

OPTIMIZACION EVOLUTIVA EN AMBIENTES DINAMICOS

Aragón V., Esquivel S.

LIDIC¹

Facultad de Ciencias Físico, Matemática y Naturales

Universidad Nacional de San Luis

{aragonv,esquivel}@unsl.edu.ar

Resumen

Los problemas del mundo real están, por lo general, asociados con grandes espacios de búsqueda, no lineales, funciones de evaluación multimodales y, en muchos casos, no existen métodos matemáticos para encontrar sus soluciones y, aun cuando existan, a menudo son computacionalmente intensivos para resultar prácticos. Su complejidad computacional aumenta tan rápidamente que cuando se trata de aplicarlos a problemas que no sean sencillos resultan prácticamente inútiles. Con la finalidad de transformarlos en útiles, por lo general, se aceptan simplificaciones para poder aplicar la evaluación de funciones lineales, con restricciones lineales, valores enteros u otros dispositivos matemáticos comunes, sacrificando la respuesta correcta para obtener una respuesta posible.

Actualmente la situación es peor porque en el proceso de resolución de problemas del mundo real no es suficiente con solucionar el problema. El problema debe ser solucionado, una y otra vez, en función de que el mundo está en permanente cambio.

Los métodos clásicos que generan soluciones para problemas combinatorios son matemáticos. Ellos computan solamente una solución y cuando las condiciones del problema cambian, la nueva mejor solución debe determinarse a partir de cero, es decir, el trabajo realizado hasta el momento, para resolver el problema, se pierde.

Por el contrario, los métodos que buscan soluciones, en vez de computarlas, parecen más convenientes para adaptarse a circunstancias cambiantes.

En este trabajo se presenta una línea de investigación en esta última dirección utilizando un enfoque evolutivo.

1. INTRODUCCION

Como se expresó anteriormente, la investigación presente parte del supuesto de que los métodos que buscan soluciones, más que calcularlas, a menudo parecen más aptos para trabajar en circunstancias cambiantes.

Cuando las condiciones de un problema cambian, en general, puede pensarse que es por dos razones: 1) cambia el landscape, o 2) cambian las restricciones de la región factible de las soluciones posibles. También puede suponerse que ambos cambios sean simultáneos [1].

Un cambio en el landscape se presenta cuando la función de evaluación se modifica, esto es totalmente posible si se considera que la definición de dicha función es algo subjetivo que expresa lo que se desea lograr (y, por ende, lo que debe ser evitado). Las restricciones de la región factible pueden considerarse relacionadas con los recursos del problema y esta relación cambia acorde con la disponibilidad de los mismos, y también cuando cambian los propósitos o condiciones del problema, cambian el landscape y las restricciones.

Por otro lado no todos los cambios son pequeños o suaves y cuando cambios muy grandes se producen la similitud entre soluciones previamente encontradas y las nuevas pueden ser de poco o ningún valor. Independientemente de esta situación la computación evolutiva provee varias ventajas sobre otras heurísticas cuando trata de solucionar problemas no estacionarios.

¹ Laboratorio de Investigación y Desarrollo en Inteligencia Computacional, Director Dr. Raúl Gallard

La ventaja principal es que los algoritmos evolutivos mantienen una población de soluciones y, en consecuencia, permiten moverse de una solución a otra dentro de la población para determinar si alguna de ellas aun sigue siendo interesante y, ante el cambio, continuar la búsqueda desde soluciones ya encontradas y no desde cero.

Adicionalmente, a su habilidad para readaptarse a los ambientes dinámicos, los algoritmos evolutivos ofrecen el potencial para incorporar posibles cambios en las condiciones directamente en la función de evaluación de las soluciones. Si se puede limitar el posible efecto de los cambios y asignarle probabilidades razonables entonces se podrá optimizar soluciones respecto de diferentes criterios: 1) una esperanza pesada de efectos basada en sus probabilidades, 2) el efecto de máxima probabilidad, 3) el efecto del peor caso, y así siguiendo.

Por ejemplo, si se está diseñando una red de comunicaciones con muchos nodos conectados, se podrá evaluar cualquier solución candidata no sólo en términos de su funcionalidad, cuando la red funciona perfectamente, sino también cuando las conexiones fallan. La performance de una solución, bajo estas posibles fallas en el sistema, puede ser incorporada dentro del mérito general de las soluciones. Al final, la solución evolucionada habrá sido evaluada sobre muchas fallas posibles diferentes y se podrá confiar en que será capaz de responder apropiadamente [2].

2. PROPUESTA DE INVESTIGACION

El grupo ha comenzado a trabajar en estos tópicos a partir del año 2001, atacando inicialmente el primero de los problemas, es decir, los cambios que se producen a nivel de landscapes.

Para ello ha contado con un generador de problemas de test para ambientes no estacionarios facilitado por el Dr. De Jong, de la George Mason University [3], que propone un generador de funciones de prueba para algoritmos evolutivos que trabajen sobre cambios en la función de evaluación. Dicho generador permite introducir cambios en las alturas, en la forma y en la ubicación de los picos de la función de fitness y, además, controlar cómo se producen los cambios.

El generador trabaja con una morfología básica de landscape que denomina “campo de conos”, descripta, para el caso de dos dimensiones (pero puede escalar a un número mayor de ellas) por:

$$f(x,y) = \max_{i=1..N} [H_i - R_i * \text{RaizCuadrada}(x-x_i)^2 + (y - y_i)^2)], (x,y) \in [-1, 1]$$

Cada vez que el generador se invoca una morfología de este tipo se crea, generada aleatoriamente, en la cual valores random para cada cono se asignan tomando como base rangos definidos por el usuario:

$$H_i \in [H_{\text{base}}, H_{\text{base}} + H_{\text{rango}}]$$

$$R_i \in [R_{\text{base}}, R_{\text{base}} + R_{\text{rango}}]$$

El uso de esta función presenta varias ventajas como base para ambientes no estacionarios:

- habilidad para representar un rango amplio de landscapes complejos,
- la superficie contiene regiones no diferenciables,
- las características del landscape son identificadas paramétricamente,
- los valores de fitness pueden restringirse fácilmente a valores positivos o cualquier otro valor mínimo que se desee,
- la función es extendible a espacios de mayores dimensiones,

- la función ofrece tres características que pueden cambiarse: altura, ubicación y pendiente.

Los resultados obtenidos hasta el momento son muy promisorios. Algunos de los resultados obtenidos para dos y cinco dimensiones se muestran a continuación.

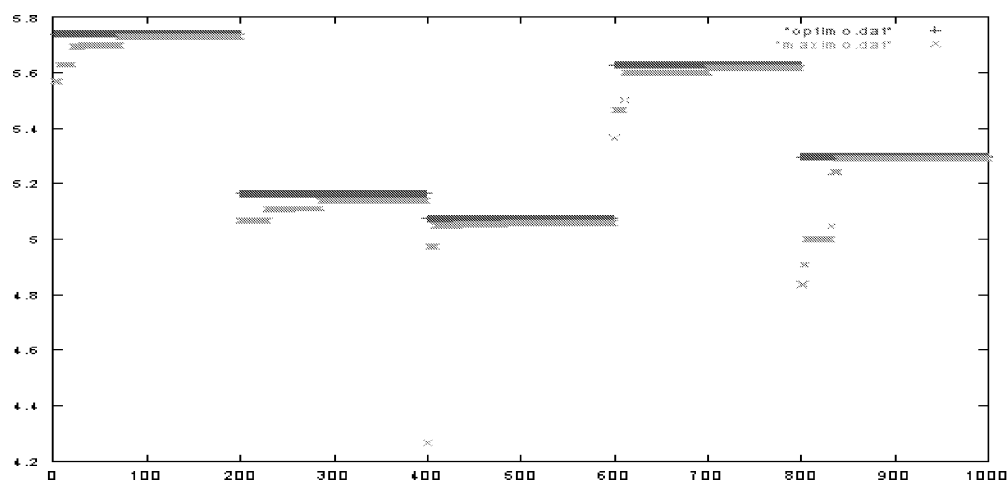
Tanto en el caso de dos como de cinco dimensiones los cambios realizados fueron en la altura y coordenadas (ubicación de los picos) en forma conjunta.

Dos dimensiones: los cambios se produjeron cada 200 generaciones. Todas las corridas evolucionaron 1000 generaciones. Las probabilidades utilizadas y los respectivos valores encontrados junto con las gráficas correspondientes fueron:

- Probabilidad de Crossover: 0.25
- Probabilidad de Mutación: 0.25
- Probabilidad de Transposición: 0.005
- Probabilidad de Transición: 0.01
- Probabilidad de Recrudescencia: 0.2
- Incremento de Probabilidad de Mutación: 0.4
- Incremento de Probabilidad de Crossover: 0.5
- Incremento de Probabilidad de Transposición: 0.009

Valor Optimo	Valor Máximo Obtenido	Error	Generación del Cambio	Generación del Valor Máximo
5.740429	5.731305	0.158951	0	71
5.165117	5.138240	0.520348	200	286
5.075247	5.060013	0.300174	400	484
5.628804	5.617080	0.208296	600	700
5.298064	5.292124	0.112109	800	840

Error Promedio de la Corrida : 0.259976



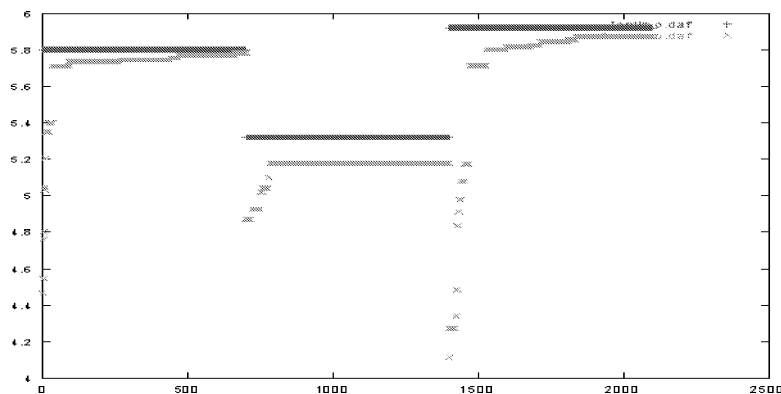
Cinco Dimensiones: Los cambios se produjeron cada 700 generaciones. La corrida evolucionó 2100 generaciones. Las probabilidades utilizadas y los respectivos valores encontrados junto con la gráfica correspondiente se detallan a continuación:

- Probabilidad de Crossover: 0.25

- Probabilidad de Mutación: 0.2
- Probabilidad de Transposición: 0.01
- Probabilidad de Transición: 0.01
- Probabilidad de Recrudescencia: 0.3
- Incremento de Probabilidad de Mutación: 0.6
- Incremento de Probabilidad de Crossover: 0.6
- Incremento de Probabilidad de Transposición: 0.05

Valor Optimo	Valor Máximo Obtenido	Error	Generación del Cambio	Generación del Valor Máximo
5.801404	5.785739	0.270012	0	661
5.321322	5.178497	2.684021	700	782
5.921322	5.876108	0.763579	1400	1847

Error Promedio de la Corrida: 1.239204



- Máximo Valor Encontrado
- Valor Optimo

Ante estos resultados alentadores, se propone continuar trabajando en esta dirección, perfeccionando el modelo de algoritmo evolutivo propuesto, escalando a un número mayor de dimensiones y trabajando en los otros tipos de cambios (restricciones y ambos simultáneamente).

3. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Michalewicz Z. and Fogel D.B. - "How to Solve It: Modern Heuristics", Springer, 2000.
- [2] Sebald, A.V and Fogel, D.B. - "Design of Fault Tolerant Neural Networks for Pattern Classification", Proceedings of the 2nd Annual Conference on Evolutionary Programming, Evolutionary Programming Society, La Jolla, CA, pp. 90 – 99, (1994).
- [3] Morrison R.W. and De Jong K.A. - "A Test Problem Generator for Non Stationary Environments", Congress on Evolutionary Computation, CEC99, Washington D.C. USA, July 1999, Vol. I, section Dynamic Fitness, pp. 2047 – 2053, IEEE Publisher Co. (1999).