

# Reseña

**“Evolutionary Multi-Objective Optimization: A historical View of the Field”**, de Carlos A. Coello Coello, artículo publicado en IEEE Computational Intelligence Magazine en Febrero de 2006

## Optimizaciones conflictivas

Daniela López De Luise \*

La optimización de soluciones con algoritmos genéticos tuvo una evolución conceptual al extender su uso para problemas de optimización con múltiples objetivos (Multi Objective Problems). En este tipo de problemas complejos (analíticamente hablando) la optimización implica llegar a un conjunto de soluciones que balancean aceptablemente el equilibrio entre varias funciones objetivo, aún cuando exista conflicto entre ellas. Entre las áreas de aplicación se pueden mencionar: ingeniería eléctrica, ingeniería hidráulica, robótica y control, medicina, química, etc.

Los algoritmos genéticos comienzan a adoptarse para los problemas MOP en los 80, por dos razones fundamentales:

- realizan simultáneamente el análisis de un conjunto de soluciones posibles. En otras algorítmicas se suele seguir el hilo de una única solución y exigen la repetición de todo el proceso de optimización varias veces.
- son menos susceptibles a la forma o continuidad del espacio solución. Esto es ideal para hiperplanos complejos como los que se plantean en problemas reales.

Si bien la evolución algorítmica al principio puede parecer un poco rústica desde el punto de vista analítico, ya con la inclusión del concepto de *optimización Pareto* en los finales de los 80, comienza a vislumbrarse una real consideración de que el problema debe analizar la optimización desde un enfoque analíticamente más complejo.

Se esbozaron algunas soluciones sencillas entre fines de los 80 y principios de los 90, siempre siguiendo el concepto de Pareto.

Otros avances logrados a partir de aquí son:

- incorporación de preferencias del usuario en el algoritmo como forma de acotar la búsqueda del óptimo.

---

\* Docente de la Facultad de Ingeniería - UP y Directora del ITLab.

- definición de medidas de performance aplicables a soluciones con y sin Pareto detrás.

Un nuevo salto surge con el concepto de elitismo, mecanismo introducido para garantizar mejores soluciones al preservar un mínimo de diversidad poblacional. La implementación del concepto elitista se puede realizar con algunas alternativas, como por ejemplo, trabajar con una población externa adicional que contenga los individuos de élite que merezcan ser preservados.

Más tarde, ya hacia principios del siglo XXI, se incorporarán técnicas más tradicionales como clustering, crowding, entropy, etc., para mejorar el grado de optimidad y eficiencia computacional.

Como sucede en otras áreas, el principal problema que aún subyace es la definición de métricas plausibles para evaluar la calidad del proceso y resultados.

En el artículo “Evolutionary Multi-Objective Optimization: A historical View of the Field”, de Carlos A. Coello Coello, publicado en IEEE Computational Intelligence Magazine en Febrero de 2006, se provee una visión histórica bastante compacta y bien organizada, aunque sólo para iniciados en la materia. Hubiera sido interesante la inclusión de los aportes de Aall Barricelli a mediados de los 90, que con su obra “Artificial Life” inició una era de simulación de vida artificial y estudió sistemas autoadaptativos complejos.

El trabajo dedica una sección completa a un tema importante y actual como es la presentación de los antecedentes históricos y estado de la materia en cuanto a métricas de calidad, a las que denomina “medidas de performance” (performance metrics). Inteligentemente, no las presenta como algo impuesto sino como una derivación natural del proceso post obtención del resultado, para evaluar el grado de consistencia del mismo.

Según este interesante trabajo, las oportunidades para MOP se abren hacia aplicaciones concretas del mundo real tales como autómatas celulares, reconocimiento de patrones, data mining, bioinformática y sistemas financieros. El autor vislumbra para estas algorítmicas interesantes perspectivas en cuanto a su diseño (por ejemplo parámetros autoadaptables, optimización del número de evaluaciones de la funciones de fitness, etc.) y a su aplicación (desarrollo e implementaciones independientes de la plataforma, independencia del lenguaje de programación, etc.)

Faltaría a este enfoque algún comentario sobre ciertas áreas de aplicación actuales que hubieran merecido ser referenciadas, tales como la teoría de juegos, aprendizaje automático y ciencias de la atmósfera.

En conclusión, debo decir que la impresión global acerca del artículo es positivo, aunque a la vez sea la presentación de un libro de su autoría sobre el tema. Es recomendable su lectura como punto de partida para iniciados en TI que no sean especialistas y provee una buena perspectiva de lo existente y esperable en esta área.

## Referencias:

[1] G.L.Pappa, A.A.Freitas,C.A.A. Kaestner, “A multi-objective genetic algorithm for attribute selection”, Proceedings of 4th International Conference on Recent Advances in Soft Computing (RASC), University of Nottingham, UK, pp. 116-121, 2002.

[2] N.Srinivas and K.Deb, “Multiojective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms”, *Evol. Comp.*, vol. 2, pp. 221-248, 1994.

[3] C.A.Coello Coello, G.B.Lamont, “Applications of Multi-Objective Evolutionary Algorithms”, World Scientific, 2004. ISBN 981-256-106-4.

[4] N.A.Barriceli, “Esempi Numerici di procesi di evoluzione”, *Methodos*, pp.45-68, 1954.

[5] N.A.Barricelli, “Symbiogenetic evolution proceses realized by artificial methods”, *Métodos*, vol.9, no.35-36,pp.143-182,1957.

