

## INCORPORACIÓN DE CONOCIMIENTO EN ALGORITMOS EVOLUTIVOS EN PROBLEMAS DE SCHEDULING.

**D. Pandolfi, E. de San Pedro, A. Villagra, M. Lasso**

LabTEm – Unidad Académica Caleta Olivia-Universidad Nacional de la Patagonia Austral  
Caleta Olivia– Santa Cruz - Argentina  
e-mail: {dpandolfi, edesanpedro, avillagra, mlasso}@uaco.unpa.edu.ar

**G. Leguizamon**

LIDIC - Universidad Nacional de San Luis  
San Luis – San Luis - Argentina  
e-mail: legui@unsl.edu.ar

### RESUMEN

Los Algoritmos Evolutivos (AEs) son una de las metaheurísticas más ampliamente difundidas y estudiadas [28]. Estas, como muchas otras metaheurísticas, pueden ser mejoradas en su diseño a fin de realizar una exploración más eficiente del espacio de búsqueda. En el caso de los AEs, un adecuado desempeño de los mismos, depende en gran medida de los operadores y/o mecanismos de exploración involucrados y que adecuadamente implementados, pueden dar lugar a versiones más eficientes. En este sentido, la incorporación de conocimiento y/o información en el diseño de los AEs es de gran interés en la actualidad. Por esta razón, existen diversas líneas de investigación en la actualidad que tienen como objetivo principal el diseño avanzado de EAs a través de la incorporación de conocimiento. Esta línea de investigación, aborda diferentes estrategias tales como la incorporación del conocimiento experto a priori o el conocimiento adquirido durante la evolución, conceptos derivados de las teorías de evolución social, y cultural, entre otras.

### 1. INTRODUCCIÓN

Respecto a la incorporación de conocimientos cabe mencionar el trabajo reciente de Yaochu Jin (Ed) [14] cuyo principal objetivo es presentar este subcampo de investigación en un marco unificado a partir del cual los métodos para la incorporación de conocimiento se pueden dividir en al menos las siguiente categorías:

- Incorporación de conocimiento en la representación, inicialización de la población y operadores de exploración.
- Incorporación de conocimiento en el proceso de selección y reproducción.
- Incorporación de conocimiento en la evaluación de la función de *fitness* (p.e., aproximación en la evaluación de la función de *fitness*).
- Incorporación de preferencias en computación evolutiva multi-objetivo (p.e., preferencias humanas).

Sin duda alguna, la división anterior no es exhaustiva y podría diferir si es vista desde otra perspectiva. Por ejemplo, del conocimiento de un experto incorporado a priori dentro del algoritmo; o bien, a través de la evolución tomando como fuente de información; el aprendizaje de vida o de la interacción hombre-máquina, entre otros. Por otro lado, la incorporación de conocimiento puede tener distintas motivaciones y alcances respecto a la mejora global en el desempeño de los algoritmos evolutivos.

## 2. PROBLEMAS DE SCHEDULING

Los problemas de planificación abarcan una variedad de problemas de optimización en campos tales como operaciones de producción y despacho en la industria manufacturera, sistemas distribuidos y paralelos, logística y tráfico. Algunos de ellos pueden incluirse dentro de la clase general de problemas de *scheduling* [10]. En general, el *scheduling* consiste en la asignación de tareas, a través del tiempo, cuando la disponibilidad de recursos es limitada, donde ciertos objetivos deben ser optimizados y varias restricciones deben ser satisfechas. El problema de *scheduling* es de aplicación en las organizaciones y en la industria y en consecuencia tiene un fuerte impacto económico y social. El estudio de los problemas de *scheduling* data aproximadamente de 1950 donde investigadores de ingeniería industrial, investigación operativa, y administradores desarrollan nuevos enfoques y algoritmos que tienen como objetivo principal la reducción de los costos de producción en la industria [15]. Muchos algoritmos eficientes han sido desarrollados para encontrar soluciones óptimas a este tipo de problemas. Por ejemplo, se pueden mencionar los trabajos de Jackson [24], Johnson [19], y Smith [9]. Con el advenimiento de la teoría de complejidad [2], muchas investigaciones sobre dicha temática se han desarrollado debido a la inherente dificultad para resolver esta clase de problemas. 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 [20].

Se ha demostrado, por cierto, que muchos problemas de *scheduling* pertenecen a la clase de NP-Hard [18]. Reflejando la relevancia industrial de los problemas de *scheduling* y su campo de aplicación se han reportado en la literatura una variedad métodos basados en algoritmos evolutivos de resolución de este tipo de problemas [7].

## 3. INCORPORACIÓN DE CONOCIMIENTO

Los AEs son lo suficientemente flexibles para incorporar conocimiento desde distintas fuentes de información, cuyo objetivo último es lograr una mejora importante respecto de la eficiencia en la exploración del espacio de búsqueda. Dada su flexibilidad, distintas componentes del mismo han sido consideradas como objeto de estudio y muchas de ellas desde distintas perspectivas y enfoques [16,23,29].

La experiencia adquirida y creencias aceptadas por una comunidad en un sistema social son unas de las principales motivaciones para la creación de los Algoritmos Culturales (ACs) (Reynolds [27]). Desde su creación, los ACs han sido aplicados en diversos problemas. En el caso particular de problemas de *scheduling*, se destaca el trabajo de Ho et al. [12] en donde se mantiene una “estructura cultural evolutiva” para mantener el conocimiento acerca de los esquemas y asignaciones de recursos en un ambiente de *job-shop* flexible. En Becerra-Landa et al. [5], un AC es propuesto para su aplicación al *job-shop scheduling*.

Por ejemplo, el uso de memoria colectiva, este concepto se puede traducir de diferentes maneras según el contexto de aplicación, por ejemplo, en Bearpark et al. [4] una memoria es usada en conjunción y como soporte de los operadores de selección, *crossover* y mutación en un sistema de Programación Genética. Similarmente en Acan et al. [3] se construye una memoria externa compuesta por cromosomas que se caracterizan por tener una calidad por encima del promedio y cuyo tiempo de vida depende de la calidad relativa y otros factores respecto a la población en evolución.

La aproximación de *fitness* es también una importante área de investigación a través de la cual se intenta lograr una disminución en los tiempos de evaluación de los individuos. Por ejemplo, en Rasheed et al. [26] se usa este enfoque combinado con la aplicación de operadores informados y la realización de “ingeniería genética” sobre los individuos. Otros enfoques vinculados a la

incorporación de conocimiento en la función de *fitness* o similares incluyen a la utilización de redes neuronales como modelo aproximado de la función de *fitness* (Jin et al. [13]) y uso de modelos subrogados para simplificar el costo en la evaluación de los individuos (Ong et al [22]).

Los modelos probabilísticos son también una alternativa para la incorporación de conocimiento en algoritmos evolutivos. En Bosman et al. [6] se presenta un resumen del estado del arte en cuanto al uso de modelos probabilísticos que son aprendidos a partir de un muestreo.

El aprendizaje a través de la experiencia de vida desde perspectivas Lamarckianas y Baldwinianas (Ku et al. [17]) es transformado en conocimiento e incorporado como medio para mejorar el proceso de evolución. En Murata et al. [21] una regla de reemplazo generalizada para la determinación de soluciones dominantes es propuesta para problemas multiobjetivo. La regla generalizada se basa en dos reglas clásicas y toma en cuenta información del número de objetivos mejorados.

#### **4. DISCUSIÓN Y TRABAJOS FUTUROS.**

Los Algoritmos Culturales (ACs) propuestos por Reynolds [27] son de los más importantes enfoques para la incorporación de conocimiento, los cuales son una clase de algoritmos que implementan los mecanismos básicos del intercambio cultural y genético entre una población de individuos. La evaluación de cada individuo y la solución que éste representa se mide en relación a la calidad de la misma respecto al problema a resolver. En esta dirección es interesante mencionar el concepto de sociobiología según Wilson [30] el cual puede entenderse como un mecanismo evolutivo exitoso que podría ser usado como mecanismo alternativo en los modelos algorítmicos o metaheurísticas que imitan el proceso evolutivo. Por otro lado, la teoría de Hamilton [11] sobre la evolución 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 nuevas técnicas útiles para mejorar el desempeño de los enfoques metaheurísticos, se plantea como una alternativa, el desarrollo AEs más eficientes a través de la incorporación de elementos vinculados a la evolución social. En esta dirección se han propuesto distintos enfoques que *Stud* y Inmigrantes Aleatorios [32,33], AE basado en la teoría del gen egoísta [34], AEs y mecanismo de Haplodiploidía [35], AEs con incorporación de conocimiento específico del problema [31,36], que han sido exitosamente aplicados a distintos problemas de *Scheduling* para distintos objetivos en Problemas de Máquina Única y *Flow Shop*.

En trabajos futuros se aplicarán nuevos enfoques para resolución de problemas de *Scheduling*, principalmente basados en la aplicación de las teorías no ortodoxas de la evolución tales como evolución cultural y evolución social.

#### **5. AGRADECIMIENTOS**

Agradecemos a la Universidad Nacional de la Patagonia Austral por su apoyo al grupo de investigación y la cooperación y las críticas constructivas proporcionadas por el mismo.

#### **6. REFERENCIAS**

- [1] Congress on Evolutionary Computation, volume 2, Portland, Oregon. USA, June 19-23, 2004 2004. IEEE.
- [2] Cook S. A. The complexity of theorem-proving procedures. In 3rd Annual ACM Symposium on Theory of Computing, Association for Computing Machinery, page 151.158,1971.

- [3] A. Acan and Y. Tekol. Knowledge Incorporation in Evolutionary Computation, chapter Performance-Based Computation of Chromosome Lifetimes in Genetic Algorithms. Springer-Verlag, 2005.
- [4] K. Bearpark and A.J. Keane. Knowledge Incorporation in Evolutionary Computation, chapter The Use of Collective Memory in Genetic Programming. Springer-Verlag, 2005.
- [5] R. Landa Becerra and C. Coello Coello. Knowledge Incorporation in Evolutionary Computation, chapter A Cultural Algorithm for Solving the Job Shop Scheduling Problem. Springer-Verlag, 2005.
- [6] P.A.N. Bosman and D. Thiernes. Knowledge Incorporation in Evolutionary Computation, chapter Learning Probabilistic Models for Enhanced Evolutionary Computation. Springer-Verlag, 2005.
- [7] Mattfeld D. Branke J. Anticipation in dynamic optimization: The scheduling case. In Parallel Problem Solving from Nature, VI, pages 253–262, 2000.
- [8] P. Chang, J. Hsieh, and Y. Wang. Knowledge Incorporation in Evolutionary Computation, chapter F. Divina and E. Marchiori. Springer-Verlag, 2005.
- [9] Smith W. E. Various optimizers for single stage production. Naval Research Logistics Quarterly, (3):59–66, 1956.
- [10] D. S. Johnson Garey M. R. Computers and Intractability. A Guide to the Theory of NP-Completeness. Freeman & Co., San Francisco, CA, 1979.
- [11] W. D. Hamilton. The genetical evolution of social behaviour. Journal of Theoretical Biology, (7):1–52, 1964.
- [12] N.B. Ho and J.C. Tay. Genace: An efficient cultural algorithm for solving the flexible job-shop scheduling. In CEC 2004 [1], pages 1759–1766.
- [13] Y. Jin, M. Hüsken, M. Olhofer, and B. Sendhoff. Knowledge Incorporation in Evolutionary Computation, chapter Neural Networks for *Fitness* Approximation in Evolutionary Optimization. Springer-Verlag, 2005.
- [14] Yaochu Jin, editor. Knowledge Incorporation in Evolutionary Computation, volume 167 of Studies in Fuzziness and Soft Computing. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2005.
- [15] Leung Joseph. Handbook of Scheduling: Algorithms, Models and Performance Analysis. CCR Computer and Information Sciences Series. Chapman & Hall, 2004.
- [16] H. Kim and S. Cho. Knowledge Incorporation in Evolutionary Computation, chapter Fashion Design Using Interactive Genetic Algorithm with Knowledge-based Encoding. Springer-Verlag, 2005.
- [17] K.W.C. Ku and M.W. Mak. Knowledge Incorporation in Evolutionary Computation, chapter Knowledge Incorporation Through Lifetime Learning. Springer-Verlag, 2005.
- [18] Brucker P. Lenstra J. K., Rinnooy Kan A. H. Complexity of machine scheduling problems. Annals of Discrete Mathematics, (1):342–362, 1977.
- [19] Johnson S. M. Optimal two and three stage production. Naval Research Logistics Quarterly, (1):61–67, 1954.
- [20] Pinedo M. Scheduling: Theory, Algorithms and Systems. Prentice Hall, 1995.
- [21] T. Murata, S. Kaige, and H. Ishibuchi. Knowledge Incorporation in Evolutionary Computation, chapter Local Search Direction for Multi-Objective Optimization Using Memetic EMO Algorithms. Springer-Verlag, 2005.
- [22] Y.S. Ong, P.B. Nair, A.J. Keane, and K.W. Wong. Knowledge Incorporation in Evolutionary Computation, chapter Surrogate-Assisted Evolutionary Optimization Frameworks for High-Fidelity Engineering Design Problems. Springer-Verlag, 2005.
- [23] I.C. Parmee and J.A. Abraham. Knowledge Incorporation in Evolutionary Computation, chapter Interactive Evolutionary Design. Springer-Verlag, 2005.

- [24] Jackson J. R. Scheduling a production line to minimize maximum tardiness. Technical Report 43, Management Science Research Project. University of California, Los Angeles, 1955.
- [25] Jackson J. R. An extension of Johnson's results on job lot scheduling. *Naval Research Logistics Quarterly*, (3):201–203, 1956.
- [26] K. Rasheed, X. Ni, and S. Vattam. Knowledge Incorporation in Evolutionary Computation, chapter Methods for Using Surrogate Models to Speed Up Genetic Algorithm Optimization: Informed Operators and Genetic Engineering. Springer-Verlag, 2005.
- [27] R. G. Reynolds. New Ideas in Optimization, chapter Cultural Algorithms: Theory and Applications, D. Corne, M. Dorigo, and F. Glover (Eds.), pages pp. 367–377. McGraw-Hill, London, 1999.
- [28] Bäck T. Evolutionary Algorithms in theory and practice. New York: Oxford University Press, 1996.
- [29] J. Wang and J.P. Terpenney. Knowledge Incorporation in Evolutionary Computation, chapter Interactive Preference Incorporation in Evolutionary Engineering Design Springer-Verlag, 2005.
- [30] E. O. Wilson. Sociobiology: a new synthesis. Harvard University Press, 1975.
- [31] Pandolfi D., Vilanova G., De San Pedro M.E, Villagra A.; Gallard R.; *Evolutionary algorithms to minimize earliness-tardiness penalties from a common due date*; Proceedings of the World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics, Vol. III Emergent Computing and Virtual Engineering, pp. 405-408, Orlando, Florida July 2001
- [32] Pandolfi D., Vilanova G., De San Pedro M., Villagra A. *Multirecombining studs and immigrants in evolutionary algorithm to face earliness-tardiness scheduling problems*. Proceedings of the International Conference in Soft Computing. University of Paisley,
- [33] E. de San Pedro, D. Pandolfi, A. Villagra, M. Lasso “Adaptación Dinámica de Parámetros en MCMP-SRI para el Problema de Máquina Única de Weighted Tardiness”, CACIC – San Luis, Octubre 2007
- [34] Villagra A., de San Pedro M., Lasso M., Pandolfi D. - Optimización guiada por Algoritmos Evolutivos Multirecombinados inspirados en la Teoría del Gen Egoísta para resolver Problemas de Weighted Tardiness. XI RPIC - XI Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control, Rio Cuarto, Córdoba, 21 al 23 de septiembre de 2005,
- [35] Villagra A., de San Pedro M., Lasso M., Pandolfi D. – Algoritmo Evolutivo basado en el mecanismo de haplodiploidia para resolver el problema de planificación de weighted tardiness. XI Congreso Argentino de Ciencias de la Computación CACIC 2005 – Universidad Nacional de Entre Ríos, Concordia, Octubre 2005,
- [36] Pandolfi D., Lasso M., DE San Pedro E., Villagra A., Gallard R.; “Knowledge Insertion: an Efficient Approach to Reduce Search Effort in Evolutionary Scheduling”; *Journal of Computer Science & Technology*; Vol 4 Number 2 pp 109-114; ISSN: 1666-6038; Agosto 2004.