

# Manejo de Restricciones y Mejora en los Procesos de Búsqueda en Algoritmos Evolutivos aplicados a Problemas Dinámicos y Scheduling

Villagra Andrea, Lasso Marta, Pandolfi Daniel, de San Pedro Eugenia, Villagra Silvia, Rasjido José, Seron Natalia, Orozco Sergio

LabTEm - Unidad Académica Caleta Olivia  
Universidad Nacional de la Patagonia Austral

{avillagra, mlasso, dpandolfi, edesanpedro, svillagra, jrasjido, nseron, sorozco}@uaco.unpa.edu.ar

## CONTEXTO

Esta línea de Investigación forma parte del proyecto “Manejo de Restricciones con algoritmos evolutivos aplicados a la Planificación de Locaciones Petroleras” del Laboratorio de Tecnologías Emergentes (LabTEm) en el marco del programa de Investigación en Ciencia y Tecnología de la Universidad Nacional de la Patagonia Austral.

## RESUMEN

En este trabajo se presenta un proyecto de investigación, como continuación del proyecto de Investigación sobre Metaheurísticas desarrollado en años anteriores. Durante este año se pretende focalizar en las siguientes dos líneas. La primera relacionada con la investigación experimental de tres aspectos fundamentales de la herramienta: Manejo de restricciones, Scheduling dinámico y Mejora de los procesos de búsqueda. La segunda línea constituye el desarrollo de un prototipo operacional denominado PAE. PAE, es una herramienta para la planificación del mantenimiento de locaciones petroleras sujeto a restricciones. El motor de búsqueda de esta herramienta está basada en un algoritmo evolutivo multirecombinativo conocido como SRI-MCMP (Stud and Random Immigrants - Multiple Crossover on Multiple Parents) y fue desarrollado por investigadores del LabTEm.

**Palabras clave:** Planificación, Mantenimiento, Algoritmo Evolutivo, Manejo de Restricciones.

## 1. INTRODUCCION

Las actividades petroleras de explotación y transporte del petróleo son muy importantes para el desarrollo económico de la sociedad industrial moderna. Sin embargo, estas actividades son generadoras de riesgos que se traducen en contaminaciones accidentales que afectan directamente al ecosistema. El impacto ambiental ocasionado por la industria petrolera comprende los efectos de todas y cada una de las fases involucradas en las etapas tanto de exploración, explotación, transformación, distribución y comercialización. En muchas de las regiones donde se ha explotado el

petróleo, se han generado contingencias de diferentes magnitudes como consecuencia de las operaciones desarrolladas en: tanques de almacenamiento, oleoductos, equipos de perforación, buques petroleros, etc. Además de los impactos generados en el medio como consecuencia de la exploración y explotación del petróleo, existen también daños ocasionados a las personas que lo emplean o se encuentran en contacto con él dentro de su ámbito laboral.

En la última década, las Empresas dedicadas a la explotación, producción y transporte del recurso, han visto la necesidad de implementar medidas de prevención a fin de evitar y / o minimizar los daños ocasionados al medio ambiente, personas y bienes materiales.

La mejor manera de atacar el problema de contaminación por petróleo es prevenir el incidente. Normalmente éstos se producen por fallas de equipos o del material y fallas humanas. Los primeros pueden ser subsanados mediante inspecciones periódicas y un mantenimiento adecuado; y los segundos, mediante la instrucción y el entrenamiento del personal en forma permanente. La minimización del tiempo entre cada período de inspección de las locaciones se obtiene con una mejora en la planificación del mantenimiento y esto puede ser abordado como un problema de scheduling. Se ha demostrado, que muchos problemas de scheduling pertenecen a la clase NP-hard [1] reflejando así la relevancia industrial de este tipo de problemas.

Los Algoritmos Evolutivos (AEs) han sido aplicados exitosamente en la resolución de diversos tipos de problemas de planificación tales como scheduling o routing [2], [3]. Los AEs son metaheurísticas que comparten un concepto base común que es simular la evolución de los individuos que forman la población usando un conjunto de operadores predefinidos de selección y de búsqueda. Existe una gran variedad de AEs, dentro de ellos se incluyen los Algoritmos Genéticos [4] que son los utilizados en este problema. Tendencias actuales en AEs hacen uso de enfoques con multirecombinación [5], [6], [7] y enfoques con múltiples padres conocidos como MCMP (Multiple Crossover Multiple Parent) [8], [9] [10].

La mayoría de los problemas de optimización incluyen restricciones de cierta clase, que constituyen grandes desafíos a la resolución de problemas de optimización. Las restricciones son límites impuestos a las variables de decisión y en general las restricciones son una parte integral de la formulación de cualquier problema [11].

En el dominio específico de problemas discretos, tales como Knapsack Problem, Set Covering Problem, Vehicle Routing Problem, y todos los tipos de Scheduling Problems, todos están sujetos a restricciones. El espacio de búsqueda de estos problemas se subdivide en dos subconjuntos, el espacio de soluciones factibles y el espacio de soluciones no factibles. Estos subespacios no necesariamente son convexos y no necesariamente están conectados. Para la resolución del problema de optimización sujeto a restricciones los algoritmos de búsqueda, tal como lo son AEs, promueven soluciones que navegan en ambos subespacios. El problema consistirá entonces en cómo tratar soluciones no factibles para explorar el subespacio de soluciones factibles [12].

Es importante destacar que el grupo viene desarrollando tareas de investigación en el problema de planificación del mantenimiento de locaciones petroleras en aspectos de planificación estática, dinámica y manejo de restricciones [13], [14], [15].

En la siguiente sección se presentará las líneas de investigación y desarrollo vinculadas con este proyecto.

## 2. LINEAS DE INVESTIGACION y DESARROLLO

- Manejo de Restricciones

El manejo de restricciones en algoritmos evolutivos puede abordarse desde distintas técnicas tales como: Funciones de penalidad, Decodificadores, Algoritmos de reparación, y operadores de preservación de restricciones.

Las funciones de penalización han sido ampliamente discutidas por la literatura en las últimas décadas [16]. Existen enfoques que penalizan soluciones no factibles como nuevos y promisorios enfoques que también penalizan las soluciones factibles. Las técnicas de penalización pueden subdividirse como estáticas, dinámicas, adaptativas y mortales.

Las técnicas basadas en algoritmos de reparación mapean una solución desde el espacio no factible al espacio factible. Los procesos de reparación que modifican genéticamente la solución no factible son conocidos como Lamarkianos y transforman una solución no factible en factible la que es evolucionada por el algoritmo. Un enfoque menos destructivo de la solución no factible, permite combinar el aprendizaje y la evolución, estrategia conocida como Baldwiniana. En este último enfoque las soluciones son reparadas solo para su evaluación. Estudios analíticos y empíricos indican que esta técnica reduce la velocidad de convergencia del

algoritmo evolutivo y permite converger a óptimos globales [17].

- Problemas dinámicos y scheduling

Las siguientes son algunas de las situaciones a considerar cuando se produce un cambio en el entorno. Ellas son tomadas principalmente de [18] y [19].

- Reusar información siempre que se pueda para evitar partir desde el inicio en el nuevo contexto del problema.

- Descubrimiento de los cambios.

- La solución al problema modificado puede ser similar al anterior.

- Cambiar una solución por cambios pequeños en el problema puede ser costoso, lo cual podría implicar el mantenimiento de la solución tal como está.

Asimismo, se plantean algunos principios básicos que un algoritmo dinámico debería cumplir: capacidad de adaptación a los cambios; capacidad de discernir, ante un cambio, entre el costo de mantener la solución como está y aquel asociado al proceso de cambio; apuntar a encontrar soluciones robustas de manera que sigan manteniendo su calidad cuando se produzcan cambios muy pequeños. Las situaciones y principios anteriores son considerados por [18] en el contexto de AEs. Sin embargo, son igualmente aplicables a otro tipo de metaheurísticas usadas en el contexto de problemas dinámicos.

Lo que hay que tener en cuenta es el tipo o grado de cambio producido en el entorno. Si el cambio es muy severo, es decir, que el problema después del cambio es completamente distinto, puede no tener sentido la aplicación de ciertos métodos dado que el conocimiento adquirido difícilmente se pueda aplicar en el nuevo contexto. En síntesis, el objetivo debería estar centrado en aquellos problemas dinámicos que exhiben un dinamismo razonable de manera tal que se pueda explotar la experiencia adquirida por el método usado.

- Mejora en el proceso de búsqueda

Las metaheurísticas (MHS) [20] son métodos que integran de diversas maneras, procedimientos de mejora local y estrategias de alto nivel para crear un proceso capaz de escapar de óptimos locales y realizar una búsqueda robusta en el espacio de búsqueda. En su evolución, estos métodos han incorporado diferentes estrategias para evitar la convergencia a óptimos locales, especialmente en espacios de búsqueda complejos. Aunque las metaheurísticas en general presentan un bajo nivel de desarrollo desde el punto de vista matemático, tales procesos son válidos en muchas situaciones prácticas para las cuales se han obtenido resultados muy interesantes para problemas del mundo real, en particular en el ámbito de la industria.

Resta mencionar como punto adicional que la garantía de un adecuado desempeño de las MHS en general depende en gran medida del desempeño de los operadores o mecanismos de exploración propios

de cada una de ellas. En este sentido, la utilización de enfoques avanzados para mejorar el proceso de exploración es un tópico de interés dado su inmediata aplicación y beneficio directo respecto a posibles mejoras en el diseño de MHs. Por ejemplo, el concepto de sociobiología [21] es mecanismo evolutivo exitoso que podría ser usado como mecanismo alternativo en los modelos algorítmicos o metaheurísticas que imitan el proceso evolutivo. En este sentido, la perspectiva Darwinista tradicional explica la regulación de la descendencia a través de las restricciones del medio ambiente: alimentos, clima y depredación, las que en su conjunto regulan los tamaños y adaptabilidad de las poblaciones. Por el contrario, según [22], los animales pueden autorregular su propia población estimando restricciones del ambiente y por lo tanto variar sus tasas de reproducción. Por otro lado, la teoría de [23] sobre la evolución de genética del comportamiento social, propone que el valor adaptativo de un individuo se podría medir no solamente por su éxito personal en materia de reproducción, sino a través del beneficio de la reproducción de otros individuos (parientes). La suma de estos dos conceptos fue denominado como “inclusive fitness” o adecuación adaptativa global. Basado en estos conceptos previos y en el constante desarrollo e investigación de conceptos útiles para mejorar el desempeño de los enfoques metaheurísticos, se plantea como una alternativa, el desarrollo de algoritmos y/o mejoras en los enfoques metaheurísticos a través de la incorporación de elementos vinculados al comportamiento social de determinadas especies del mundo animal.

### 3. RESULTADOS OBTENIDOS/ESPERADOS

A continuación se mencionan los resultados esperados del proyecto:

- Investigación en tendencias actuales en scheduling dinámico.
- Estudio y desarrollo de métodos para el manejo de restricciones
- Investigación en tendencias actuales respecto a la eficiencia de las distintas Metaheurísticas en la exploración del espacio de búsqueda.
- Determinación de nuevos conceptos a ser incluidos en la fase explorativa.
- Diseño e implementación de las distintas Metaheurísticas consideradas aplicando los conceptos alternativos o mejorados.
- Desarrollo del Prototipo operable para la Planificación Dinámica Sujeta a restricciones.

### 4. FORMACION DE RECURSOS HUMANOS

Un integrante de esta línea de investigación está desarrollando su Tesis de Doctorado en Mejoras en el proceso de Búsqueda.

Un integrante esta desarrollando su Tesis de Maestría en Scheduling Dinámico.

Hay dos Becarios alumnos y dos pasantes en el LabTEm trabajando en el proyecto y se dirigen Trabajos Finales de Ingeniería en Sistemas en temas relacionados con este proyecto.

### 5. BIBLIOGRAFIA

1. Brucker P., Scheduling Algorithms, 3rd ed. Springer-Verlag New York, (2004).
2. Chang P., Hsieh J., and Wang Y. Knowledge Incorporation in Evolutionary Computation, chapter F. Divina and E. Marchiori. Springer-Verlag, 2005.
3. Jaskowski P. y Sobotka A. Multicriteria construction project scheduling method using evolutionary algorithm. Operational Research an International Journal, 6(3). (2006).
4. Goldberg, D.E.; Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning; Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.
5. Eiben A.E. y Bäck Th. “An Empirical Investigation of Multi-Parent Recombination Operators in Evolution Strategies”, Evolutionary Computation, 5(3):347-365, (1997).
6. Eiben A.E., Raué P.E. y Ruttkay Z., “Genetic algorithms with multi-parent recombination”. Proc. 3rd Conference on Parallel Problem Solving from Nature, Springer-Verlag, number 866 in LNCS, pp. 78-87, (1994).
7. Eiben A.E., Van Kemenade C.H.M., y Kok J.N. “Orgy in the Computer: Multi-Parent Reproduction in Genetic Algorithms”. Proc. 3rd European Conference on Artificial Life, Springer-Verlag, number 929 in LNAI, pages 934-945, (1995).
8. Esquivel S., Leiva A., Gallard R. “Multiple Crossover per Couple in Genetic Algorithms”. Proc. Fourth IEEE Conference on Evolutionary Computation (ICEC'97), pp 103-106, Indianapolis, USA April (1997).
9. Esquivel S., Leiva A., Gallard R. “Couple Fitness Based Selection with Multiple Crossover per Couple in Genetic Algorithms”. Proc. International Symposium on Engineering of Intelligent Systems (EIS'98), pp 235-241, La Laguna, Tenerife, Spain, February (1998).
10. Esquivel S., Leiva H., Gallard R. “Multiple Crossovers between Multiple Parents to

- Improve Search in Evolutionary Algorithms”. Proc. Congreso on Evolutionary Computation (IEEE), pp 1589-1594, Washington DC, (1999).
11. Dhar, V., and Ranganathan, N. Integer Programming versus Expert Systems: An Experimental Comparison. Communications of the ACM 33:323-336. (1990).
  12. Michalewicz Z.; Genetic Algorithms + Data Structures = Evolutions Programs; Springer-Verlag, third, revised edition, 1997.
  13. Villagra A., de San Pedro E., Lasso M., Pandolfi D.; “Algoritmo multirecombinativo para la planificación dinámica del mantenimiento de locaciones petroleras”; Revista Internacional “INFORMACIÓN TECNOLÓGICA”; La Serena, Chile; Agosto 2008. Vol. 19 Numero 4 pp. 63-70.
  14. Villagra A., Montenegro C., de San Pedro M., Lasso M., y Pandolfi D. Planificación con restricciones del mantenimiento de locaciones petroleras. En *XII RPIC - Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control*, 2007.
  15. Villagra A., Montenegro C., de San Pedro M., Lasso M., Vidal P., Pandolfi D.; “Mantenimiento de locaciones petroleras mediante un Algoritmo Multirecombinativo”; 8° Congreso Interamericano de Computación Aplicada a la Industria de Procesos (CAIP), Centro de Información Tecnológica (CIT). Asunción, Paraguay. Julio 2007. Cap.11 pp 319-322.
  16. Smith A. y Coit D. Constraint Handling Techniques—Penalty Functions. In Thomas Back, David B. Fogel, and Zbigniew Michalewicz, editors, Handbook of Evolutionary Computation, chapter C 5.2. Oxford University Press and Institute of Physics Publishing. (1997).
  17. Whitley, D., Gordon, S., and Mathias, K.: Lamarckian evolution, the Baldwin effect and function optimization, Parallel Problem Solving from Nature - PPSN III, pp. 6-15 (1994).
  18. Branke J., Evolutionary Optimization in Dynamic Environments (Genetic Algorithms and Evolutionary Computation), Springer, 2001.
  19. Morrison R. W., Designing Evolutionary Algorithms for Dynamic Problems, Springer, 2004.
  20. Glover F., Kochenberger G.H. (editors)- Handbook of Metaheuristics, Kluwer Academic Publishers, 2003.
  21. Wilson E. O., Sociobiology: a new synthesis; Harvard University Press, 1975.
  22. Wynne-Edwards, V. C.; Animal dispersion in relation to social behavior; Oliver y Boyd, Edimburgo, UK, 1962.
  23. Hamilton W. D., The genetical evolution of social behaviour. Journal of Theoretical Biology, num 7, 1964, pp. 1-52.