

OPTIMIZACIÓN

Erik Cuevas, Valentín Osuna, Diego Oliva y Margarita Díaz

CAPÍTULO 5

ALGORITMO EVOLUCIÓN DIFERENCIAL (DE- DIFFERENTIAL EVOLUTION)

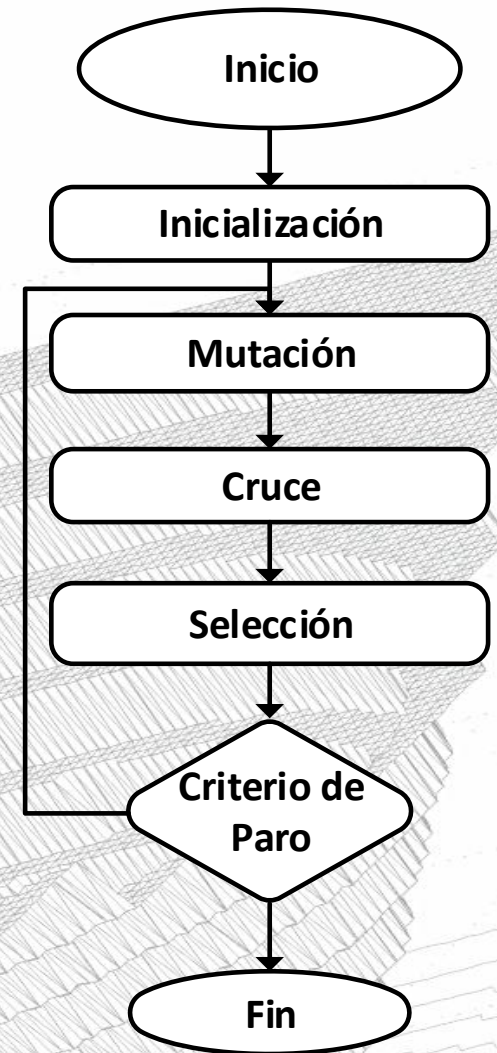
Introducción

- ❖ El algoritmo de optimización Evolución Diferencial (DE por sus siglas en inglés Differential Evolution), es un algoritmo poblacional de búsqueda directa y simple, el cual es capaz de optimizar hasta alcanzar el óptimo global en funciones multimodales, no diferenciables y no lineales.
- ❖ Fue propuesto por Kenneth Price y Rainer Storn en 1995.
- ❖ Se basa en perturbar a los miembros de la población generada con diferencias escaladas de distintos miembros de la misma población.
- ❖ Las etapas del algoritmo pueden describirse como: Inicialización de la Población, Mutación Diferencial, Cruce y Selección.

Algoritmo Evolución Diferencial por Etapas

❖ Las etapas para el desarrollo del algoritmo Evolución Diferencial pueden ser descritas como:

- ❖ Inicialización de una población de forma estocástica sobre los límites del problema a optimizar
- ❖ Mutación Diferencial sobre los elementos de la población si se cumple cierto criterio
- ❖ Cruce entre los individuos Mutantes y los individuos no mutantes para incrementar la diversidad de la población de acuerdo también con una criterio a evaluar
- ❖ Selección, comúnmente mediante un criterio Greedy.



Inicialización

Antes de que la población pueda ser inicializada, es necesario especificar los límites del problema a resolver, de otra forma, es requerido establecer el límite inferior y superior para cada parámetro. Éstos valores, pueden conformarse dentro de dos vectores d –*dimensionales* denominados \mathbf{b}_{inf} y \mathbf{b}_{sup} , donde los subíndices *inf* y *sup* indican los límites inferior y superior respectivamente.

Una vez que han sido especificados los límites del problema, se establece un generador de número aleatorios, el cual asignará un valor a cada parámetro de todos los vectores dentro del rango establecido por este rango, de forma uniformemente distribuida, de la siguiente forma:

$$x_{j,i,t} = b_{j,inf} + rand(0,1) \cdot (b_{j,sup} - b_{j,inf}) ;$$

$$j = 1, 2, \dots, d;$$

$$i = 1, 2, \dots, N_p;$$

$$t = 0$$

Mutación

- ❖ Este algoritmo emplea el operador de mutación para proveer información de intercambio de entre las distintas soluciones candidato encontradas, siempre que el proceso de inicialización se haya llevado a cabo, el algoritmo DE hará uso de este operador con la finalidad de recombinar la población previa para producir una nueva población de N_p -vectores de prueba, a este procedimiento se le conoce como Mutación Diferencial, por pertenecer al algoritmo DE y además porque es el elemento característico del mismo.
- ❖ El modelo matemático que define a la mutación diferencial, en su forma genérica se describe a continuación. En particular, la Mutación Diferencial añade la diferencia escalada y muestreada de forma aleatoria, entre dos vectores pertenecientes a la población, a un tercer vector de la misma. La ecuación, muestra en su forma más simple y común en cómo se realiza la recombinación de tres vectores seleccionados aleatoriamente para crear lo que será llamado un vector mutante $\mathbf{v}_{i,g}$

$$\mathbf{v}_{i,g} = \mathbf{v}_{j,i,g} \begin{cases} \mathbf{v}_{i,g} = \mathbf{x}_{r_0,g} + F \cdot (\mathbf{x}_{r_1,g} - \mathbf{x}_{r_2,g}) & \text{si } \text{rand}_j(0,1) \leq M \\ x_{i,j,g} & \text{de otra forma} \end{cases}$$

- ❖ El parámetro de mutación ($0.0 \leq M \leq 1.0$) controla la fracción de parámetros que el vector mutante contribuye con el vector de prueba final, dicho parámetro está definido por el usuario de acuerdo al problema a resolver y siempre debe ser igual a $1 - CR$.

Cruce

Con la finalidad de incrementar la diversidad del vector de parámetros y como complemento a la estrategia de mutación utilizada, es aplicada la operación de cruce (crossover) entre el vector mutante $\mathbf{v}_{i,g}$ y el individuo original $\mathbf{x}_{j,i,g}$. En algunas ocasiones, es llamada también recombinación discreta.

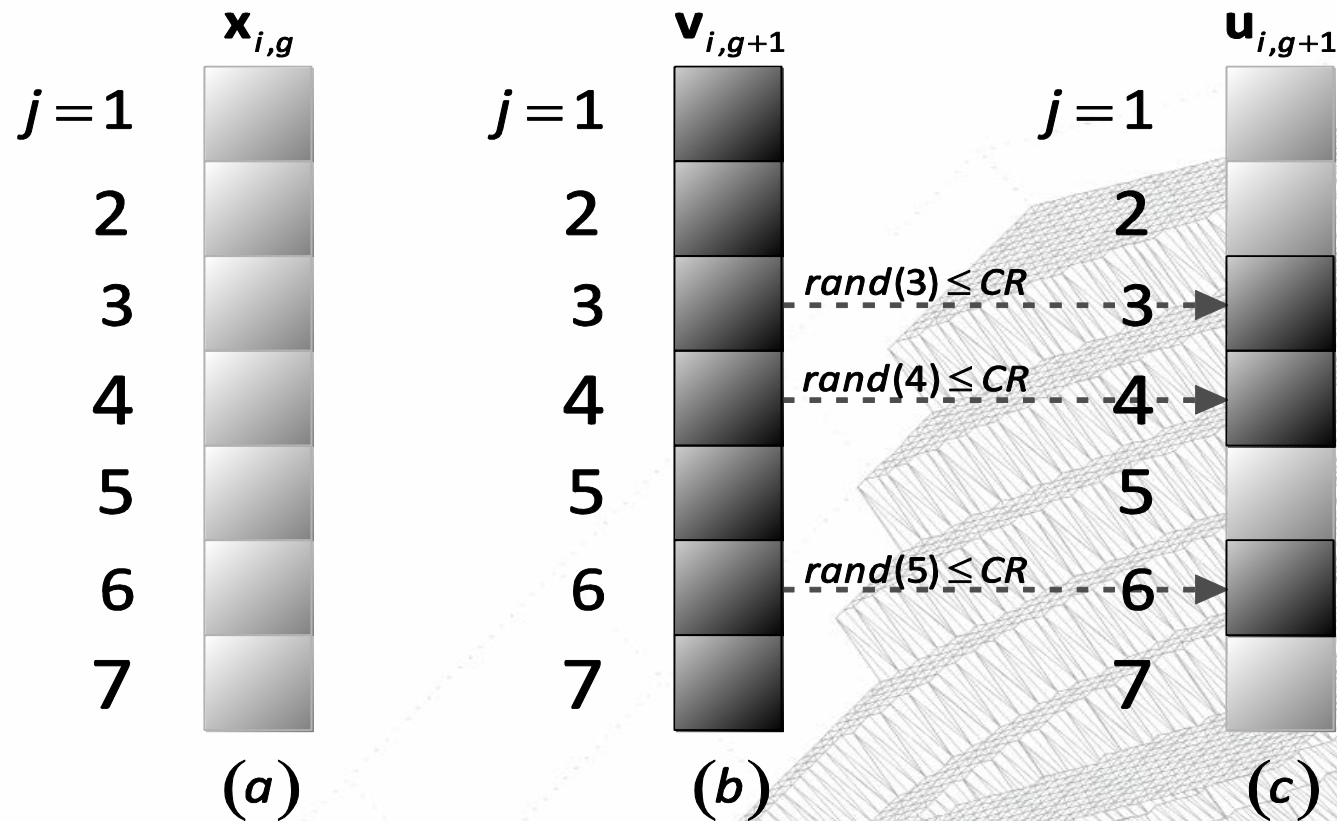
Como resultado es obtenido el vector de prueba $\mathbf{u}_{i,g}$ que es calculado considerando elemento a elemento de la siguiente forma:

$$\mathbf{u}_{i,g} = \mathbf{u}_{j,i,g} \begin{cases} \mathbf{v}_{j,i,g} & \text{si } rand_j(0,1) \leq CR \text{ o } j = j_{rand} \\ \mathbf{x}_{i,j,g} & \text{de otra forma} \end{cases}$$

con $j_{rand} \in \{1, 2, \dots, d\}$. El parámetro de cruce ($0.0 \leq CR \leq 1.0$) controla la fracción de parámetros que el vector mutante contribuye con el vector de prueba final, dicho parámetro está definido por el usuario de acuerdo al problema a resolver. Para determinar cuál de las fuentes contribuye a un parámetro dado, la operación de Cruce compara a CR con la salida del generador de número aleatorios $rand_j(0,1)$. Si, el número es menor o igual al valor de CR , el parámetro de prueba es heredado del vector mutante $\mathbf{v}_{i,g}$; si esto no se cumple, entonces el parámetro es copiado del vector original $\mathbf{x}_{i,g}$.

Ejemplo procedimiento de Cruce

- ❖ Ejemplo representativo de realizar la operación de Cruce con vectores de dimensión 7, en la figura (a) se muestra el vector original, en (b) el vector mutante y en (c) el vector de prueba resultante de la operación de Cruce.



Selección

Finalmente, es utilizado un método de selección Greedy para encontrar las mejores soluciones mediante determinar, si el nuevo elemento producido por las operaciones de Mutación y Cruce es mejor a su correspondiente anterior. Dicho criterio de selección es considerado elitista puesto que solo seleccionará la mejor solución encontrada.

Así, si el valor calculado de fitness del vector de prueba $\mathbf{u}_{i,g}$ es mejor al del vector $\mathbf{x}_{i,g}$, entonces tal vector de prueba $\mathbf{u}_{i,g}$ reemplazará a $\mathbf{x}_{i,g}$ en la siguiente generación. De otra forma, $\mathbf{x}_{i,g}$ permanecerá en la población por al menos una generación más, tal y como es presentado en la ecuación:

$$\mathbf{x}_{i,g+1} = \begin{cases} \mathbf{u}_{i,g}, & \text{si } f(\mathbf{u}_{i,g}) \leq f(\mathbf{x}_{i,g}), \\ \mathbf{x}_{i,g}, & \text{de otra forma} \end{cases}$$

Aquí, $f(\)$ representa la función objetivo. Este proceso es repetido hasta que se cumpla un criterio de paro o sean alcanzados un número predefinido de generaciones g_{\max} . De tal forma que serán producidos nuevos elementos de la población que atravesarán el proceso de Mutación, Cruce y Selección con la finalidad de encontrar la solución óptima del problema.

Algoritmo Evolución Diferencial

