

Inteligencia Computacional Aplicada a la Optimización Multiobjetivo de Problemas de Scheduling con Restricciones

Pandolfi D., Villagra A., Valdez J.C., Molina D.
 Laboratorio de Tecnologías Emergentes (LabTEm)
 Instituto de Tecnología Aplicada - Unidad Académica Caleta Olivia
 Universidad Nacional de la Patagonia Austral
 {dpandolfi, avillagra, jvaldez, dmolina}@uaco.unpa.edu.ar

Resumen

Los problemas de Scheduling consisten en la asignación de tareas a recursos limitados donde ciertos objetivos deben optimizarse y varias restricciones deben cumplirse. La mayoría de los problemas del mundo real tienen varios objetivos que tratamos de optimizar al mismo tiempo. Estos se denominan problemas multiobjetivo y su solución da lugar a un conjunto de soluciones que representan la posible negociación entre todos los objetivos. La negociación del conjunto óptimo de soluciones conforma el llamado frente de Pareto del problema de optimización multiobjetivo que se está resolviendo. Una aplicación muy interesante es la planificación del desarrollo de un yacimiento que requiere de un proceso altamente complejo e implica un número considerable de actividades. Estas actividades tienen que estar coordinadas, cumplir diversos tipos de restricciones y el

pacho que sean competitivas con los algoritmos del estado del arte. Los enfoques propuestos tomarán como base algoritmos tales como cGA (celular Genetic Algorithm) y enfoques basados en algoritmos evolutivos multiobjetivo MOEA (Multi-Objective Evolutionary Algorithm).

Palabras clave: Metaheurísticas, Scheduling, Optimización Multiobjetivo, Manejo de Restricciones.

Contexto

La línea de trabajo se lleva a cabo en el Laboratorio de Tecnologías Emergentes (LabTEm), Instituto de Tecnología Aplicada (ITA) de la Unidad Académica Caleta Olivia Universidad Nacional de la Patagonia Austral, en el marco del proyecto “Inteligencia Computacional aplicada a la optimización multiobjetivo de problemas de scheduling con restricciones”.

nograma de las actividades en los pozos WAS (en inglés, Well Activity Scheduling) se ocupa de la coordinación para formar así cronogramas. Este proyecto propone desarrollar algoritmos metaheurísticos, que incorporen heurísticas y reglas de des-

Los problemas de planificación (Planing Problems) son una sub-clase de problemas de optimización combinatoria en campos tales operaciones de producción y despacho en la industria manufacturera y extrac-

tiva. Particularmente, los problemas de secuenciamiento de tareas conocidos como Scheduling Problems tienen su aplicación en la industria y por lo tanto un fuerte impacto económico y social, donde el objetivo principal de los investigadores es la reducción de los costos de producción en la industria [10]. Los problemas de Scheduling incluyen la combinación de recursos, tareas, objetivos y restricciones, donde un incremento en el tamaño del problema produce un incremento exponencial del espacio de soluciones. Muchos de los problemas de Scheduling son computacionalmente complejos y el tiempo requerido para calcular una solución óptima se incrementa con el tamaño del problema. Además, se ha demostrado, que muchos problemas de Scheduling pertenecen a la clase de NP-Hard [1].

El problema de secuenciamiento de tareas de Flow Shop (FSSP, en inglés Flow Shop Scheduling Problem) tiene como objetivo encontrar la secuencia óptima de n puestos de trabajo que pueden ser procesados en m máquinas. En [8] demostraron que este problema es NP-completo para instancias de más de dos máquinas, y por lo tanto esto muestra la dificultad de lograr soluciones óptimas según crece el tamaño del problema. Hejazi y Saghafian [9] realizaron un estudio sobre los trabajos publicados para resolver el FSSP y distintas variantes del mismo durante el período 1954-2004 donde se incluyen métodos exactos, como así también enfoques metaheurísticos. Framinan et al. [7] proporcionan una clasificación de las heurísticas más usadas para el FSSP.

En el problema de programación de tareas de Job Shop (JSSP, en inglés Job Shop

Scheduling Problems) existen m máquinas y n tareas. Cada tarea tiene una ruta predefinida que incluye a todas o a ciertas máquinas. Entre los JSSP la diferencia esencial radica en permitir o no la recirculación de un job en determinadas máquinas (es decir un job puede visitar a una máquina dada más de una vez). El JSSP no sólo es NP-duro, sino es una de las peores miembros de esta clase, Muth y Thompson [11].

La complejidad de muchos problemas de optimización discreta del mundo real está asociada con grandes espacios de búsqueda, demandas de rendimiento de tiempo real y ambientes dinámicos que no pueden ser resueltos por métodos exactos en tiempo razonable. Esto ha promovido en la comunidad científica el desarrollo de nuevos enfoques conocidos como metaheurísticas [2].

Los cGAs son una subclase de los GAs con una población estructurada espacialmente, es decir, los individuos de la población pueden aparearse solo con sus vecinos. Los cGAs, se diseñaron inicialmente para trabajar en máquinas paralelas, formadas por muchos procesadores que ejecutaban simultáneamente las mismas instrucciones sobre diferentes datos. El primer modelo de cGA fue propuesto por Robertson en 1987 y fueron inicialmente desarrollados para trabajar en máquinas paralelas, y más tarde se fueron adaptando para funcionar también en máquinas de procesamiento secuencial.

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 [5]. El manejo de restricciones en algoritmos evolutivos puede abordarse de distintas técnicas y un amplio estudio del estado del arte es propuesto por Coello Coello [3]. La forma más común de incorporar restricciones en un algoritmo evolutivo ha sido a través de funciones de penalidad [12]. La idea de este método es transformar un problema de optimización con restricciones en un uno sin restricciones agregando (o sustrayendo) un cierto valor a la función objetivo basado en la cantidad de violaciones a las restricciones presentadas en una solución. 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 sólo 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 [13].

Los problemas con múltiples objetivos surgen de manera natural en la mayoría de las disciplinas y su solución ha sido un reto para los investigadores durante mucho tiempo. A pesar de la considerable variedad de técnicas desarrolladas en la investigación de operaciones para abordar estos problemas, la complejidad de su solución

exige enfoques alternativos. La formulación de un problema con un único objetivo es extendida a problemas multiobjetivo, donde no hay una función objetivo a optimizar, sino varias. Por lo tanto, aquí no hay una solución única, sino un conjunto de soluciones que se encuentra a través del uso de la teoría de Optimalidad de Pareto [6]. El uso de algoritmos evolutivos (AEs) para resolver problemas de esta naturaleza ha sido motivado principalmente debido a la naturaleza basada la población población de soluciones que permite la generación de varios elementos del óptimo de Pareto. Finalmente, Coello Coello [4], ofrece una descripción de trabajos de investigación más importante que se ha llevado a cabo en relación con la solución de problemas computacionalmente costosos de optimización multiobjetivo. Los enfoques que se discuten brevemente incluyen aproximación de funciones y aproximación evolutiva. Además, el uso de enfoques alternativos, tales como algoritmos culturales, pequeños tamaños de población y algoritmos híbridos que utilizan algunas soluciones para reconstruir el frente de Pareto con potentes motores de búsqueda locales.

Líneas de investigación y desarrollo

Las actividades petroleras de producción, 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 gene-

rado 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.

Las empresas petroleras realizan visitas de mantenimiento preventivo a cada una de sus locaciones petroleras (pozos productores, inyectoras, baterías y colectores). Un yacimiento está formado por bloques y a su vez éste por baterías. Cada batería está formada por pozos de producción que son en promedio entre 15 y 20. Cada pozo tiene diferente nivel de producción que es conocido a priori y varía en el tiempo. La producción del pozo define la categoría y la cantidad de veces que debe visitarse al mes. Los pozos no pueden ser visitados más de una vez al día y dependiendo del tipo de pozo existen ciertas tareas que se deben realizar. Cada tarea tiene asignado un determinado equipamiento necesario, una frecuencia de realización y un tiempo aproximado de su duración.

La planificación del desarrollo de un yacimiento de petróleo requiere de un proceso altamente complejo e implica un número considerable de actividades en un conjunto de pozos. Estas actividades tienen que estar coordinadas, cumplir diversos tipos de restricciones y al mismo tiempo, optimizar criterios. Tales criterios suelen ser objetivos como: el nivel de producción, tiempo de completación de las tareas, etc. El cronograma de las actividades

en los pozos WAS se ocupa de la coordinación de estas actividades para formar así cronogramas de actividad, así como el mantenimiento dinámico de estos planes en el tiempo.

El plan de perforación en un yacimiento es una tarea desafiante considerada altamente dinámica y así como con previsiones económicas y restricciones. Las actividades de explotación están relacionadas con el desarrollo de nuevos pozos de petróleo (well perforation), el mantenimiento correctivo de los pozos existentes (well workover) y el mantenimiento preventivo (well preventive maintenance). Estas actividades deben ser realizadas con recursos siempre limitados que operan sobre un área geográfica amplia y están sujetos a los tiempos de parada previstos relacionados con su mantenimiento de rutina.

Cada pozo inicia la producción de petróleo tan pronto como hayan concluido sus actividades de desarrollo. El plan de desarrollo de un yacimiento está destinado a maximizar la ganancia a corto y largo plazo que resulta de la producción de petróleo.

Este proyecto propone desarrollar un conjunto metaheurísticas basadas en inteligencia computacional que proporcionen información detallada para decisiones a corto y largo plazo, mono-criterio y multi-criterio. Esta herramienta permitirá determinar el orden óptimo de perforación, hora y lugar, tipos de pozos y por lo tanto el número de nuevos pozos inyectoras y productores. Además, proporcionará planes de mantenimiento correctivo y preventivo. Todos los planes deben cumplir las restricciones de actividades y recursos dispuestos para los criterios de optimización establecidos.

Resultados obtenidos/esperados

En esta línea de trabajo se pretende:

- a) Estudiar estado del arte para algoritmos metaheurísticos, heurísticas y reglas de despacho para distintos problemas de scheduling (máquina única, flow shop, job shop), optimización multiojetivo y mecanismos para el tratamiento de restricciones.
- b) Implementar motores de planificación basados en metaheurísticas mono y multi-objetivos con restricciones.
- c) Estudiar los modelos de procesos para la planificación de actividades del desarrollo de reservorios de gas y petróleo (actividades, restricciones, y optimización multi-objetivo).

Formación de recursos humanos

Un integrante de este proyecto de investigación está desarrollando su Tesis de Maestría en temáticas afines y dos integrantes del proyecto comenzarán sus tesis doctorales en temáticas relacionadas.

Se cuenta con tres becarios alumnos de las carreras de Sistemas.

Referencias

- [1] Brucker. P. (2004) Scheduling Algorithms. Springer-Verlag 3rd ed.
- [2] Chiong, R., & Dhakal, S. (Eds.). (2009). Natural intelligence for scheduling, planning and packing problems (Vol. 250). Springer.
- [3] Coello, C. A. C. (2002). Theoretical and numerical constraint-handling techniques used with evolutionary algorithms: a survey of the state of the art. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 191(11), 1245-1287.
- [4] Coello Coello C., (2015)., Multi-objective evolutionary algorithms in real-world applications: Some recent results and current challenges. In *Advances in Evolutionary and Deterministic Methods for Design, Optimization and Control in Engineering and Sciences* (pp. 3-18). Springer International Publishing.
- [5] Dhar, V., and Ranganathan, N. (1990). Integer programming vs. expert systems: an experimental comparison. *Communications of the ACM*, 33(3), 323-336.
- [6] Ehrgott M. (2005), *Multicriteria Optimization*. Springer, Berlin, second edition, 2005. ISBN 3-540-21398-8.
- [7] Framinan J. , Gupta J., and Leisten R.. (2004). A review and classification of heuristics for permutation flow-shop scheduling with makespan objective. *Operational Research Society*, 55(12):1243–55.
- [8] E. Garey and D. Johnson. (1979) *Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP Completeness*. Freeman and Co.
- [9] S. Hejazi and S. Saghafian. (2005). Flowshop scheduling problems with makespan criterion: a review. *Production Research*, 43(14):2895–2929.
- [10] Leung J. (2004) *Handbook of Scheduling: Algorithms, Models and Performance Analysis*. Computer and Information Sciences Series. Chapman and Hall.
- [11] Muth J.F. and Thompson.G.L., (1963). *Industrial Scheduling*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J.,
- [12] Schwefel P. (1995), *Evolution and Optimum Seeking*. John Wiley & Sons, New York.
- [13] Whitley, D., Gordon, V. S., & Mathias, K. (1994, October). Lamarckian evolution, the Baldwin effect and function optimization. In *International Conference on Parallel Problem Solving from Nature* (pp. 5-15). Springer Berlin Heidelberg.