

Evolución Diferencial para Problemas Restringidos Dinámicos

Sebastián A. Hernández^{*1}, Guillermo Leguizamón^{**1,2}, and Efrén Mezura-Montes^{***3}

¹Universidad Nacional de la Patagonia Austral, Argentina

²Universidad Nacional de San Luis, Argentina

³Universidad Veracruzana, México

1. Resumen

La resolución de problemas (optimización de funciones, cálculo de raíces) se ha vuelto una rama interesante dentro de las aplicaciones de la inteligencia computacional y en particular, en el campo de las metaheurísticas. Tradicionalmente, los problemas matemáticos se dividieron (a grandes rasgos) en dos partes bien diferenciadas: lineales y no lineales. Para los lineales existen muchas técnicas capaces de resolverlos eficazmente en poco tiempo de cómputo (método *simplex*, *Gauss-Jordan*, entre los más conocidos). Pero para los no lineales la dependencia del concepto de derivada es muy fuerte (*Newton Raphson*, *steepest descent*, por nombrar algunos). Esto hace que resolver un problema no lineal se torne muy complejo cuando la cantidad de variables crece.

La aparición de las metaheurísticas permitió resolver, con un grado alto de precisión, los problemas no lineales de una manera simple. Entre las principales metaheurísticas poblacionales se encuentran los algoritmos de Evolución Diferencial (ED), siendo uno de sus atractivos principales, además de la potencia de cálculo, la sencillez de implementación [17].

ED ha permitido resolver problemas complejos, incluyendo problemas altamente dimensionales, con restricciones y dinámicos, entre muchos otros. En esta comunicación, se presenta una propuesta de investigación para el desarrollo y aplicación de versiones híbridas de ED para la resolución de problemas dinámicos con restricciones (DCOPs, siglas en Inglés para Dynamic Constrained Optimization Problems). Para la puesta a punto y evaluación de los algoritmos desarrollados, se considerarán *benchmarks* usados en la literatura.

2. Contexto

La línea de investigación propuesta es parte de los objetivos generales del Proyecto de Investigación “PROICO 03-1018: Inteligencia Computacional para Resolución de Problemas Complejos” el cual es financiado por la Universidad Nacional de San Luis. El objetivo principal línea de investigación es la consecución de una tesis doctoral a ser desarrollada por el Mg. Sebastián Hernández, quien además es integrante del proyecto de referencia. Cabe destacar además, que junto al Dr. Mezura Montes de la Universidad Veracruzana (México), se vienen manteniendo desde hace muchos años diversas colaboraciones tanto en trabajos de investigación, como en el asesoramiento conjunto de tesis de posgrado, entre ellas la dirección conjunta de la tesis concluida de Maestría del Mg. Hernández por parte del Dr. Mezura Montes y el Dr. Leguizamón. Entendemos en consecuencia, que las condiciones están dadas para llevar a cabo la investigación propuesta.

3. Introducción

La aplicación de ED para resolver exitosamente problemas de optimización permitió que los investigadores comenzaran a ampliar los horizontes y por ello, trabajar con problemas de optimización dinámica (DOPs - Dynamic Optimization Problems). Un DOP es un problema de optimización que posee uno o mas parámetros dependientes del tiempo que cambian su valor a medida que evoluciona, por lo tanto tiene un valor óptimo cambiante en el tiempo. Debido a que gran cantidad de problemas del mundo real presentan parámetros cambiantes en el tiempo, es importante contar con herramientas capaces de darle solución a un DOP. En el caso de que se agreguen restricciones, se transforma en un problema restringido de optimización dinámica (DCOP - Dynamic Constrained Optimization Problems). Una de las expresiones matemáticas más comunes de un DCOP es:

$$\min f(\vec{x}, t), \vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_D) \in S, L_i < x_i < U_i$$

* email: sebastian.unpa@gmail.com

** email: legui@unsl.edu.ar

*** email: emezura@uv.mx

sujeto a:

$$\begin{cases} g_j(\vec{x}, t) \leq 0, j = 1, 2, \dots, l \\ h_j(\vec{x}, t) = 0, j = l + 1, l + 2, \dots, m \end{cases}$$

donde t es la instancia de tiempo discreto, \vec{x} es el vector de decisión, x_i es la i -ésima variable de decisión, L_i y U_i son los límites inferior y superior de x_i , respectivamente, D es el número de variables de decisión, $S = \prod_{i=1}^D [L_i, U_i]$ es el espacio de decisión o espacio de búsqueda, $f(\vec{x}, t)$ es la función objetivo, $g_j(\vec{x}, t)$ es la j -ésima restricción de desigualdad, $h_j(\vec{x}, t)$ es la j -ésima restricción de igualdad, y l y $(m-l)$ son los números de restricciones de desigualdad e igualdad respectivamente.

El enfoque tradicional, Seguimiento Óptimo con el Tiempo (de aquí en mas TMO por sus siglas en Inglés para "Tracking Moving Optimum"), supone que los cambios actuales son pequeños, entonces se torna importante conocer lo que ha ocurrido en el pasado [5],[18]. De esta forma, se busca un nuevo óptimo global cada vez que se modifican las condiciones de la función objetivo y/o las restricciones. Este enfoque presenta algunos inconvenientes al aplicarse en problemas del mundo real que poseen cambios no tan pequeños como los supuestos. Además, si la velocidad de los cambios es rápida, es posible que se consigan valores óptimos *atrasados* en el tiempo.

Los problemas reales rara vez son estáticos, por lo que es de gran importancia poder resolver problemas dinámicos con diferentes características y complejidades. En tal sentido, varios autores vienen realizando propuestas para lograr aportar soluciones a esta problemática. A los efectos de brindar una revisión general de la literatura, se presenta a continuación una breve reseña de algunos trabajos del estado del arte relativos al campo de investigación del tema propuesto:

- Cuando el dinamismo está presente, el algoritmo de optimización tiene la necesidad de proveer mecanismos que permitan adaptarse a los cambios del entorno durante el proceso de búsqueda. Por ejemplo, la estrategia sugerida en [5] radica en utilizar memoria sobre la evolución (información de aprendizaje). El trabajo propone diversos tipos de memoria para adaptar la búsqueda cuando se produzcan los cambios.
- La hipótesis de que los algoritmos creados para problemas estáticos no resuelven correctamente los problemas dinámicos es verificada en [12]. Más aún, el dinamismo en las restricciones genera nuevos escenarios dentro del problema a resolver. La propuesta es un algoritmo basado en la reparación de GENOCOP III, para identificar áreas promisorias y además mantener la diversidad.
- La detección de cambios dota a un algoritmo evolutivo de la capacidad de adaptarse adecuadamente para mantener su desempeño en un ambiente dinámico [18]. Dos propuestas de detección de cambios: 1) basada en la población (testeo estadístico para ver sus cambios de características) y 2) en la relación entre las detecciones efectuadas y los sensores empleados de acuerdo a la dimensión del problema.
- En [13] se proponen mecanismos para manejar el dinamismo en optimización. El objetivo es combinar las ventajas de la optimización dinámica (inmigrante aleatorio e hipermutación) con las estrategias del manejo de restricciones (método de reparación) y adaptarlos a los problemas dinámicos con restricciones.
- En [14], los autores identifican las principales características de DCOPs del mundo real, planteando la discusión de cómo estas propiedades difieren con respecto a DOPs (Dynamic Optimization Problems). Luego plantean la adaptación de estrategias de optimización dinámica y manejo de restricciones para resolver DCOPs, analizando debilidades y fortalezas.
- El enfoque tradicional para resolver DCOPs es utilizar un algoritmo y luego una técnica de manejo de restricciones separada del mismo (reparación o funciones de penalidad). Sin embargo, la reparación con elitismo atentan contra la diversidad de la población y las funciones de penalidad no resuelven bien cuando hay regiones factibles desconexas. La propuesta presentado en [15] es un algoritmo basado en Búsqueda Gravitacional con una modificación del método de reparación, que incorpora uso de información y reinicio en base al conocimiento actual de la función.
- Para resolver DCOPs, los autores adaptan ED basándose en un mecanismo para detectar cambios en la función objetivo o en las restricciones, permitiendo diversidad en la población [2]. Esto se logra combinando dos variantes de ED y utilizando memoria de las mejores soluciones. Además, se agregan inmigrantes aleatorios a la población en cada ejecución, junto con un buscador local basado en *hill climbing*.
- En [3] se presenta un nuevo método de reparación que no requiere de soluciones factibles como referencia, inspirado en la mutación diferencial. Se utiliza en simultáneo con dos variantes de ED.
- A los efectos de mejorar la idea de rastreo en múltiples regiones factibles, se utilizan diversas subpoblaciones [6]. Se propone un conjunto de

estrategias de localización y seguimiento de regiones viables para manejar diferentes tipos de restricciones dinámicas.

- En [4] se presenta un estudio empírico de la evolución diferencial dinámica del algoritmo con variantes combinadas con un método de reparación (DDECV + Reparación) en la solución de problemas de optimización dinámica restringida. El estudio se centra en cuatro ítems: el rol de cada uno de sus elementos; sensibilidad ante diferentes frecuencias de cambio; capacidad para detectar un cambio y recuperarse después de él y su desempeño con dinamismo presente en diferentes partes del problema.
- Cuatro de las técnicas de manejo de restricciones más populares para problemas restringidos (estáticos) son estudiadas en [1] con el fin de aplicarlos a problemas restringidos dinámicos (DCOPs).
- En [16] los autores proponen un generador de funciones capaz de crear entornos dinámicos restringidos al extender el generador de funciones de referencia con picos móviles o "*Moving Peaks Benchmark*" (MPB). Además, realizan un análisis de los entornos resultantes producidos por el generador a través de *Fitness Landscape Analysis* (FLA).
- En [19] se analiza el comportamiento de tres algoritmos evolutivos diseñados para resolver DCOPs. Uno de ellos, DyCODE, es la propuesta de los autores. A partir del benchmark analizado, se explicitan fortalezas y debilidades de todos los algoritmos analizados.
- Con el objetivo de emular el dinamismo existente en restricciones de problemas del mundo real, en [7] se utilizan cambios de tipo lineal en dichas restricciones. Se propone además, un *framework* capaz de crear *benchmarks* de entornos dinámicos con cambios en la restricciones dinámicas.

4. Líneas de Investigación y Desarrollo

Si bien la aplicación de ED a problemas con restricciones ha sido ampliamente estudiada, aun existe una cantidad importante de posibles líneas de investigación y desarrollo cuando se considera la inclusión de dinamismo a nivel de función objetivo y/o de las restricciones. Mas aún, cuando la dimensión de los problemas crece, la complejidad de las estrategias a investigar y desarrollar se van incrementando de manera considerable. En consecuencia, se

plantea como principales líneas de investigación el diseño de estrategias para manejo de restricciones en DCOPs, el uso de buscadores locales que puedan ayudar en el proceso de exploración y además, diferentes operadores sensibles a los cambios que se puedan producir, tanto en la función objetivos, como en las restricciones de los problemas a estudiar.

5. Resultados Obtenidos y Esperados

La investigación propuesta, tiene como base los trabajos previos realizados por el Mg. Sebastián Hernández como parte de su tesis de Maestría y, tal cual se indicará en la próxima sección, se pretende avanzar en la consecución de un futuro plan de tesis doctoral. A los fines de mostrar la experiencia del Mg. Hernández y el resto de los autores, se indican algunos de los principales trabajos realizados de manera conjunta [8][11][10][9]. En función de la experiencia previa, se espera lograr diseñar algoritmos eficientes basados en ED que sean competitivos con aquellos del estado del arte y además, lograr presentar los resultados en congresos y revistas de nivel internacional.

6. Formación de RRHH

La presente investigación se centra principalmente en el desarrollo de la tesis doctoral del Mg. Sebastián Hernández de la Universidad de la Patagonia Austral, cuyo tema y plan de tesis se encuentra en proceso de elaboración para su posterior evaluación, siendo sus asesores, el Dr. Guillermo Leguizamón y el Dr. Efrén Mezura-Montes. Sin embargo, dada la amplitud del tema y diversidad de líneas de trabajo, existe la posibilidad de incorporar de incorporar becarios para realizar trabajos finales de grado y/o tesis de posgrado.

Referencias

- [1] Maria-Yaneli Ameca-Alducin, Maryam Hasani-Shoreh, Wilson Blaikie, Frank Neumann, and Efrén Mezura-Montes. A comparison of constraint handling techniques for dynamic constrained optimization problems. In *2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. IEEE, jul 2018.
- [2] Maria-Yaneli Ameca-Alducin, Efrén Mezura-Montes, and Nicandro Cruz-Ramirez. Differential evolution with combined variants for dynamic constrained optimization. In *2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. IEEE, jul 2014.

- [3] María-Yaneli Ameca-Alducin, Efrén Mezura-Montes, and Nicandro Cruz-Ramírez. A repair method for differential evolution with combined variants to solve dynamic constrained optimization problems. In *Proceedings of the 2015 on Genetic and Evolutionary Computation Conference - GECCO15*. ACM Press, 2015.
- [4] María-Yaneli Ameca-Alducin, Efrén Mezura-Montes, and Nicandro Cruz-Ramírez. Dynamic differential evolution with combined variants and a repair method to solve dynamic constrained optimization problems: an empirical study. *Soft Computing*, 22(2):541–570, sep 2016.
- [5] J. Branke. Memory enhanced evolutionary algorithms for changing optimization problems. In *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406)*. IEEE, 1999.
- [6] Chenyang Bu, Wenjian Luo, and Lihua Yue. Continuous dynamic constrained optimization with ensemble of locating and tracking feasible regions strategies. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 21(1):14–33, feb 2017.
- [7] Maryam Hasani-Shoreh, Maria-Yaneli Ameca-Alducin, Wilson Blaikie, Frank Neumann, and Marc Schoenauer. On the behaviour of differential evolution for problems with dynamic linear constraints. In *2019 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. IEEE, jun 2019.
- [8] Sebastián Hernández, Guillermo Leguizamón, and Efrén Mezura-Montes. Hibridación de evolución diferencial utilizando hill climbing para resolver problemas de optimización con restricciones. In *XVIII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación*, 2012.
- [9] Sebastián Hernández, Efrén Mezura Montes, and Guillermo Leguizamón. De with random vector based mutation for high dimensional problems. In *XXV Congreso Argentino de Ciencias de la Computación (CA-CIC)(Universidad Nacional de Río Cuarto, Córdoba, 14 al 18 de octubre de 2019)*, 2019.
- [10] Sebastián Alejandro Hernández, Guillermo Leguizamón, and Efrén Mezura-Montes. A hybrid version of differential evolution with two differential mutation operators applied by stages. In *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2013, Cancun, Mexico, June 20-23, 2013*, pages 2895–2901. IEEE, 2013.
- [11] Sebastián Alejandro Hernández, Guillermo Leguizamón, and Efrén Mezura-Montes. Hybridization of differential evolution using hill climbing to solve constrained optimization problems. *Inteligencia Artif.*, 16(52):3–15, 2013.
- [12] Trung Thanh Nguyen and Xin Yao. Benchmarking and solving dynamic constrained problems. In *2009 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. IEEE, may 2009.
- [13] Trung Thanh Nguyen and Xin Yao. Solving dynamic constrained optimisation problems using repair methods, 2010.
- [14] Trung Thanh Nguyen and Xin Yao. Continuous dynamic constrained optimization—the challenges. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 16(6):769–786, dec 2012.
- [15] Kunal Pal, Chiranjib Saha, Swagatam Das, and Carlos A. Coello Coello. Dynamic constrained optimization with offspring repair based gravitational search algorithm. In *2013 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. IEEE, jun 2013.
- [16] Gary Pamparà and Andries P. Engelbrecht. A generator for dynamically constrained optimization problems. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion on - GECCO19*. ACM Press, 2019.
- [17] Kenneth Price, Rainer Storn, and Jouni Lampinen. *Differential evolution - A practical approach to global optimization*. Springer-Verlag, 2005.
- [18] Hendrik Richter. Detecting change in dynamic fitness landscapes. In *2009 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. IEEE, may 2009.
- [19] Yong Wang, Jian Yu, Shengxiang Yang, Shouyong Jiang, and Shuang Zhao. Evolutionary dynamic constrained optimization: Test suite construction and algorithm comparisons. *Swarm and Evolutionary Computation*, 50:100559, nov 2019.