

Este trabalho propôs o aperfeiçoamento do algoritmo DEEPSO de [Miranda e Alves 2013], gerando uma nova versão híbrida denominada C-DEEPSO. Visando obter resultados competitivos em problemas larga escala, um novo operador de busca local foi proposto e acoplado a C-DEEPSO. Nesta junção, a nova versão foi nomeada de hC-DEEPSO.

Otimização Evolucionária Diferencial por Enxame de Partículas (DEEPSO)

[Miranda e Alves 2013]:

$$X_t = X_{t-1} + V_t,$$

$$V_t = w_i^* V_{t-1} + w_p^* (X_r - X_{t-1}) + w_c^* C(X_{gb}^* - X_{t-1}).$$

na qual X_r é um indivíduo diferente de X_{t-1} e pode ser obtido de acordo com as opções:

- ① extraído de todos os indivíduos da geração atual $\rightarrow S_g$;
- ② extraído da “memória B ” dos melhores indivíduos das gerações anteriores $\rightarrow P_B$;
- ③ extraído como uma recombinação uniforme dos indivíduos da geração atual $\rightarrow S_g\text{-}rnd$;
- ④ extraído como uma recombinação uniforme da memória “ B ” $\rightarrow P_B\text{-}rnd$, e;
- ⑤ uma nova proposta: que une a ideia contida em 3 e 4 $\rightarrow S_g P_B\text{-}rnd$.

C-DEEPSO

DE utiliza em seu operador de mutação três vetores. Desta forma se propõe uma nova abordagem denominada C-DEEPSO.

- A nova equação de movimento para o algoritmo C-DEEPSO é expressa por pela Equação, conforme:

$$X_t = X_{t-1} + V_t,$$

$$V_t = w_I^* V_{t-1} + w_A^* (X_{st} - X_{t-1}) + w_C^* C(X_{gb}^* - X_{t-1}). \quad (6)$$

Neste trabalho, a estratégia evolutiva, *st*, adotada foi a *current-to-best* (QIN; SUGANTHAN, 2005), que pode ser expressa por,

$$X_{st} = X_r + F(X_{best} - X_r) + F(X_{r1} - X_{r2}). \quad (7)$$

Em C-DEEPSO, a mutação de um peso genérico w de uma solução segue uma regra aditiva simples como descrito pela Equação (8),

$$w^* = w + \tau \times N(0, 1), \quad (8)$$

na qual τ é a taxa de mutação.

A mutação de X_{gb} é realizada de acordo com a Equação (9),

$$X_{gb}^* = X_{gb}[1 + \tau \times N(0, 1)]. \quad (9)$$

Algoritmo 3: Pseudocódigo do algoritmo C-DEEPSO

```

inicio
    Passo 1: Iniciar os parâmetros de controle de C-DEEPSO - Tamanho da população  $NP$ , Taxa de Mutação  $\tau$ , Taxa de Comunicação  $P$ , Tamanho da Memória  $MB$ , Número limite de gerações que podem efetuar busca local,  $N_{gl}$ , dada uma taxa  $\gamma$  de ocorrência e Dimensão do problema ( $D$ ) ;
    Passo 2: Iniciar o contador de gerações  $t = 1$  e iniciar aleatoriamente a população de  $NP$  partículas, conforme  $P_t = \{X_{1,t}, \dots, X_{NP,t}\}$  com  $\vec{X}_{i,t} = [x_{1,i,t}, x_{2,i,t}, x_{3,i,t}, \dots, x_{D,i,t}]$  em que cada partícula está distribuída uniformemente no intervalo  $[X_{min}, X_{max}]$ , no qual  $\vec{X}_{min} = \{x_{1,min}, x_{2,min}, \dots, x_{D,min}\}$  e  $\vec{X}_{max} = \{x_{1,max}, x_{2,max}, \dots, x_{D,max}\}$  com  $i = [1, 2, \dots, NP]$  ;
    Passo 3: Avaliar a população corrente,  $NP$ ;
    Passo 4: Atualizar o ótimo global,  $X_{bg}$ ;
    enquanto o critério de parada não é satisfeito faça
        para cada partícula  $i$  pertencente a população  $NP$  fazer
            Calcular  $X_r$  usando a estratégia,  $S_g P_B\text{-}rnd$ ;
            Copiar a partícula corrente  $X_{t-1}$ ;
            Mutar os parâmetros estratégicos  $w_I$ ,  $w_A$ ,  $w_C$  usando a Equação (8);
            Mutar  $X_{gb}^*$  usando a Equação (9) ;
            Aplicar regra de movimento à partícula corrente  $X_{t-1}$  e a sua cópia usando a Equação (6) ;
            Avaliar a partícula corrente  $X_{t-1}$  e a sua cópia;
            Selecionar a partícula com melhor aptidão para fazer parte da próxima população ( $NP + 1$ ).
            *Usando por exemplo Torneio Estocástico;
        fim
        Atualizar o melhor indivíduo  $X_{bg}$  e a memória  $MB$ ;
        Executar Algoritmo (4) - caso use busca local;
         $t = t + 1$ 
    fim
fin

```