

Algoritmos Evolutivos Guiados por Redes Barabási-Albert: El Problema del Agente Viajero

Evolutionary Algorithms Guided by Scale-Free Networks: The Traveling Agent Problem (TSP)

Victor Andres Bucheli  Oswaldo Solarte Pabón 

Lady Linibec Diaz Molano 
Universidad del Valle, Colombia

Hugo Armando Ordoñez 
Universidad del Cauca, Colombia

OPEN  ACCESS

Recibido: 25/07/2023

Aceptado: 21/09/2023

Publicado: 10/11/2023

Correspondencia de autores:
victor.bucheli@correounivalle.edu.co



Copyright 2020
by Investigación e
Innovación en Ingenierías

Resumen

Objetivo: Desarrollar un algoritmo evolutivo que se apoye en redes del tipo Barabási-Albert para dirigir la interacción entre individuos en una población con el fin de tratar el problema del agente viajero. El algoritmo propuesto produce mejores resultados en comparación con enfoques tradicionales. **Metodología:** El algoritmo propuesto combina una estrategia de computación evolutiva con redes del tipo Barabási-Albert para resolver el problema del agente viajero (TSP). En esta propuesta el cruce de la población se representa como redes complejas de la siguiente manera: un grafo representa el grupo de soluciones, donde los vértices (nodos) representan a los individuos o población de soluciones, y las aristas (enlaces) representan las conexiones entre los individuos (soluciones). Por lo tanto, para mejorar las soluciones, se crean enlaces entre los nodos existentes de la población a través de una estructura de red Barabási-Albert. El algoritmo propuesto obtiene mejores resultados que los que produce el algoritmo evolutivo tradicional. **Resultados:** Se llevó a cabo un experimento para evaluar el rendimiento tanto del algoritmo propuesto como del algoritmo evolutivo. Se analizó el modelo propuesto sobre el TSP y su habilidad para converger y su capacidad para disminuir los tiempos de ejecución en contraste con el enfoque tradicional. **Conclusiones:** Los resultados muestran que las redes complejas Barabási-Albert permiten obtener resultados superiores que el algoritmo evolutivo tradicional. De esta manera, el mecanismo de enlace preferencial del modelo Barabási-Albert influye en el cruce de individuos y en el rendimiento del algoritmo evolutivo.

Palabras clave: redes complejas, modelo de redes de Barabási-Albert, redes libres de escala, computación evolutiva.

Abstract

Objective: To develop an evolutionary algorithm that relies on networks of the Barabási-Albert type to direct the interaction between individuals in a population to deal with the travel agent problem. The proposed algorithm produces better results compared to traditional approaches. **Methodology:** The proposed algorithm combines an evolutionary computing strategy with networks of the Barabási-Albert type to solve the travel agent problem (TSP). In this proposal, the crossing of the population is represented as complex networks in the following way: a graph represents the group of solutions, where the vertices (nodes) represent the individuals or population of solutions, and the edges (links) represent the connections between individuals (solutions). Therefore, to improve the solutions, links are created between the existing nodes of the population through a Barabási-Albert network structure. The proposed algorithm obtains better results than those produced by the traditional evolutionary algorithm. **Results:** An experiment was carried out to evaluate the performance of the proposed algorithm and the traditional algorithm. The TSP was employed to examine the algorithm's convergence and execution time reduction compared to the conventional approach. **Conclusions:** The results show that scale-free complex networks yield superior average outcomes compared to the traditional evolutionary algorithm. This way, the preferential attachment mechanism of the Barabási-Albert model influences individual crossovers, enhancing the performance of the evolutive algorithm.

Keywords: complex networks, Barabási-Albert network model, scale-free networks, evolutionary computation.

Introducción

Los algoritmos evolutivos son estrategias computacionales bioinspiradas, estas son utilizadas principalmente para abordar problemas de optimización y permiten resolver los problemas de maximización o minimización [1]. Los algoritmos evolutivos se ejecutan de la siguiente manera: primero se crea una población de soluciones, seguido se lleva a cabo una fase de cruce y selección, con base en el proceso anterior se lleva a cabo la fase de reproducción, en la cual se generan nuevos hijos teniendo en cuenta los padres del cruce, dos padres generan un hijo o nueva solución. En esta fase también se pueden obtener nuevos hijos con algunos cambios (etapa de mutación) y finalmente se mantienen las soluciones con mayor fitness, esto para identificar cuáles individuos son los aptos y pasarán a la siguiente iteración, o lo que se puede leer como la generación de soluciones que mejor resuelvan el problema de optimización. La computación evolutiva como campo de investigación busca mejorar el rendimiento de las estrategias descritas en líneas anteriores [2], explorando mecanismos de control, mejorar la calidad de las soluciones y la convergencia [3].

A partir de 1956 se trabaja con la idea de computación evolutiva [4, 5] y actualmente la técnica de computación evolutiva es útil en el área de optimización. En [6] se presenta una revisión sistemática de algoritmos evolutivos que integran redes complejas. En este trabajo nos enfocamos en el proceso de cruce y selección integrando redes complejas del tipo Barabási–Albert o libres de escala. De acuerdo con [7, 8] una estrategia de cruce dirigida por redes de pequeño mundo tiene mejor desempeño que una estrategia tradicional del algoritmo evolutivo. Otros estudios [9, 10, 11, 12] encontraron una relación eficiente al integrar redes complejas a los algoritmos evolutivos.

Las redes complejas se representan como grafos donde sus nodos y relaciones muestran la complejidad de su estructura [13]. Estas redes han sido útiles para comprender el comportamiento de muchos sistemas reales, tales como redes sociales, redes de aeropuertos u otros. Las redes en este sentido permiten entender a partir de la relación entre los individuos su dinámica y la complejidad de las interacciones. En la literatura se reportan algoritmos evolutivos que integran redes subyacentes con propiedades de redes complejas [8, 14, 15]. En esta investigación, se construyen redes de Barabási–Alber o libres de escala y se integran al proceso de cruce de un algoritmo evolutivo. Este trabajo presenta la experimentación con el *traveling sales problem (TSP)* o problema del agente viajero, y se comparan los resultados de diferentes configuraciones de algoritmo evolutivo tradicional y el de redes complejas Barabási–Albert.

De esta manera, este artículo propone que, para una estrategia evolutiva, una red compleja puede guiar el proceso de cruce y así mejorar la calidad de la solución. Basados en los trabajos de [16, 17], se propone integrar una red Barabási–Alber o libre de escala [18] como una forma de guiar las interacciones entre las soluciones del problema de optimización TSP, con base en este cambio al algoritmo tradicional evolutivo se realiza un análisis comparativo del modelo propuesto con el modelo original evolutivo. Los resultados muestran ser prometedores y el artículo presenta algunas conclusiones experimentales.

El documento se describe en las siguientes secciones. La primera aborda la metodología, el algoritmo y el diseño de los experimentos para evaluar el rendimiento de los cinco algoritmos. En la siguiente sección, se muestran los resultados de evaluar el desempeño con respecto a tiempos de ejecución de los algoritmos implementados. La sección tres presenta las conclusiones y las perspectivas futuras.

Metodología

De acuerdo con [19], los algoritmos evolutivos forman parte de una categoría de técnicas de optimización. Desde su invención, han inspirado muchas técnicas con aplicaciones científicas y comerciales [20]. En 1976, Schwefel [21] y en 1973, Huning [22] desarrollaron las estrategias evolutivas. Las estrategias evolutivas utilizan representaciones naturales que dependen del problema y principalmente la combinación, mutación y la selección como operadores de búsqueda sobre procesos de optimización. Dichos operadores de los algoritmos evolutivos se aplican en un ciclo o iteración. Donde cada iteración produce una población de soluciones conocida como generación, finalmente, el criterio de finalización define el número de veces que el algoritmo se ejecuta. En 1998, Lawrence J. Fogel [23] utilizó la programación evolutiva y la denominó algoritmos evolutivos o programación genética, en ellos la estructura del programa a optimizar sigue la estructura expuesta en líneas anteriores, mientras que los parámetros numéricos pueden evolucionar y converger a una solución óptima. Así, el Algoritmo Evolutivo (AE) produce una población pseudoaleatoria de cromosomas (individuos generalmente representados como vectores de números) y luego se evalúa su rendimiento para resolver un problema de optimización dado [24]. Se seleccionan según su desempeño y luego se cruzan en pares para reproducirse y generar un nuevo individuo. El nuevo individuo puede tener alguna mutación aleatoria en el cromosoma y finalmente se reemplaza en la población principal siguiendo algunas reglas. Finalmente, el proceso termina de acuerdo con un criterio de detención. Entonces la pregunta de investigación propuesta es: ¿Cómo diseñar un algoritmo evolutivo basado en el modelo Barabási-Albert para el problema del agente viajero?

Tal como se explicó en líneas anteriores en la red propuesta cada nodo se asocia a un individuo del algoritmo evolutivo. El cruce en un algoritmo tradicional evolutivo se realiza de forma aleatoria, es decir los padres del nuevo individuo se seleccionan al azar del total de individuos. En esta propuesta los padres son seleccionados de acuerdo a la red libre de escala, es decir, cada individuo es asignado a un nodo de la red y por lo tanto, los padres son seleccionados de acuerdo a las características de la vecindad de ese individuo en la red. De esta manera los padres no son seleccionados al azar sino de acuerdo a la topología de la red.

Para el desarrollo experimental se simula una población aleatoria de individuos y también se crea una red Barabási-Albert [31]. Los parámetros para la simulación de la red son el tamaño de la población que es igual al parámetro del algoritmo evolutivo y 2 como parámetro para el número de nodos que ingresan en cada iteración. Posteriormente, cada nodo es numerado y es asignado a él una solución de la población inicial del algoritmo evolutivo. El hijo resultante del cruce es evaluado su *fitness* e incluido en la red, el nodo hijo tomará la posición de uno de sus padres.

Se efectuó una comparación entre cinco algoritmos diferentes: dos algoritmos propuestos en el presente artículo, el evolutivo basado en redes Barabási-Albert (Evolutive-barabasi) y basado por redes Barabási-Albert con elección del mejor vecino (Evolutive-barabasi Best). De acuerdo con [7] se implementaron las soluciones que integran una red de pequeño mundo (Evolutive-SW) y (Evolutive-SW Best). Donde SW-Best selecciona al vecino en la red con mejor *fitness*. Finalmente, se implementó el algoritmo evolutivo convencional (evolutivo).

Los parámetros relevantes para los experimentos en el caso del problema del TSP se seleccionaron de la siguiente forma: 25 como número de ciudades. El número de ciudades se seleccionó de acuerdo con un problema de tamaño estándar. Acorde con [25] 100 es el tamaño de población, 0.001 es la tasa de mutación y el criterio de parada es 50 y 100, respectivamente.

Los experimentos se realizaron utilizando las siguientes tecnologías: Python 3.7, como lenguaje de programación. Spyder 3.3.3, un marco para computación científica en Python. Networkx 2.4, para modelar redes complejas en Python. Mathematica 12, para el análisis de redes.

El problema del agente viajero

Este problema clásico de optimización busca solucionar la cuestión en la cual, de acuerdo a una serie de ciudades junto a las distancias entre cada par de ellas, se pretende identificar la ruta más corta donde cada ciudad se visita una única vez, además de retornar a la ciudad inicial (Laporte, 1992). Así, se tiene un conjunto de n ciudades enumeradas como $0, 1, \dots, n-1$ que deben ser visitadas, la distancia entre cada par de ciudades i y j está dada por c_{ij} . El algoritmo decidirá variables y_{ij} para cada pareja (i,j) de manera tal que:

$$Y_{ij} = 1 \text{ si la ciudad } i \text{ es visitada inmediatamente después de } j, 0 \text{ en caso contrario}$$

De esta forma minimizar el tamaño total de la ruta recorrida, esto es la sumatoria desde i hasta j de $C_{ij} * Y_{ij}$.

$$\sum_{i=0}^j C_{ij} * Y_{ij} \quad (1)$$

Este problema es conocido por ser *NP-Hard*, lo que significa que no existe un algoritmo eficiente que pueda encontrar la solución óptima en un tiempo razonable para grandes instancias del problema. Por lo tanto, se utilizan enfoques heurísticos y algoritmos aproximados para obtener soluciones subóptimas en un tiempo razonable. Este es un problema clásico de optimización, bien conocido, es por este motivo que fue seleccionado para probar el modelo propuesto. Los trabajos revisados en la literatura muestran que hay diferentes modelos para problemas de rutas [25, 26, 27] y particularmente para el TSP [28]. Se han estudiado algunas propiedades de redes complejas en el TSP, como la detección de comunidades [29] y la distancia de PageRank [30] otros trabajos han evaluado propiedades de redes complejas de mundo pequeño, *clustering coefficient* y *average path length* [16, 17]. El modelo propuesto toma como base los modelos revisados en la literatura, en este trabajo se presenta una nueva solución al problema TSP, integrando una red de tipo Barabási–Albert. Así el documento presenta la evaluación experimental del modelo propuesto y es comparada con el desempeño del enfoque de algoritmo evolutivo tradicional.

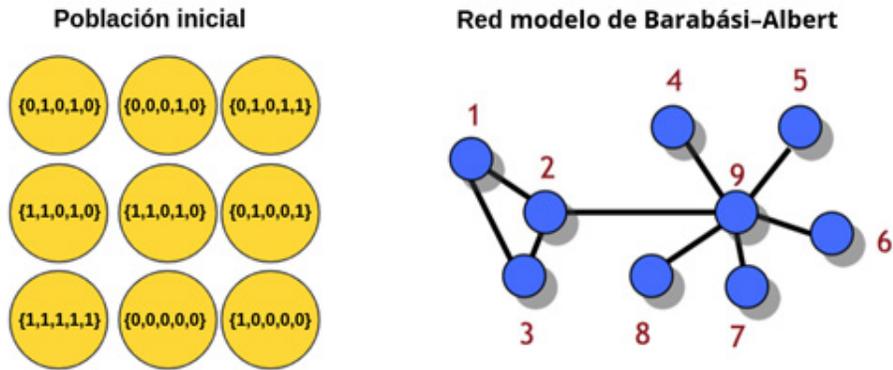
Algoritmo propuesto

En el algoritmo evolutivo propuesto, las redes se construyen basándose en las conexiones entre los individuos; es decir, los individuos se convierten en nodos o soluciones, y las conexiones se establecen para guiar el proceso de cruce entre padres e hijos. De esta manera, las relaciones en esta estrategia se establecen en términos de padres e hijos, lo que ocurre cuando dos individuos son utilizados para crear un nuevo individuo. Esta dinámica tiene lugar durante el proceso de reproducción, en el cual, mediante una técnica de selección, dos individuos generan una nueva descendencia al recombinar sus características genéticas. Mediante este enfoque de modelado, es posible integrar redes para definir cuáles individuos se cruzan entre sí y cuáles no; en otras palabras, las relaciones en la red Barabási–Albert determinan la descendencia de los individuos, en tanto los padres son seleccionados de acuerdo con la estructura de relaciones de la red Barabási–Albert.

Tomando como base los trabajos previos de [15, 16, 17] donde emergen redes complejas subyacentes, se propone tomar una red utilizando el modelo de Barabási–Albert [31] tal como se describió en líneas anteriores.

El algoritmo propuesto sigue los pasos descritos a continuación, De una parte, de forma aleatoria se crea una población de individuos o soluciones. De otra parte se simula una red acorde al modelo de Barabási–Albert, donde el número de nodos es igual al tamaño de la población, ver Figura 1.

Figura 1. población y red del modelo Barabási-Albert

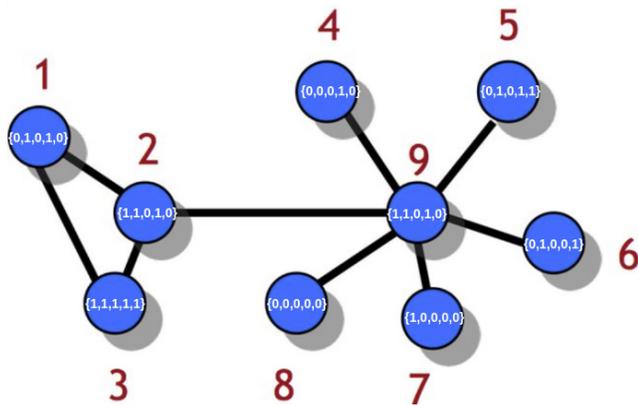


Fuente: creación propia

A cada individuo se asocia de forma aleatoria con un nodo de la red, a partir de las asociaciones individuo-nodo se inician las iteraciones del algoritmo evolutivo, ver Figura 2.

Figura 2. Asociaciones individuo-nodo

Asignación de cada individuo a cada nodo de la red modelo de Barabási-Albert

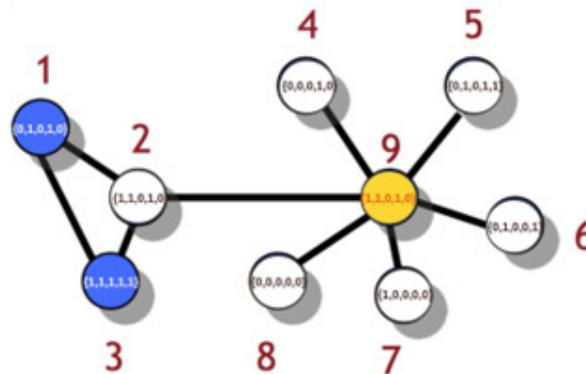


Fuente: creación propia

El proceso de cruce del algoritmo evolutivo guiado por la red Barabási-Albert es de la siguiente manera, se selecciona un individuo y su vecino en la red para reproducirse. Así, el proceso de cruce es guiado por la red Barabási-Albert y su estructura de relaciones, ver Figura 3. el nodo seleccionado es amarillo y los posibles cruces están marcados con el color blanco, nótese que todos los nodos que están seleccionados tienen relación directa en la red con el nodo amarillo.

Figura 3. Proceso de cruce guiado por una red modelo Barabási–Albert

Posibles cruces entre Nodo padre amarillo y Nodos vecinos blancos

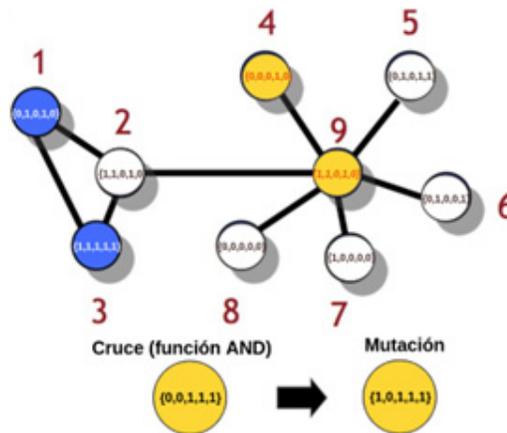


Fuente: creación propia

Si el nuevo descendiente tiene rendimiento mejor que el padre seleccionado, se sustituye de forma directa, el hijo por el padre. La Figura 4. muestra como es seleccionado el nodo 4 con base en el nodo 4 y 9 se crea un nuevo individuo y se aplica una mutación de acuerdo a una probabilidad de mutación.

Figura 4. Proceso de cruce creación de un nuevo hijo a partir de sus padres

Selección aleatoria entre los vecinos, cruce y mutación

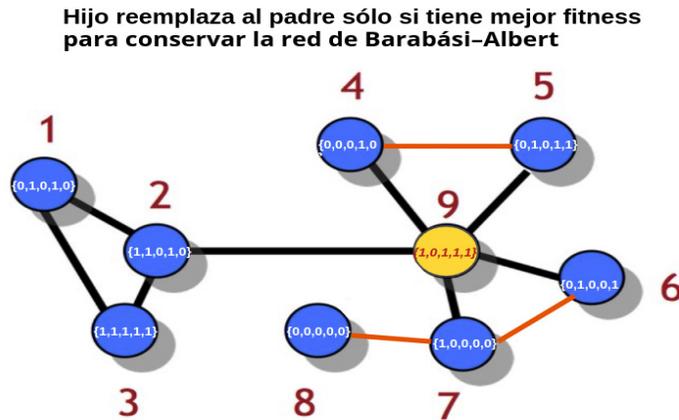


Fuente: creación propia

De esta manera, el nodo 9 ahora tiene una nueva solución que tiene un mejor desempeño que los padres. Las iteraciones siguen estos pasos hasta que se cumpla con un parámetro del total de iteraciones.

Este mecanismo presenta un problema porque mantener la misma red para todas las generaciones podría provocar una convergencia prematura. La solución es modificar enlaces de la red [32], en este trabajo se sigue el mismo mecanismo propuesto en la referencia. La Figura 5 presenta la nueva solución obtenida en líneas anteriores en el nodo 9 y la creación de nuevos enlaces que se presentan en color rojo en el esquema.

Figura 5. Proceso de reestructuración de la red Barabási-Albert



Fuente: creación propia

De acuerdo con [7, 15], el pseudocódigo del algoritmo general que integra redes libres de escala a un algoritmo genético se presenta en la Figura 6.

Figura 6. Pseudocódigo del modelo propuesto para el problema TSP

```

Poblacion ← población generada pseudoaleatoriamente de tamaño n
Redes complejas tipo Barabási-Albert ← Cada nodo asociado a un individuo único de la población
while detenerCriterioNoAlcanzado do
  for i ← 1 to n do
    individuoA ← i individuo de población
    for i ← 1 to k do
      vecinosA ← conjunto de todo individuosA vecinos
      if longitud(vecinosA) > 0 then:
        individuoB ← elige un individuo de los vecinosA por criterio [aleatorio o best fitness]
        EtapaReproduccion con individuoA y individuoB generar un nuevo individuoC
        EtapaMutacion con individuoC
        if (individuoC.fitness) > (individuoA.fitness) then:
          ReemplaceindividuoA con individuoC en población
        end if
      end if
    end for
  end for
end while

```

Fuente: creación propia

Finalmente, se consideran posibles variantes de selección de vecinos. Entonces, en las líneas siguientes se definen los mecanismos para decidir cuál de los nodos se debe tomar el vecino para reproducirse.

De acuerdo con [18], una red libre de escala tiene una distribución de grado de tipo *power law* y nodos llamados “hubs”. Además, simula el mecanismo de conexión preferencial, donde los nodos que reciben las nuevas conexiones son aquellos que tienen mayor grado. De acuerdo con dicho mecanismo se genera un conjunto de soluciones que mejora el rendimiento del algoritmo evolutivo tradicional. De otra parte, el Evolutivo-SF Barabasi Best favorece a aquellas soluciones con el mejor desempeño en la vecindad.

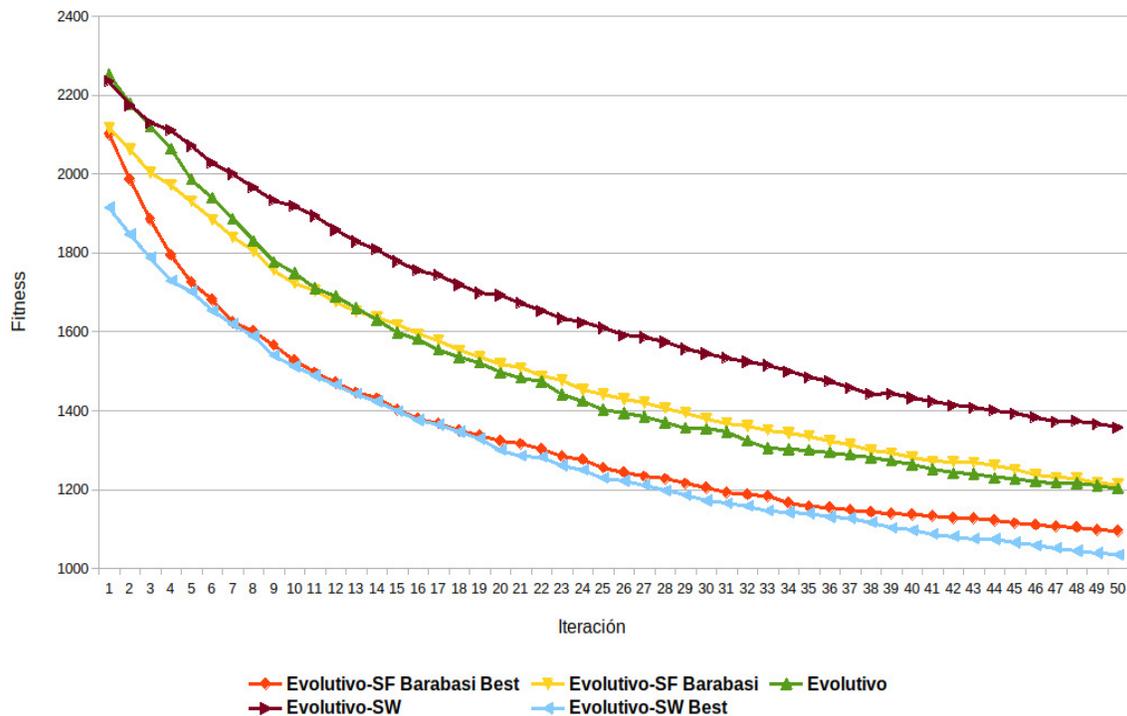
En [15, 16, 17] se propusieron modelos similares con otras estructuras de redes o aplicados a otros problemas de optimización y se realizaron experimentos. En esta investigación, probamos el modelo propuesto para las redes Barabási–Albert, utilizando un problema NP real (TSP) y analizamos los resultados comparando con los modelos evolutivos tradicionales y evolutivo con redes de pequeño mundo. Los modelos se describen a continuación como Evolutivo-SW y Evolutivo-SW Best.

De acuerdo con [32], los modelos Evolutivo-SW y Evolutivo-SW Best, son similares con la diferencia para el primero los individuos se eligen al azar y para el segundo se favorecen aquellos con la mejor fitness en la generación correspondiente y dentro de la vecindad de la red de mundo pequeño [32].

Resultados

Los resultados de los experimentos para cada uno de los modelos expuestos en líneas anteriores, ver Figura 7. Los datos se obtienen a partir del promedio de las 50 generaciones, en la cual los modelos que presentan un mejor desempeño son Evolutivo-SF Barabási Best y Evolutivo-SW en comparación con el algoritmo tradicional y con los otros tipos de redes *small world*. El Evolutivo-SF Barabási con selección aleatoria no tiene mejor desempeño que el algoritmo evolutivo clásico, es decir que el modelo Evolutivo-SF Barabási Best tiene un mejor desempeño teniendo en cuenta que se selecciona el mejor de los vecinos en la red, en el caso de una selección aleatoria de los vecinos, estrategia de Evolutivo-SF Barabási, el resultado no es mejor que los otros modelos evaluados.

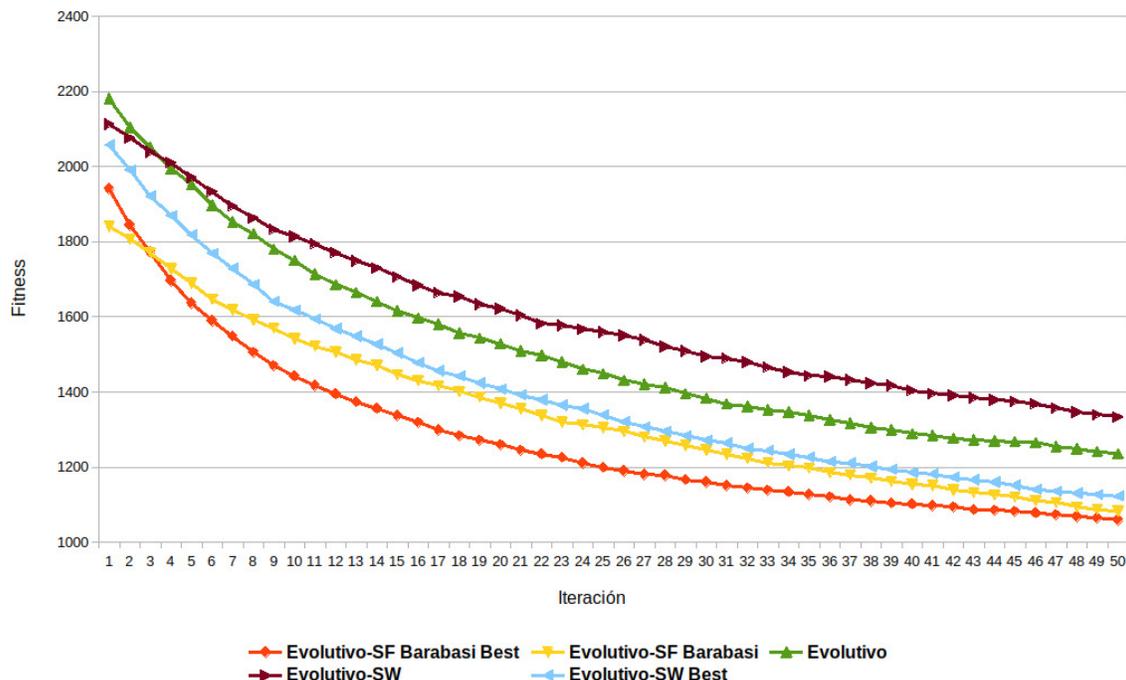
Figura 7. Promedio del desempeño para el problema TSP para 50 generaciones



Fuente: creación propia

De igual manera, la Figura 8. muestra los resultados de 100 generaciones en la cual el modelo que presenta un mejor desempeño es Evolutivo-SF Barabási Best seguido de Evolutivo-SF Barabási. Estos resultados muestran que la estrategia evolutiva que integra la red Barabási–Albert tiene los mejores resultados frente a al algoritmo tradicional y con los otros tipos de redes *small world*.

Figura 8. Promedio del desempeño para el problema TSP para 100 generaciones



Fuente: creación propia

Las pruebas en los algoritmos propuestos indican que el modelo con selección de vecinos con mejor aptitud (Best) podría ser la mejor alternativa, ya que tiene un mejor rendimiento que el algoritmo tradicional en todas las iteraciones. Estos resultados son esperados ya que el uso del objetivo de optimización (aptitud) en el proceso de selección. El grado y otras propiedades de la topología de la red pueden ser importantes para comprender la dinámica de la red y utilizarse en otras versiones del algoritmo.

Se espera que la convergencia de tanto el algoritmo propuesto como el tradicional ocurra, después de algunas iteraciones debido al diseño de los algoritmos evolutivos en términos de exploración/explotación. Aunque los resultados son prometedores en términos de aptitud y rendimiento general, el algoritmo propuesto en este trabajo no resuelve la posible y latente convergencia local o prematura del algoritmo evolutivo tradicional.

La Tabla 1, sintetiza los resultados experimentales, para los cuales los mejores *fitness* promedio los obtienen los algoritmos Evolutivo-SF Barabasi Best seguido de Evolutivo-SF Barabasi, es decir, los resultados alcanzados por los modelos propuestos en este documento (Evolutivo-SF Barabasi y Evolutivo-SF Barabasi Best) presentan mejor desempeño que el algoritmo evolutivo (Evolutivo) y los resultados obtenidos son muy cercanos al modelo Evolutivo-SW Best. Los resultados muestran que las estrategias de redes complejas permiten obtener una mejora sobre el algoritmo evolutivo tradicional.

Trabajos previos [15, 16] muestra que la mejor estrategia es Evolutivo-SW Best, para parámetros similares experimentales con valores cercanos a 1.100, en este trabajo que explora el modelo de red Barabási–Albert se alcanzan valores cercanos a 1000. Los resultados muestran que las estrategias de incluir modelos de redes complejas le dan al algoritmo evolutivo tradicional un mecanismo para mejorar su desempeño.

Tabla 1. Mejores promedios para el problema TSP 50 y 100 generaciones

	Generaciones	Evolutivo	Evolutivo-SW	Evolutivo-SW Best	Evolutivo-SF Barabasi	Evolutivo-SF Barabasi Best
TSP	50	1203,49	1357,64	1065,22	1215,32	1095,95
TSP	100	1236,37	1334,34	1123,05	1083,06	1060,34

Fuente: creación propia

Conclusiones

El algoritmo propuesto obtuvo mejores resultados en comparación con el algoritmo tradicional. De acuerdo con este trabajo y los reportados en la literatura [15, 16, 17, 34], podemos inferir que utilizar una red compleja para guiar un algoritmo de computación evolutiva y obtener mejor desempeño parece razonable según los resultados.

En todos los experimentos ejecutados la opción de elegir a los vecinos con el rendimiento más destacado (fitness) arrojó los mejores resultados. Esta elección fomenta la competencia a través de la evaluación constante del rendimiento en cada generación entre los individuos de la población, lo que posiblemente explique este patrón de resultados.

Los resultados frente a la escalabilidad de este trabajo son prometedores y resaltan el impacto del modelo en problemas más grandes. El posible costo adicional de incluir la dinámica de redes complejas en el algoritmo evolutivo carece de sustento según los resultados, principalmente porque un emparejamiento local en el proceso de selección tiene un menor costo que una selección global aleatoria, debido al costo computacional en tamaño de población y ordenamiento.

De acuerdo con [31, 17, 18], las redes de mundo pequeño contribuyen a mejorar el rendimiento de algoritmos evolutivos. En estos trabajos las redes complejas son utilizadas para controlar la combinación de individuos. En este trabajo se muestra que la red Barabási–Albert permite tener mejores resultados para el problema del TSP, comparado este con los algoritmos evolutivos tradicionales y con los que implementan redes de pequeño mundo.

Las conexiones entre los nodos tienden a ser mayores en número que la selección completamente aleatoria del algoritmo convencional. Esta configuración de relaciones y alta conectividad entre soluciones conlleva mejoras en el rendimiento del algoritmo propuesto. De este modo, todas las soluciones estrechamente vinculadas permiten alcanzar el valor óptimo en un período de tiempo menor.

En el estudio realizado en [16], se comparó el algoritmo evolutivo tradicional y uno que integra una red de tipo pequeño mundo aplicado al TSP. Los resultados muestran que la incorporación de una red para dirigir el proceso de cruce mejora el rendimiento del algoritmo en comparación con el enfoque del algoritmo evolutivo tradicional.

En este trabajo con la inclusión de la red de tipo Barabási–Albert, el desempeño mejoró a los trabajos encontrados en la literatura, sin embargo el comportamiento para una generación de 50 individuos es muy similar a la red de pequeño mundo, el modelo propuesto en este trabajo tiene mejor desempeño en el caso de las 100 generaciones, esto podría explicarse debido a que las redes libres de escala (red Barabási–Albert) se observan su característica cuando se tienen un número grande de nodos, o cuando el número

de nodos cambia en órdenes de magnitud [18], en este sentido entre mayor sea el número de nodos sería de esperar un mejor desempeño del algoritmo, la evaluación del desempeño del algoritmo propuesto y su comparación con las redes de pequeño mundo con un número grande de nodos, se propone como trabajo futuro.

Este estudio se fundamenta en investigaciones previas realizadas por [15, 16, 17]. La contribución de este trabajo radica en la inclusión de una red de escala libre tipo Barabasi en el proceso de cruce [18].

Este resultado valida el trabajo realizado por [16], constata que superan a la propuesta del modelo con redes de pequeño mundo. El modelo propuesto utiliza una red Barabási–Albert. En este estudio, sostenemos que estas características intrínsecas de las redes libres de escala (red Barabási–Albert) mejoran el desempeño del algoritmo evolutivo.

Como trabajo futuro se propone implementar nuevos algoritmos aplicados al problema de optimización de la mochila y evaluar experimentalmente el modelo propuesto con grandes números de nodos tanto para la redes barabasi y como para la red de pequeño mundo. Los problemas se utilizan en el mundo real y una contribución en este campo, permitiría resolver el problema de optimización en menos tiempo. Por lo que en el trabajo futuro se buscará llevar los modelos propuestos con redes complejas a problemas en el sector real.

Referencias bibliográficas

1. Z. Michalewicz, "Heuristic methods for evolutionary computation techniques," *Journal of Heuristics*, vol. 1, pp. 177–206, 1996. DOI: <https://doi.org/10.1007/BF00127077>
2. L. J. Fogel, A. J. Owens, and M. J. Walsh, *Artificial intelligence through simulated evolution*. John Wiley & Sons, UK, 1996
3. A. E. Eiben, R. Hinterding and Z. Michalewicz, "Parameter control in evolutionary algorithms," in *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 3, no. 2, pp. 124-141, July 1999, DOI: 10.1109/4235.771166.
4. G. Friedman, *Selective Feedback Computers for Engineering Synthesis and Nervous System Analogy*. University of California, Los Angeles–Engineering, 1956.
5. H. Bremermann, *The Evolution of Intelligence: The Nervous System as a Model of Its Environment*. University of Washington, Department of Mathematics, 1958.
6. C. Pizzuti, "Evolutionary Computation for Community Detection in Networks: A Review," in *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 22, no. 3, pp. 464-483, June 2018, DOI: 10.1109/TEVC.2017.2737600.
7. J. Triana Madrid, V. Bucheli Guerrero, y Ángel. García Banos, "Sistema de control para computación evolutiva basado en redes complejas", *Investigación e Innovación en Ingenierías*, vol. 8, n.º 2, pp. 169 – 183, ago. 2020.
8. J. Triana, A. Redondo and V. Bucheli, "Analysis of Complex Networks in optimization Algorithms," *2019 IEEE CHILEAN Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON)*, Valparaíso, Chile, 2019, pp. 1-7, DOI: 10.1109/CHILECON47746.2019.8987591.
9. I. Zelinka, D. Davendra, V. Snasel, R. Jasek, R. Senkerik, and Z. Oplatkova, "Preliminary investigation on relations between complex networks and evolutionary algorithms dynamics", 2010 International Conference on Computer Information Systems and Industrial Management Applications, CISIM, pp. 148–153, 2010.

10. I. Zelinka, D. Davendra, S. Roman, and J. Roman, "Do Evolutionary Algorithm Dynamics Create Complex Network Structures?," *Complex Systems*, vol. 20, n.º. 2, pp. 127–140, 2011.
11. I. Zelinka, D. Davendra, J. Lampinen, R. Senkerik and M. Pluhacek, "Evolutionary algorithms dynamics and its hidden complex network structures," *2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, Beijing, China, 2014, pp. 3246-3251, DOI: 10.1109/CEC.2014.6900441.
12. I. Zelinka, "Investigation on Relationship between Complex Networks and Evolutionary Algorithms Dynamics," *AIP Conference Proceedings*, vol. 1389, no. 1, pp. 1011–1014, 09 2011. DOI: <https://doi.org/10.1063/1.3637781>
13. S. N. Dorogovtsev and J. F. F. Mendes, *Evolution of Networks: From Biological Nets to the Internet and WWW (Physics)*. USA: Oxford University Press, Inc., 2003
14. I. Zelinka, D. Davendra, V. Snášel, R. Jašek, R. Šenkeřík and Z. Oplatková, "Preliminary investigation on relations between complex networks and evolutionary algorithms dynamics," *2010 International Conference on Computer Information Systems and Industrial Management Applications (CISIM)*, Krakow, Poland, 2010, pp. 148-153, doi: 10.1109/CISIM.2010.5643674.
15. J.-M. Llanos-Mosquera, G.-L. Muriel-López, J.-D. Triana-Madrid, y V.-A. Bucheli-Guerrero, "Algoritmos evolutivos guiados por redes complejas libres de escala", *Rev. Cient.*, vol. 44, n.º 2, pp. 228–241, may 2022.
16. J. Triana, V. Bucheli and A. Garcia, "Traveling Salesman Problem Solving Using Evolutionary Algorithms Guided by Complex Networks", *International Journal of Artificial Intelligence*, vol. 18, no. 2, pp. 101-112, 2020.
17. J. Triana, V. Bucheli and O. Solarte, "Knapsack Problem Solving Using Evolutionary Algorithms Guided by Complex Networks", *International Journal of Artificial Intelligence*, vol. 20, no. 1, pp. 136-146, 2022.
18. L. Barabasi and R. Albert, "Emergence of scaling in random networks," *Science*, vol. 286, no. 5439, pp. 509–512, 1999. DOI: <https://www.science.org/doi/10.1126/science.286.5439.509>
19. T. Back, *Evolutionary algorithms in theory and practice: evolution strategies, evolutionary programming, genetic algorithms*. Oxford university press, 1996
20. J. H. Holland, *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT press, 1992.
21. D. I. K. H. Kellermayer, "Numerische optimierung von computer modellen mittels der evolutionsstrategie hans-paul schwefel birkh"auser, basel and stuttgart, 1977 370 pages hardback sf/48 isbn 3-7643-0876-1," *Cybernetics and System*, vol. 7, no. 3-4, pp. 319–320, 1977.
22. A. Huning, "Evolutionsstrategie optimierung technischer systeme nach prinzipien der biologischen evolution". *Problemata*, 15, Frommann-Holzboog. 1976
23. D. B. Fogel, "Unearthing a fossil from the history of evolutionary computation," *Fundamenta Informaticae*, vol. 35, no. 1-4, pp. 1–16, 1998
24. P. A. Vikhar, "Evolutionary algorithms: A critical review and its future prospects," *2016 International Conference on Global Trends in Signal Processing, Information Computing and Communication (ICGTSPICC)*, Jalgaon, India, 2016, pp. 261-265, doi: 10.1109/ICGTSPICC.2016.7955308.
25. F. -F. Wei, W. -N. Chen, X. -M. Hu and J. Zhang, "An Empirical Study on Evolutionary Algorithms for Traveling Salesman Problem," *2019 9th International Conference on Information Science and Technology (ICIST)*, Hulunbuir, China, 2019, pp. 273-280, doi: 10.1109/ICIST.2019.8836906.

26. 26. C. Purcaru, R.-E. Precup, D. Iercan, L.-O. Fedorovici, R.-C. David, and F. Dragan, "Optimal robot path planning using gravitational search algorithm," *Int. J. Artif. Intell.*, vol. 10, no. 13, pp. 1–20, 2013
27. 27. R. P. Alvarez Gil, Z. C. Johanyák and T. Kovács, Surrogate Model based Optimization of Traffic Lights Cycles and Green Period Ratios using Microscopic Simulation and Fuzzy Rule Interpolation, *International Journal of Artificial Intelligence*, vol. 16, no. 1, pp. 20-40, 2018
28. 28. R.-E. Precup and R.-C. David, *Nature-inspired optimization algorithms for fuzzy controlled servo systems*. Butterworth-Heinemann, 2019.
29. 29. E. Osaba, J. Del Ser, A. Sadollah, M. N. Bilbao, and D. Camacho, "A discrete water cycle algorithm for solving the symmetric and asymmetric traveling salesman problem," *Applied Soft Computing*, vol. 71, pp. 277–290, 2018.
30. 30. Z. Jiang, J. Liu, and S. Wang, "Traveling salesman problems with pagerank distance on complex networks reveal community structure," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 463, pp. 293–302, 2016
31. 31. A. L. Barabasi and R. Albert, "Emergence of scaling in random networks," *Science*, vol. 286, no. 5439, pp. 509–512, 1999. DOI: <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.286.5439.509>
32. 32. D. J. Watts and S. H. Strogatz, "Collective dynamics of small-world networks " *Nature*, vol. 393, no. 6684, pp. 440–442, 1998
33. 33. L. A. N. Amaral, A. Scala, M. Barthelemy, and H. E. Stanley, "Classes of small-world networks," *Proceedings of the national academy of sciences*, vol. 97, no. 21, pp. 11 149–11 152, 2000.
34. 34. C. A. Ruíz Ramírez, D. M. Montoya Quintero, y J. A. Jimenez Builes, "Un Ambiente visual integrado de desarrollo para el aprendizaje de programación en robótica", *Investigación e Innovación en Ingenierías*, vol. 9, n.º 1, pp. 7–21, 2021. DOI: <https://doi.org/10.17081/invinno.9.1.3957>