Rev. int. métodos numér. cálc. diseño ing. 2014;**30(4)**:264–270

Revista Internacional de Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ingeniería

www.elsevier.es/rimni

Propuesta y validación de un algoritmo *Simulated annealing* modificado para la solución de problemas de optimización

C. Millán Páramo [a,*], O. Begambre Carrillo [b] y E. Millán Romero [c]

[a] *Ing. Civil, MSc, Profesor Escuela de Ingeniería Civil, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia*
[b] *Ing. Civil, MSc, Ph.D., Profesor Escuela de Ingeniería Civil, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia*
[c] *Ing. Agrícola, MSc, Profesor Facultad de Ingeniería, Universidad de Sucre, Sincelejo, Colombia*

INFORMACIÓN DEL ARTÍCULO

Historia del artículo:
Recibido el 22 de mayo de 2013
Aceptado el 1 de octubre de 2013
On-line el 24 de abril de 2014

Palabras clave:
Algoritmo *Simulated annealing*
Optimización
Métodos heurísticos

RESUMEN

Durante las últimas décadas, los métodos de optimización heurísticos basados en imitar procesos naturales, biológicos, sociales o culturales a nivel computacional han despertado el interés de la comunidad científica debido a su capacidad para explorar eficientemente espacios de soluciones multimodales y multidimensionales. A pesar de todos los trabajos publicados en la literatura internacional, la mayoría de los algoritmos heurísticos todavía presentan baja precisión y exactitud. En este contexto, se propone y se valida un algoritmo *Simulated annealing* modificado (ASAM) para la solución de problemas de optimización. La evaluación del desempeño se realizó en funciones de pruebas *(benchmark functions)* con y sin restricciones reportadas en la literatura internacional y en problemas prácticos de diseño en ingeniería civil. En todos los casos analizados ASAM obtuvo iguales o mejores resultados que los reportados por otros autores, ilustrando la aplicabilidad del algoritmo propuesto.

© 2013 CIMNE (Universitat Politècnica de Catalunya). Publicado por Elsevier España, S.L.U. Todos los derechos reservados.

Proposal and validation of a modified Simulated annealing algorithm for solving optimization problems

Keywords:
Simulated annealing algorithm
Optimization
Heuristic methods

ABSTRACT

Over the last decades, heuristic optimization methods based on imitating natural, biological, social or cultural processes on a computational level have aroused the interest of the scientific community due to their ability to effectively explore multimodal and multidimensional solution spaces. Despite all the papers published in the international literature, most heuristic algorithms still have low precision and accuracy. In this context, a modified Simulated annealing algorithm (MSAA) is proposed and validated for solving optimization problems. Performance evaluation was performed on test functions (benchmark functions) with and without restrictions reported in the international literature and practical design problems in civil engineering. In all cases analyzed MSAA obtained equal or better results than those reported by other authors, illustrating the applicability of the proposed algorithm.

© 2013 CIMNE (Universitat Politècnica de Catalunya). Published by Elsevier España, S.L.U. All rights reserved.

1. Introducción

Simulated annealing (SA) pertenece a la clase de algoritmos de búsqueda local que permiten movimientos ascendentes para evitar quedar atrapado prematuramente en un óptimo local. Estos algoritmos juegan un rol especial dentro del campo de la optimización por 2 razones: en primer lugar, sus resultados han sido muy exitosos cuando se han aplicado a un amplio espectro de problemas prácticos; en segundo lugar, poseen una componente estadística que facilita su convergencia. El origen de esta técnica estocástica y la elección del criterio de aceptación de la nueva solución generada se basan en el proceso físico de enfriamiento del metal propuesto por Metropolis et al. [1] en los años cincuenta. Treinta años más tarde se creó el algoritmo actual [2]. El enfriamiento es un proceso termal a través del cual se alcanzan estados de energía mínima de un sólido en un baño de calor, y consiste en 2 pasos: primero se incrementa la temperatura en el baño de calor hasta un valor máximo al que se funde el sólido; luego se

* Autor para correspondencia.
Correo electrónico: elmillan5@hotmail.com (C. Millán Páramo).

0213-1315/$ – see front matter © 2013 CIMNE (Universitat Politècnica de Catalunya). Publicado por Elsevier España, S.L.U. Todos los derechos reservados.
http://dx.doi.org/10.1016/j.rimni.2013.10.003

disminuye la temperatura cuidadosamente hasta que las partículas del sólido se reorganizan para conformar un reticulado altamente estructurado y la energía del sistema es mínima [3].

Actualmente, los problemas complejos de optimización multidimensional, no lineal y altamente multimodales pueden encontrarse en ingeniería, en economía, en geofísica y en prácticamente todos los campos de la ciencia. Los objetivos de este trabajo son presentar un algoritmo *Simulated annealing* modificado (ASAM) para la resolución de problemas continuos con o sin restricciones que se encuentran en el área de la ingeniería civil, y realizar una evaluación del desempeño de dicho algoritmo para abordar este tipo de problemas.

En su primera parte, este trabajo presenta el ASAM, sus fundamentos y los parámetros que la controlan. Como segunda parte, se describen los problemas por analizar. Finalmente se muestran los resultados de la implementación del ASAM y se comparan con resultados de artículos de la literatura internacional.

2. Algoritmo *Simulated annealing* modificado

El funcionamiento del SA se puede describir de la siguiente manera: comienza con un cierto estado *S*. A través de un proceso único crea un estado vecino *S′* al estado inicial. Si la energía o la evaluación del estado *S′* son menores que el estado *S* cambia el estado *S* por *S′*. Si la evaluación de *S′* es mayor que la de *S* puede estar empeorando, por lo que elige *S′* en vez de S con una cierta probabilidad que depende de las diferencias en las evaluaciones y la temperatura del sistema *T*. La probabilidad de aceptar un estado peor se calcula por la siguiente ecuación:

$$P(\Delta f, T) = e^{(\Delta f/T)} \tag{1}$$

donde:

P: probabilidad de aceptar el nuevo estado.
Δf*:* diferencia de las evaluaciones de la función para cada estado.
T: temperatura del sistema.
e: número de Euler.

Inicialmente, con valores grandes para T, frecuentemente se aceptan soluciones con un mayor valor de función objetivo; a medida que el valor de T disminuye, tal tipo de soluciones raramente se aceptan, y cuando T se acerca a cero, solo se aceptan aquellas soluciones que mejoran la anterior. Varios estudios teóricos demuestran que si T decrece con la suficiente lentitud, el proceso converge a la solución óptima [4]. La función para reducción de temperatura más utilizada es: $T_{k+1} = T_k\ \alpha$, donde T_{k+1} es el nuevo valor ajustado de T, T_k corresponde al previo valor de T, y α es una constante que está comprendida en el intervalo [0,8-0,99]. Por tanto, podemos definir un algoritmo básico de SA para problemas de optimización, como se indica en la figura 1.

SA comienza con una solución inicial escogida aleatoriamente en el espacio de búsqueda y la compara con otra que también se selecciona estocásticamente en el espacio de búsqueda, lo que afecta al algoritmo cuando se tienen funciones altamente dimensionales y modales generando mayores tiempos de búsqueda y soluciones subóptimas. Además, la probabilidad de aceptación de una solución peor se encuentra en un intervalo de entre 0 y 1, lo cual causa que a temperaturas iniciales el algoritmo acepte un gran número de soluciones de peor calidad (aumentando el riesgo de quedar atrapado en un óptimo local). Por tales razones, el nuevo algoritmo propuesto en este estudio tiene 3 características fundamentales que lo diferencian del SA básico (fig. 1). Dichas características son las siguientes:

Sea *f(s)* el coste de la solución s y sea *G(s)* su entorno.
Seleccionar una solución inicial S*;*
Seleccionar una temperatura inicial $T_i > 0$;
Seleccionar una función de reducción de la temperatura α;
Seleccionar un número de iteraciones *N;*
Seleccionar un *criterio de parada;*
Repetir
  Repetir
    Seleccionar aleatoriamente una solución $S' \in G(s)$;
    Sea $\Delta f = f(S') - f(S)$;
    SI $\Delta f < 0$ Entonces $S_{OPTIMO} = S'$;
    Si no
      Generar aleatoriamente $t \in L(0,1)$;
      SI $t < e^{(\Delta f/T)}$ Entonces $S_{OPTIMO} = S'$;
    Fin Si no
  Hasta que iteraciones = *N*
  $T_{i+1} = T_i^* \alpha$;
Hasta que criterio de parada = Cumpla

La mejor solución encontrada será la solución dada por el algoritmo

Figura 1. Algoritmo básico SA.

2.1. Exploración preliminar

En esta etapa el algoritmo realiza una exploración en todo el espacio de búsqueda (fig. 2) que viene dado por la siguiente matriz:

$$X_{pxN} = I_{pxN} X_{\min} + rand_{pxN}(X_{\max} - X_{\min}) \tag{2}$$

donde:

P: número de puntos (estados) que se desean en el espacio de búsqueda.
N: número de dimensiones del problema.
I_{PxN}*:* matriz identidad de tamaño *PxN.*
X_{min}*:* límite inferior del problema.
X_{max}*:* límite superior del problema.
$rand_{PxN}$*:* matriz *PxN* de números aleatorios (aleatoriedad pura) entre 0 y 1.

Para comenzar el proceso de optimización con ASAM se evalúan todos los puntos generados con la ecuación (2) mediante la función objetivo del problema y se escoge el que tenga menor valor (en el caso de estar buscando el valor mínimo de la función) como punto inicial de la búsqueda.

2.2. Paso de búsqueda

A partir del punto inicial determinado en la etapa anterior, se genera un paso de búsqueda para determinar el estado vecino. Este paso depende de un radio de acción que se reduce gradualmente a medida que desciende la temperatura del sistema (ec. 3). Es decir, cuando el algoritmo está en determinada temperatura, con radio de

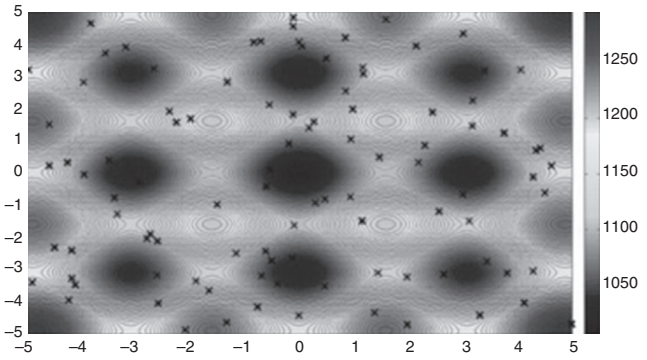

Figura 2. Exploración en el campo de búsqueda.

Download English Version:

https://daneshyari.com/en/article/1702520

Download Persian Version:

https://daneshyari.com/article/1702520

Daneshyari.com