la comparativa de los tiempos de las 10 pruebas realizadas considerando el método de la varianza y el método por generaciones establecidas, con los datos extraídos de la tabla I.

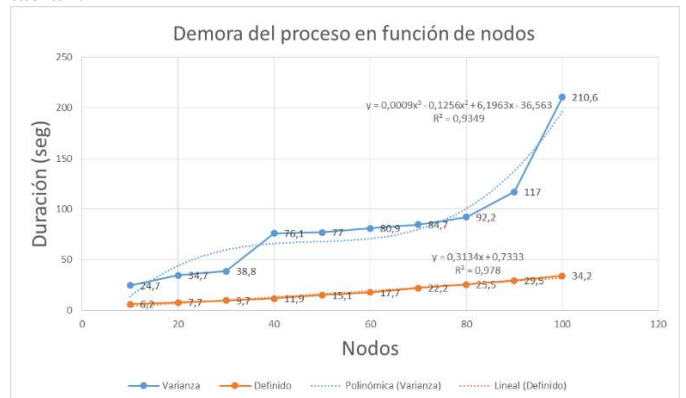


Fig. 7 Comparativa de los tiempos por el método de la varianza y por la cantidad de generaciones establecidas.

TABLA I
 RESULTADOS DE LOS CORTES, ADAPTACIÓN, INTERSECCIONES Y TIEMPOS
 DE LAS 10 GENERACIONES CON EL MÉTODO DE LA VARIANZA Y POR EL
 MÉTODO DEFINIDO

Nro Puntos	Iteraciones			Fitness			Intersecciones			Tiempo (s)		
	Varianza	Definido	Diferencia	Varianza	Definido	Diferencia	Varianza	Definido	Diferencia	Varianza	Definido	Diferencia
10	76	100	-24	0,7809	0,73	0,0509	0	0	0	24,7	6,2	18,5
20	82	100	-18	0,7979	0,75	0,0479	0	0	0	34,7	7,7	27,0
30	617	100	517	0,8268	0,7662	0,0606	0	0	0	38,8	9,7	29,1
40	373	100	273	0,8117	0,71425	0,09745	0	0	0	76,1	11,9	64,2
50	373	100	273	0,8056	0,708	0,0976	0	0	0	77,0	15,1	61,9
60	322	100	222	0,7941	0,732	0,0621	0	0	0	80,9	17,7	63,2
70	127	100	27	0,7875	0,69	0,0975	0	0	0	84,7	22,2	62,5
80	486	100	386	0,801	0,732	0,069	0	1	-1	92,2	25,5	66,7
90	339	100	239	0,7601	0,728	0,0321	0	2	-2	117,0	29,5	87,5
100	206	100	106	0,7694	0,73	0,0394	0	2	-2	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 5,6 y 7.

VI. DISCUSIÓN

En función de los resultados obtenidos en la Tabla I, se evidencia que hasta 30 puntos por cuestión desempeño se debe usar el método de generaciones definida, en adelante se evidencia la mejora en el fitness usando el método de parada de la varianza, ósea 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 cortes de líneas al finalizar el proceso frente al método de generaciones definidas. Mientras aumenta la cantidad de puntos a partir de 80 puntos termina con cortes, en contraposición 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.

VII. CONCLUSIONES

Al aplicar la estrategia en el modelo del algoritmo genético para encontrar la ruta corta en el espacio sin corte lineal, se logró los siguientes resultados:

- Se encontró la ecuación $y = 0.3134x + 0.733$, con $R^2 = 0.978$, que representa la variación de tiempo (y) en función de la cantidad de nodos en el espacio (x) con la cantidad de generaciones establecidas.
- Se encontró la ecuación $y = 0,0009x^3 - 0,1256x^2 + 6,1963x - 36,563$, con $R^2 = 0,9349$, que representa la variación de tiempo (y) en función de la cantidad de nodos en el espacio (x) con la cantidad de generaciones evaluadas por el método de la varianza.
- Se encontró la posible mejor solución con un valor de función de adaptación de 0.8268 en la generación 30.
- Este modelo aplicando la estrategia se tiene una complejidad computacional de $O(n) = 4n^2 + 18n + 14$.

- Se incrementó el valor de la función de adaptación realizando unas modificaciones en el método de la varianza en 0.065.
- Permitted encontrar la ruta óptima de n puntos en el espacio sin corte lineal generada por las rutas en el espacio usando el algoritmo genético.
- Si bien el problema del agente viajero se ha resuelto en diferentes maneras tal como lo hizo [6], [7], [8], [9], [10] esta investigación propone una estrategia novedosa basada en algoritmo genético para encontrar el mismo objetivo.

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] Karuna Panwar, Kusum Deep, "Discrete Grey Wolf Optimizer for symmetric travelling salesman problem", *Applied Soft Computing*, Volume 105, 2021, 107298, ISSN 1568-4946, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107298>.
- [9] S.K. Rajesh Kanna, K. Sivakumar, N. Lingaraj, "Development of Deer Hunting linked Earthworm Optimization Algorithm for Solving large scale Traveling Salesman Problem", *Knowledge-Based Systems*, 2021, 107199, ISSN 0950-7051, <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.107199>.
- [10] Omar Cheikhrouhou, Ines Khoufi, "A comprehensive survey on the Multiple Traveling Salesman Problem: Applications, approaches and taxonomy", *Computer Science Review*, Volume 40, 2021, 100369, ISSN 1574-0137, <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2021.100369>.
- [11] Coello A. (2018). *Introducción a la Computación Evolutiva*, CINVESTAV-IPN, Departamento de computación. México D. F. 07300, pp 243
- [12] Lamarck C, *Système des animaux sans vertèbres*, 1801
- [13] Coleman, William L. (1977). *Biology in the Nineteenth Century: problems of form, function, and transformation*. Cambridge: Cambridge University Press. ISBN 978-0-521-29293-1
- [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] 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>.
- [20] Alba Muñoz, Fernando Rubio, "Evaluating genetic algorithms through the approximability hierarchy", Journal of Computational Science, Volume 53, 2021, 101388, ISSN 1877-7503, <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2021.101388>.
- [21] Amit Kukker, Rajneesh Sharma, "A Genetic Algorithm Assisted Fuzzy Q-Learning epileptic seizure classifier", Computers & Electrical Engineering, Volume 92, 2021, 107154, ISSN 0045-7906, <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2021.107154>.
- [22] Arora Jasbir S. "Introduction to Optimum Design", Elsevier Inc. Third Edition, 2012, USA, Chapter 16, pp 643
- [23] Carlton Freng J. S. "Marine Propeller and Propulsion", Butterworth-Heinemann. FourthEdition, 2019, USA, pp 469-497
- [24] 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.
- [25] L. Cartusia, "Bioestadística – Método y aplicaciones", Malaga: U. D. Bioestadística. Facultad de Medicina. 1998
- [26] 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