# Relatório 8 - Evolução diferencial

# 1 Introdução

A optimização é o processo de buscar técnicas para seleção das melhores alternativas, tornar ótimo, alcançar os objetivos desejados. Essas técnicas buscadas são chamada de técnicas de otimização, e buscam minimizar ou maximizar uma função objetivo através da escolha dos valores de variáveis dentro de um conjunto possível visando encontrar uma solução ótima para um dado problema.

A optimização tem diversos métodos, como:

- O métodos determinísticos, nos quais é possível prever todos os passos do processo a partir de seu ponto de partida, eles sempre levam à mesma resposta a partir do mesmo ponto inicial.
- Os métodos estocásticos ou aleatórios, nos quais números aleatórios são sorteados no momento de execução do código. Ou seja, cada execução pode levar a um resultado diferente
- Os métodos do tipo gradiente, que são muito familiares para os engenheiros.
   Eles empregam a derivada da função para encontrar seu valor ótimo. Um grande problema dos métodos do tipo gradiente é que eles são otimizadores locais, ou seja, eles encontrar valores de mínimo ou máximo locais e não globais como desejado.

A evolução diferencial é um algoritmo que visa encontrar o mínimo ou máximo global com o uso de uma estratégia baseada na biologia. Nela cria-se uma geração g0 com vários indivíduos e na qual cada individuo é um vetor com as variáveis que se deseja optimizar, depois gera-se uma geração de mutação, na qual cada indivíduo é dado por um individuo do vetor original mais um fator F vezes a diferença de dois outros indivíduos aleatórios da geração original.

Após ter a geração de mutação formada o algoritmo gera uma terceira geração apelidada de geração trial. Essa geração é obtida com um crossover da geração g0 e da geração de mutação, esse crossover é feito ao se verificar para cada indivíduo se um número aleatório entre 0.0 e 1.0 é menor que um valor CR, caso seja o individuo da geração de mutação irá para a geração trial, e caso não seja o indivíduo que irá será o da geração g0.

UFU – Faculdade de Engenharia Elétrica – Engenharia de Computação Prof. Keiji Yamanaka – Aprendizado de Máquinas – 20 de setembro de 2020 Com a geração trial pronta o algorítimo compara os indivíduos da geração g0 e os da geração trial, o que produzir o melhor valor irá para a próxima geração. Esse processo se repete por quantas gerações forem necessárias.

Nesse relatório foi implementado o algoritmo de evolução diferencial para minimizar a função de Rosenbrock.

# 2 Objetivos

• Usar a evolução diferencial para encontrar o valor de entrada que produz o menor valor para a função de Rosenbrock usando os parâmetros providos pelo professor.

#### 3 Desenvolvimento

Para realizar a implementação dos dois algoritmos foi utilizada a linguagem de programação Common Lisp com um paradigma primordialmente funcional. Primeiramente foi necessário implementar a função generate-inputs que gera uma serie de entradas com uma certa quantidade de variáveis e dentro de um valor mínimo e um máximo.

Depois foi necessário criar uma função para calcular o resultado da função de Rosenbrock, para isso foram necessárias as seguintes funções:

UFU – Faculdade de Engenharia Elétrica – Engenharia de Computação Prof. Keiji Yamanaka – Aprendizado de Máquinas – 20 de setembro de 2020

```
return result)))

;; Calculates the Rosenbrock Function for a two values

;; Number, number -> number

(defun single-rosenbrock (x1 x2)

    (+ (expt (- 1 x1) 2) (* 100 (expt (- x2 (expt x1 2)) 2))))
```

Em seguida foi hora de criar uma função que retornasse o vetor das mutações, o resultado foi a função a seguir:

Em posse da função que gera o vetor das mutações foi hoje de criar a função que retornava o vetor trial com os crossovers:

Foi então possível criar a função de optimização de rosenbrock usando de todas as funções previamente criadas e de uma outra função chamada find-smallest-value, que dada uma geração retorna o individuo que produz o menor resultado para a função rosenbrock:

```
;; Optimizes the values and than finds the values that produce the

→ smallest value of rosenbrock
;; List of lists
```

UFU – Faculdade de Engenharia Elétrica – Engenharia de Computação Prof. Keiji Yamanaka – Aprendizado de Máquinas – 20 de setembro de 2020

```
(defun optimize-rosenbrock (inputs F CR max-generations)
 (labels ((evolute (generation num-generation)
            (if (not (eql num-generation max-generations))
               (evolute
                (mapcar #'(lambda (gen final)
                           (if (< (rosenbrock gen) (rosenbrock
                            → final)) gen final))
                        generation (trial-vector generation F CR))
                        (find-smallest-value generation))))
   (evolute inputs 0)))
;; Finds the values that produce the smallest value of rosenbrock
;; List of lists -> list
(defun find-smallest-value (list)
 (labels ((rec (lst smallest)
            (if (not (null 1st))
               (rec (rest 1st)
                    (if (< (rosenbrock (first lst)) (rosenbrock
                     smallest)))
   (rec list (first list))))
```

Que para 100 valores de duas variáveis variando de -1.0 a 2.0, NP = 100, CR = 0.9, F = 0.5 e 1000 gerações produziu o seguinte resultado:

 $(1.0 \ 1.0)$ 

Ao aplicá-lo na função de Rosenbrock obtêm-se como resultado 0 que é menor valor que a função pode assumir.

# 4 Conclusão

Em suma, foi possível observar o poder do algoritmo evolucional, que foi implementado de maneira simples e objetiva e produz resultados muito satisfatórios. O algoritmo para qualquer número de variáveis encontra como resultado para cada variável o valor 1.0, e quando essas variáveis são aplicadas à função obtêm-se como resultado 0, que é o valor mínimo que a função pode assumir.

Ademais, por meio de testes foi possível observar que quanto maior o número de variáveis usadas maior é o número de gerações necessárias para produzir o valor ideal como pode-se observar nos resultados abaixo.

#### 5 Resultados

Para todos os resultados aqui encontrados foram utilizados 100 valores de n variáveis variado de -1.0 a 2, NP = 100, CR = 0.9 e F = 0.5

#### 5.1 2 variáveis e 100 gerações

 $(1.0019 \ 1.0036)$ 

### 5.2 5 variáveis e 100 gerações

 $(0.8077 \ 0.6675 \ 0.4417 \ 0.2136 \ 0.1012)$ 

### 5.3 5 variáveis e 1000 gerações

 $(1.0000\ 1.0000\ 1.0000\ 1.0000\ 1.000)$ 

#### 5.4 10 variáveis e 1000 gerações

 $(0.9999\ 0.9993\ 0.9982\ 0.9955\ 0.9949\ 0.9898\ 0.9835\ 0.9671\ 0.9339\ 0.8720)$ 

# 5.5 10 variáveis e 10000 gerações

 $(1.0000\ 1.0000\ 1.0000\ 1.0000\ 1.0000\ 1.0000\ 1.0000\ 1.0000\ 1.0000\ 1.0000)$