Evolución Diferencial

Dra. Andrea Villagra – Mg. Daniel Pandolfi UNPA - UACO

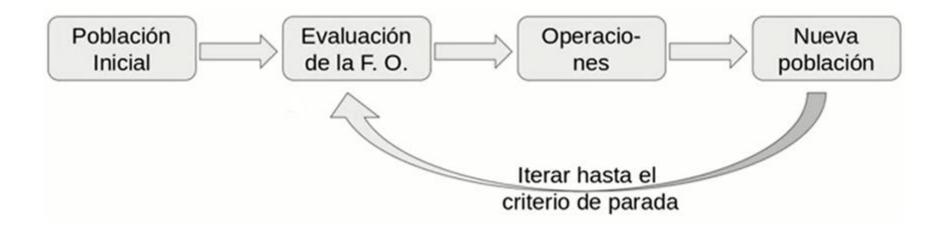
Maestría en Informática y Sistemas

Agenda

- Introducción a la Evolución Diferencial
- Ejemplo de implementación
- **Aplicaciones**

Estructura general de las MHs

Las Metaheurísticas en general siguen el siguiente esquema :



Evolución Diferencial

- Es un modelo evolutivo que enfatiza la mutación, utiliza un operador de cruce/recombinación a posteriori de la mutación.
- Fue propuesto por Rainer Storn and Kenneth Price (reporte técnico 1995)
- Posteriormente se consolida en un artículo científico en el Journal of Global Optimization.



Kenneth V. Price, Rainer M. Storn, and Jouni A. Lampinen Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization (Natural Computing Series) Springer-Verlag, 2005.

Evolución Diferencial

- Se trata de una técnica no determinista basada en la evolución de una población de vectores (individuos) de valores reales que representan soluciones en el espacio de búsqueda.
- La generación de nuevos individuos se lleva a cabo a través de operadores de mutación y cruce.

Mutación "Diferencial"

$$\mathbf{v}_{i,g} = \mathbf{x}_{r_0,g} + F \times (\mathbf{x}_{r_1,g} - \mathbf{x}_{r_2,g})$$

crossover:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{i,g} \in P_{\mathbf{x},g} \\ \mathbf{v}_{i,g} \in P_{\mathbf{v},g} \end{aligned} (+) \quad \mathbf{u}_{i,g} \in P_{\mathbf{u},g}$$

 Consideramos un problema de optimización simple (function sphere) con dos variables de decisión.

Estrategia de DE utilizada es DE/aleatorio/1/bin

 Definiremos el problema, los parámetros (del problema y de DE), la inicialización y la actualización de DE.

Definición del Problema:

Minimizar
$$f(x) = x_1^2 + x_2^2$$
 $-5 \le x_1, x_2 \le 5$

- Parámetros de DE y del Problema
- Tamaño de la población (NP) = 5
- Dimensión del Problema (D) = 2
- Criterio de parada = Máxino nro. Iteraciones = 2
- Factor de mutación F= 0,5
- Prob. Crossover Cr = 0,7

 Inicialización 	Position	Function Value
	$x_1 = (1.7667, -4.1337)$	20.2089
	$x_2 = (4.8071, 0.6642)$	23.5502
	$x_3 = (-2.9232, -4.0439)$	24.8983
	$x_4 = (-4.3747, -4.7421)$	41.6270
	$x_5 = (-1.6587, 0.5680)$	3.07408

- Actualización de DE, estrategia utilizada
- DE/aleatorio/1/bin

```
aleatorio = vector a perturbar (vector target)
```

1 = n° de diferencias

bin = crossover

1ra. Generación

En DE el operador de mutación se utiliza para crear un nuevo individuo (ν_i) para cada solución (Vector Padre) de la población.

$$V_i = X_o + F(X_1 - X_2)$$
 $X_o \neq X_1 \neq X_2$ aletaorios en este caso

Para comenzar la mutación seleccionamos como vector padre el 1er. Vector de la población

> Say $x_1 = (1.7667, -4.1337)$ is the Parent Vector. Corresponding function value is $f(x_1) = 20.2089$

For mutation, let *Target Vector* (selected randomly from the current population) is $x_4 = (-4.3747, -4.7421)$

Randomly selected solution₁ = x_5 Randomly selected solution₂ = x_3

1ra. Generación

Let
$$Scale\ Factor = 0.5$$

Vector \mathbf{v}_1 is calculated as below:

$$v_{11} = x_{41} + 0.5 \times (x_{51} - x_{31})$$

= $-4.3747 + 0.5 \times (-1.6587 - (-2.9232))$
= -3.7425
 $v_{12} = x_{42} + 0.5 \times (x_{52} - x_{32})$
= $-4.7421 + 0.5 \times (0.5680 - (-4.0439))$
= -2.4362

Vector mutado $v_1 = (-3.7425, -2.4362)$

Crossover

$$u_i(j) = \begin{cases} x_i(j) & \text{if } rand \leq C_r; \\ v_i(j) & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

• Por ejemplo: rand = 0,75 elijo las componentes de v_i

El nuevo individuo u_i estará formado por ambas componentes de v_i

Recordemos: x_i (vector padre) y v_i vector mutado

$$x_1 = (1.7667, -4.1337)$$
 $v_1 = (-3.7425, -2.4362)$ $u_1 = (-3.7425, -2.4362)$

Nueva población el vector padre (x_1) o el vector intermedio (u_1) ?

Reemplazamos $f(x_1) = 20.2089$, y $f(u_1) = 19.9417$

El nuevo individuo $x_1 = (-3.7425, -2.4362)$

El mismo mecanismo se aplica para el segundo individuo de la población

$$x_2 = (4.8071, 0.6642)$$
 con valor objetivo **23.5502**

Elegimos para la mutación los tres vectores $(x_0, x_1 y x_2)$:

```
Target Vector = x_5 I
Randomly selected solution<sub>1</sub> = x_3
Randomly selected solution<sub>2</sub> = x_1
```

Obtenemos el siguiente vector mutado $v_2 = (-1.2491, -0.2358)$ que se acepta xq ambas variables están dentro del rango del espacio de búsqueda.

Se aplica el crossover y se obtiene u_2 (-1.2491, -0.2358) con $f(u_2) = 1.6158$.

Como $f(u_2) < f(x_2)$ claramente el nuevo individuo de la población es

$$x_2 = (-1.2491, -0.2358)$$

Para la solución x₃

Elegimos para la mutación los tres vectores $(x_0, x_1 y x_2)$:

```
Target\ Vector = x_4
Randomly selected solution<sub>1</sub> = x_1
Randomly selected solution<sub>2</sub> = x_5
```

Obtenemos el siguiente vector mutado $v_3 = (-5.4167, -6.2443)$

Ambas variables están fuera de los límites redefinimos v₃

$$v_3 = (-5, -5).$$

Se aplica crossover y se obtiene el vector $u_3 = (-5, -5)$ f $(u_3) = 50$

Como $f(x_3) < f(u_3)$ el nuevo individuo x_3 se mantiene en la nueva población (sobrevive)

Aplicando el mismo procedimiento a las dos soluciones restantes obtenemos los siguientes nuevos individuos:

$$x_4 = (-4.3748, -4.3402)$$
 $f(x_4) = 37.9765$
 $x_5 = (-1.6587, 0.5681)$ $f(x_5) = 3.0741$

Luego de la primera generación la población actualizada es:

Position	Function Value
$x_1 = (-3.7425, -2.4362)$	19.9417
$x_2 = (-1.2491, -0.2358)$	1.6158
$x_3 = (-2.9232, -4.0439)$	24.8982
$x_4 = (-4.3748, -4.3402)$	37.9765
$x_5 = (-1.6587, 0.5681)$	3.0741

2da. Generación

Function Value Position $x_1 = (-1.3603 - 1.9917) 5.8173$ $x_2 = (-1.2491, -0.2358)$ 1.6158 $x_3 = (-2.9232, -4.0439) 24.8982$ $x_4 = (0.5233, -0.0876)$ 0.2815 $x_5 = (-0.4676, 0.7903)$ 0.8433

Se modificaron x_1 , x_4 y x_5 .

La mejor solución es x_4 y es mejor que la obtenida en la primera generación.

Evolución Diferencial – Pseudocódigo

```
Procedure DE{
  t = 0:
  Initialize Pop(t); /* of |Pop(t) | Individuals */
  Evaluate Pop(t);
  While (Not Done)
 \{for i = 1 to | Pop(t) | do
         {parent1, parent2, parent3} = Select_3_Parents(Pop(t));
         thisGene = random_int(|Pop(t)|;
         for k = 1 to n do /* n genes per Individual */
            if (random < p) *P is crossover constant in [0,1]*
               Offspring(i) = parent1(i) + mu (parent2(i) - parent3(i));
            else
               Offspring(i) = Individual(i) in Pop(t);
          end /* for k */
         Evaluate(Offspring(i));
       end /* for i */
    Pop(t+1) = {j | Offspring(j) is_better_than Individual(j)}
                {k | Individualk is_better_than Offspringk};
    t = t + 1:
```



Received May 15, 2019, accepted May 23, 2019, date of publication May 28, 2019, date of current version June 17, 2019.

Digital Object Identifier 10.1109/ACCESS.2019.2919507

An Improved Differential Evolution Algorithm for **Optimal Location of Battery Swapping Stations Considering Multi-Type Electric Vehicle Scale Evolution**

SHOUXIANG WANG¹⁰¹, (Senior Member, IEEE), LU YU¹, (Student Member, IEEE), LEI WU¹⁰², (Senior Member, IEEE), YICHAO DONG¹, AND HONGKUN WANG¹

¹Key Laboratory of Ministry of Education, Tianjin University, Tianjin 300072, China

²Stevens Institute of Technology, Hoboken, NJ 07030, USA

FOCUS



A self-feedback strategy differential evolution with fitness landscape analysis

Ying Huang^{1,2} · Wei Li³ · Chengtian Ouyang³ · Yan Chen⁴

Published online: 16 August 2018

© The Author(s) 2018

International Journal of Applied Engineering Research ISSN 0973-4562 Volume 13, Number 12 (2018) pp. 10845-10854 © Research India Publications. http://www.ripublication.com

An Efficient Differential Evolution for Engineering Design Problems

Raghav Prasad Parouha

Assistant Professor, Department of Mathematics, Indira Gandhi National Tribal University Amarkantak Madhya Pradesh – 484887 India.

Smart Traffic Lights: A First Parallel Computing Approach

D. Souravlias*, G. Luque[†], E. Alba[†], K.E. Parsopoulos*
*Department of Computer Science and Engineering,
University of Ioannina, GR-45110 Ioannina, Greece
Email: {dsouravl,kostasp}@cse.uoi.gr
[†]Universidad de Málaga, Andalucía Tech
E.T.S.I. Informática, Campus Teatinos,
29071 Málaga (España)
Email: {gabriel,eat}@lcc.uma.es

Abstract—Optimal traffic light scheduling is a fundamental problem in modern urban areas. It has severe impact on traffic flow management, energy consumption and vehicular emissions, as well as on urban noise. The vast number of traffic lights in modern cities increases the complexity of the scheduling problem and, at the same time, urgently needs for efficient algorithms that optimize the light cycle programs. In this work, we propose a solution for the traffic light scheduling problem by using Differential Evolution, and investigate the benefits of parallelism on this complex problem. For understanding the impact in the city, the popular micro-simulator SUMO is used. We evaluate our approach on close-to-reality problem scenarios consisting of

automatic traffic control signals. A number of industrial solutions have been proposed for this problem, such as the Cross Zlín [1] and ATC [2]. These solutions focus on the real-time configuration of a single traffic light junction. Also, they require the existence of infrastructures that provide online information about the changing traffic situations. We here go in a different direction, because the increasing number of vehicles requires the transition from the local control of a single intersection to a holistic approach considering a large urban area, and because optimizing the existing traditional





Article

Differential Evolution: A Survey and Analysis

Tarik Eltaeib * and Ausif Mahmood

Computer Science and Engineering Department, University of Bridgeport, Bridgeport, CT 06614, USA; mahmood@bridgeport.edu

* Correspondence: teltaeib@bridgeport.edu; Tel.: +1-678-237-6229

Received: 26 July 2018; Accepted: 4 October 2018; Published: 16 October 2018