

## ALGORITMOS EVOLUTIVOS DISTRIBUIDOS PARA MANTENER DIVERSIDAD POBLACIONAL

Carolina Salto, Gabriela Minetti, Hugo Alfonso  
Laboratorio de Investigación en Sistemas Inteligentes (LISI)  
Facultad de Ingeniería - Universidad Nacional de La Pampa  
Calle 110 Esq. 9 (6360) General Pico – La Pampa – Rep. Argentina  
Te. / Fax: (02302) 422780/422372, Int. 6302  
e-mail: {saltoc, minettig, alfonsoh}@ing.unlpam.edu.ar

### Resumen

Cuando el Algoritmo Evolutivo no logra equilibrar la exploración y la explotación del espacio de búsqueda es muy probable que se pierda diversidad poblacional. Tal inconveniente puede solucionarse con modelos de algoritmos evolutivos distribuidos, los cuales mantienen varias subpoblaciones (islas) en paralelo procesándolas con algoritmos evolutivos independientes entre sí. Las islas, por medio de mecanismos de migración, intercambian material genético. Las configuraciones de los algoritmos evolutivos que se aplican a las subpoblaciones pueden ser distintas, obteniéndose de esta manera algoritmos evolutivos distribuidos heterogéneos. Estos últimos representan un camino promisorio para un mejor balance entre exploración y explotación; evitando la pérdida de diversidad genética y alcanzando buenas soluciones finales aproximadas.

Esta línea de investigación estudia los efectos producidos por el uso de diversas configuraciones en cada una de las islas, para que en ellas se logre un comportamiento evolutivo diferente, para mantener la diversidad poblacional y fundamentalmente conseguir soluciones de calidad.

**Palabras Claves:** Algoritmos Evolutivos Paralelos, Modelo Isla, Heterogeneidad, Homogeneidad, Optimización, Diversidad Poblacional.

### Introducción

Los Algoritmos Evolutivos (AEs) son capaces de resolver complicadas tareas de optimización, en las cuales una función objetivo  $f: I \rightarrow \mathfrak{R}$  deberá optimizarse.

El balance entre exploración y explotación, o entre la creación de diversidad y su reducción producida al enfocarse sobre los individuos de más alto fitness, es crítico si se desea alcanzar un comportamiento razonable de los AEs. Cuando el balance no se logra se produce falta de diversidad sobre la población [11, 13, 19].

Se han propuesto métodos para preservar la diversidad basados en la división de la población [4, 5, 14, 15, 17, 16, 20], tales como los Algoritmos Evolutivos Paralelos (AEPs).

Los AEPs se han vuelto un área de investigación importante ya que proveen una forma más eficiente y rápida de resolver problemas conocidos y nuevos. Existen importantes investigaciones sobre este campo. Diferentes recopilaciones, tales como [1, 8, 12], recolectan, organizan y presentan las publicaciones más representativas en esta área.

Un AE paralelo es obtenido por la inclusión del paralelismo en la operación de los AEs. Entonces, los AEPs permiten: el uso de poblaciones más grandes, resolver problemas más complejos con mayores dimensiones y reducir el tiempo para obtener una solución.

Hay tres tipos principales de AEPs [6]: de una única población global [9], de grano fino [14, 18, 16] y de grano grueso [3, 7, 20]. Nuestro trabajo se centra en esta última clase de algoritmos, también conocido con el nombre de modelo isla o de población distribuida.

El modelo de población distribuida consiste de un número de sub-poblaciones (islas); las cuales evolucionan en forma independiente e intercambian individuos en función de alguna frecuencia de migración respetando una determinada topología de comunicación. Este intercambio de individuos se denomina migración y se controla por medio de varios parámetros.

El modelo isla es un modelo paralelo muy popular, principalmente por su fácil implementación sobre una red con estaciones de trabajo estándares (cluster); este modelo modifica el AE tradicional e introduce nuevos parámetros, tales como la política de migración y la topología de la red.

Teniendo en cuenta la similitud de los procesos evolutivos en las distintas islas, se pueden distinguir dos tipos diferentes de AEPs:

- *AEPs Homogéneas*: en cada isla se usa la misma configuración de parámetros, función objetivo, operadores genéticos y representación.
- *AEPs Heterogéneas*: en cada isla se pueden utilizar diversas configuraciones para que en ellas se logre un comportamiento distinto de la evolución. Las diferencias en la evolución resultan de la variación de las siguientes características: funciones objetivo, operadores de crossover y de mutación, métodos de reemplazo, mecanismos de selección, representaciones, parámetros generales del algoritmo y los particulares de los operadores genéticos utilizados.

La mayor parte de las investigaciones realizadas sobre AEPs trata con el primer tipo. Sin embargo, la investigación sobre AEPs heterogéneas están en progreso y resultados de estos pueden encontrarse en [12, 2, 10].

Los AEPs heterogéneos, con los cuales se decidió trabajar, presentan diferencias en el comportamiento de la evolución al variar algunos de los operadores genéticos (métodos de selección y operadores de crossover).

El intercambio de la información entre las poblaciones permite la cooperación y explotación de áreas prometedoras del espacio de búsqueda, ya que se trueca material genético con distintos niveles de calidad. Esta cooperación produce un mayor beneficio en los AEPs heterogéneos, ya que las islas con mayor presión selectiva propagan los mejores individuos a las restantes. Además las primeras se ven favorecidas con la reintroducción de material genético perdido durante la evolución, dada la influencia que ejerce la alta presión selectiva.

El objetivo es analizar el comportamiento producido por los AEPs con sub-algoritmos homogéneos (todos los sub-algoritmos cooperantes son los mismos) y heterogéneos (se usan diferentes sub-algoritmos).

## **Resultados Esperados**

Con esta línea de investigación se pretende encontrar AEPs heterogéneos que brinden una situación de mayor equilibrio entre diversidad poblacional y la obtención de buenas soluciones finales. Es de esperar que estos algoritmos logren combinar las características beneficiosas presentes en cada configuración; de modo de obtener una cooperación entre las islas al propagar las buenas soluciones y recuperar el material genético perdido.

## **Bibliografía**

- [1] Adamidis P., "Review of Parallel Genetic Algorithm Bibliography". Technical Report Version 1. Aristotle University of Thessaloniki. 1994.
- [2] Adamidis P., Petridis, V. "Co-operating Populations with Different Evolution Behavior". Proceedings of the Second IEEE Conference on Evolutionary Computation. pp. 188-191. 1996.
- [3] Belding T.C., "The Distributed Genetic Algorithms Revisited". Proceedings of the Sixth International Conference on Genetic Algorithms. pp. 114-121. 1195

- [4] Collins, R. J., *Studies in Artificial Evolution*. Doctoral dissertation, University of California. 1992.
- [5] Davidor, Y. "A Naturally Occurring Niche & Species Phenomenon: the Model and First Results". Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms. pp. 257-263. 1991.
- [6] Eklund S. E., "A Massively Parallel GP Engine in VLSI". Proceedings of 2002 Congress on Evolutionary Computation. pp. 629-633. 2002
- [7] Goldberg D. E. et. all, "Critical Deme for Serial and Parallel Genetic Algorithms". IlliGAL report No. 95002. 1995.
- [8] Gordon V.S., Whitley D., "Serial and Parallel Genetic Algorithms as Function Optimizers". Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms. pp.93. 1993.
- [9] Grefenstette, J. J., "Parallel Adaptive Algorithms for Function Optimization". Technical Report No. CS-81-19, Vanderbilt University, Computer Science Department Nash Village, TN. 1981.
- [10] Herrera, F., Lozano, M. "Gradual Distributed Real-Coded Genetic Algorithms". Technical Report No. DECSAI-97-01-03. 1997.
- [11] Li, T-H., Lucasius, C.B., Kateman, G., "Optimization of Calibration Data with the Dynamic Genetic Algorithm". *Analytica Chimica Acta*. 2768. pp. 123-134. 1992.
- [12] Lin S., Punch W., Goodman E., "Coarse Grain Parallel Genetic Algorithms: Categorization and new Approach". Proceedings of the Sixth IEEE Symposium on Parallel and Distributed Processing. 1994.
- [13] Mahfoud, S.W., "Niching Methods for Genetic Algorithms". IlliGAL report 65001. 1995.
- [14] Manderick B., Spiessens P. "Fine-Grained Parallel Genetic Algorithms". Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms. pp. 428-433. 1989.
- [15] Mühlenbein H., "Parallel Genetic Algorithms, Population Genetics and Combinatorial Optimizations". Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms. pp. 416-421. 1989.
- [16] Mühlenbein H., Schomisch M., Born J. "The Parallel Genetic Algorithm as Function Optimizer". *Parallel computing*. Vol 17. pp. 619-633. 1991.
- [17] Mühlenbein H., "Evolution in Time and Space- The Parallel Genetic Algorithm". *Foundations of Genetic Algorithms 1*. pp. 319-337. 1991.
- [18] Spiessens P., Manderick B., "A Massively Parallel Genetic Algorithm". Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms. pp. 279-286.1991
- [19] Potts, J.C., Giddens T.D., Yadav, S.V., "The Development and Evaluation of an Improved Genetic Algorithm based on Migration and Artificial Selection". *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics* 24. pp. 73-86. 1994.
- [20] Tanese R., "Distributed Genetic Algorithms". Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms. pp. 434-439.1989.
- [21] Whitley, D., "The GENITOR Algorithm and Selection Pressure: Why Rank-based Allocation of Reproductive Trials is Best". Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms. pp. 116-123. 1989.