

COMPUTAÇÃO EVOLUCIONÁRIA: INTRODUÇÃO

Prof. Cristiano Leite de Castro crislcastro@ufmg.br

Departamento de Engenharia Elétrica Universidade Federal de Minas Gerais Belo Horizonte, Brasil

Dia do Mês	Aula	Assuntos
3/8/2016	1	Apresentação do Curso. Motivação e Introdução à Computação Evolucionária.
3/15/2016	1	Conceitos Básicos sobre algoritmos evolutivos (AE): Inspiração Biológica; Exemplo de Sistemas Evolutivo; Algoritmos Evolutivos.
3/22/2016	1	Lab1: 22/03/2016 (Cristiano + Tamires)
3/29/2016	0	Não haverá aula conforme calendário UFMG
4/5/2016	1	Introdução aos Algoritmos Genéticos (AG): Representação: Binário, Real. Operadores de Variação.
4/12/2016	1	Algoritmos Genéticos (AG): Operações de Seleção e Modelos de População. Elitismo.
4/19/2016	1	Lab2: 19/04/2016 (Tamires)
4/26/2016	1	Lab2: 26/04/2016 (Tamires)
5/3/2016	1	Estratégias Evolutivas (ES): Conceitos básicos. Distribuição normal uni e multivariada; Matriz de Covariância; Tipos de ES;
5/10/2016	1	Algoritmo de Evolução Diferencial (DE). Conceitos básicos. (Trabalho Pratico Disponivel)
5/17/2016	1	Lab 3: 10/11/2015 - (Tamires)
5/24/2016	1	Lab 3: 17/11/2015 (Tamires)
5/31/2016	1	Prova: 31/05/2016
6/7/2016	1	Dúvidas e Esclarecimentos sobre Trabalho Prático
6/14/2016	1	Lab 4: Entrega do Trabalho Prático (Tamires e Cristiano)
6/21/2016	1	Lab 4: Entrega do Trabalho Prático (Tamires e Cristiano)
6/28/2016	0	Exame Especial
Total de aulas	15	

Accuntoe

Avaliações:

- Provas (1 x 25%) = 25
- Trabalhos Práticos (1 x 30%) = 30
- Laboratórios (3 x 15%) = 45

Aulas de Laboratório a serem realizadas na sala 310 do CCE (reservada)

• Total = 100

COMO ESTUDAR?

[1]	A.E. Eiben, J.E. Smith, Introduction to Evolutionary Computing (Natural Computing Series), Springer, 2010.
[2]	A. Gaspar-Cunha, R. Takahashi, C. Antunes. Manual de Computação Evolutiva e Metaheurística, Imprensa da Universidade de Coimbra/ Editora UFMG, 2012.
[3]	T. Back. Evolutionary algorithms in theory and practice: evolution strategies, evolutionary programming and genetic algorithms. New York: Oxford University Press, 1996.
[4]	C. Blum and A. Roli. Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. ACM Comput. Surv.35, 3 (September 2003), 268-308.
[5]	L. N. de Castro & J. Timmis, Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach, Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2002.
[6]	Notas de Aula do curso e Slides. (MOODLE)
[7]	KENNEDY, James F.; EBERHART, Russell C.; SHI, Yuhui. Swarm intelligence. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, c2001. xxvii, 512 p. (The Morgan Kaufmann series in evolutionary computation) ISBN 1558605959.
[8]	FOGEL, David B. Evolutionary computation: toward a new philosophy of machine intelligence. New York: IEEE Press, c1995.

MONITORIA

- PROFESSORA ASSISTENTE:
 - Tamires Martins Rezende (Mestranda em E.E.)
 - Email: tamiresrezende@ufmg.br



PEQUENA REVISÃO SOBRE OTIMIZAÇÃO

Otimização

- Como modelar um problema de otimização?
- Formalmente, um problema de otimização pode ser definido por:

$$\mathbf{x}^* = \min_{\mathbf{x}} f(\mathbf{x}) \text{ (ou max)} \qquad f(\cdot) \colon \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$$
 sujeito a:
$$\begin{cases} g_i(\mathbf{x}) \le 0; & i = 1, ..., p \\ h_j(\mathbf{x}) = 0; & j = 1, ..., q \end{cases}$$

Qual o significado da formulação anterior?

Obs.: variáveis em negrito são vetores; as demais são escalares.



Otimização

- Ex.: projeto de uma antena:
 - objetivo: maximizar o desempenho de transmissão da antena, atendendo a um valor máximo requerido para o seu tamanho (comprimento);
 - matematicamente:

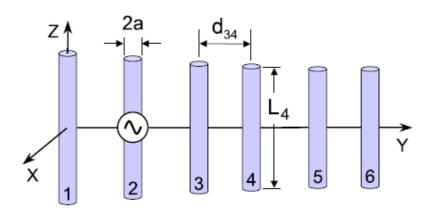
$$\begin{cases} \max: f(\mathbf{x}) = \text{desempenho*} \\ \text{sujeito a: } g_1(\mathbf{x}): T \leq T_{max} \end{cases}$$

^{*}o desempenho pode ser medido pela relação frente-costa da antena, geralmente medida em decibéis [Cunha et al, 2012];



Otimização

modelo 2D de uma antena:



Parâmetros da Antena:

- L_1 , L_2 , ..., L_6 = comprimento das hastes;
- d_{12} , d_{23} , ..., d_{56} = distância entre as hastes;
- D = 2 = diâmetro de cada haste (fixo);

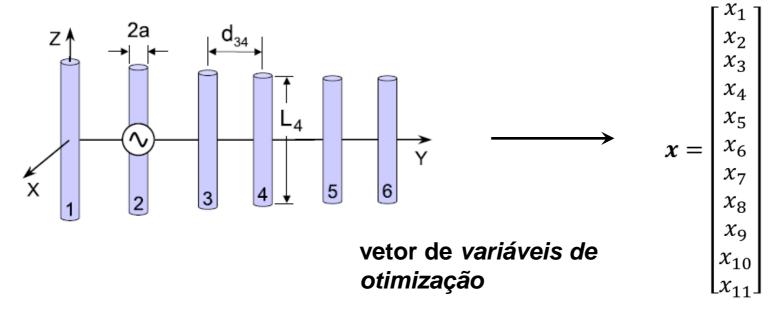
Questões Práticas:

- Como calcular o desempenho de transmissão da antena com base nas variáveis?
- Quais os limites para as variáveis?
 - domínio do problema;
- Como calcular o tamanho da antena com base nas variáveis (parâmetros)?

UFmG

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS

Otimização



$$x^* = \max_{x} f(x)$$

- função objetivo: desempenho de transmissão

sujeito a $\begin{cases} T(\mathbf{x}) \leq T_{max} \\ 0 \leq x_1 \leq 0.5 \\ 0 \leq x_2 \leq 0.5 \\ 0 \leq x_3 \leq 0.5 \\ \vdots \\ 0 \leq x \leq 0.5 \end{cases}$

← restrição:

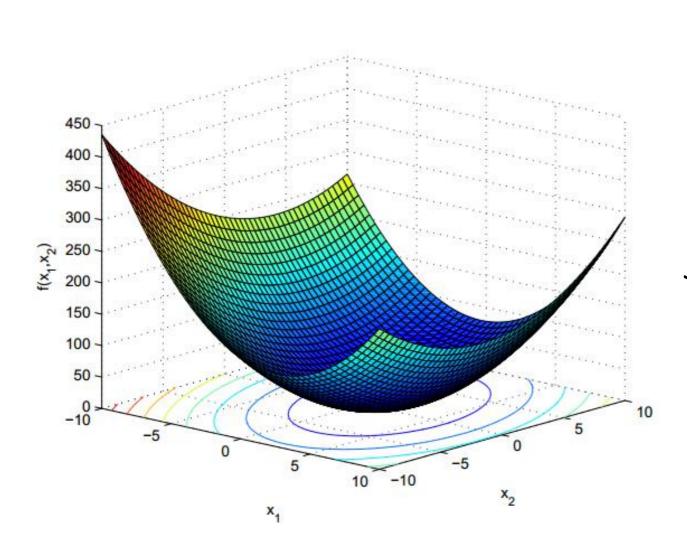
 a antena montada não deve exceder o tamanho máximo permitido;

restrições de dominio:

- restringem a busca à região do espaço \mathbb{R}^n no qual todas as variáveis tenham valor entre 0 e 0.5m;
- definem o domínio do problema;



Função Objetivo (f(x))

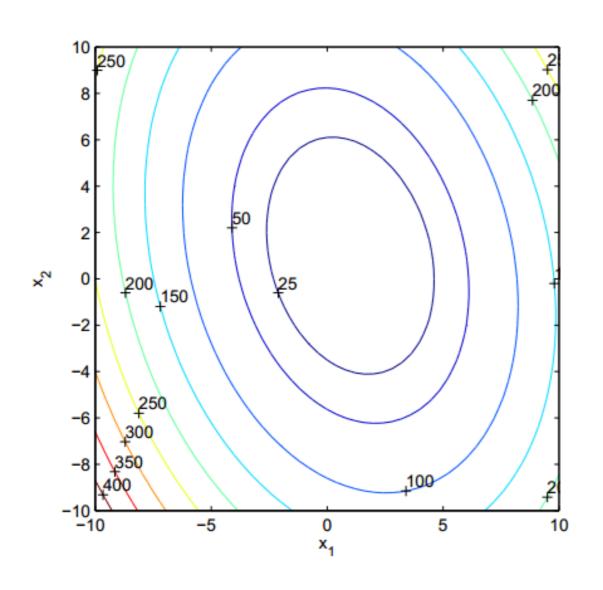


- consumo de combustível;
- nível de ruído;
- probabilidade de defeitos;
- distância percorrida;

ightharpoonup Ex: superficie de f(x) (função quadrática)



Funcao Objetivo (f(x))



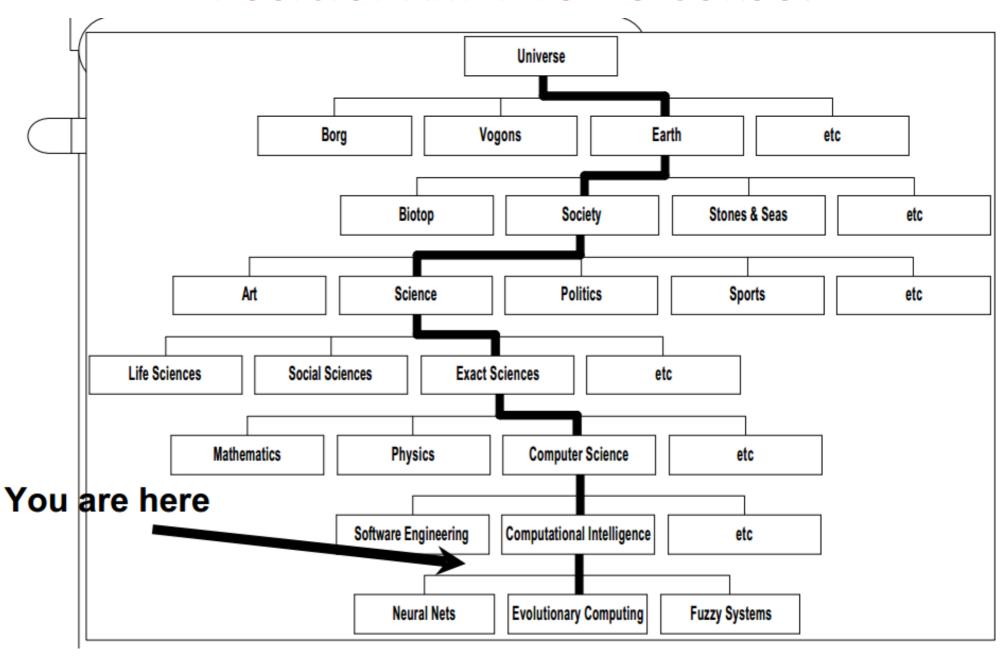
- consumo de combustível;
- nível de ruído;
- probabilidade de defeitos;
- distância percorrida;

Ex: curvas de nível de f(x) (função quadrática)



COMPUTAÇÃO EVOLUCIONÁRIA (MOTIVAÇÃO)

POSICIONAMENTO DO CURSO:





Computação Evolucionária

O que é a Computação Evolucionária?

- a Computação Evolucionária se refere a um campo da Inteligência Computacional que envolve algoritmos para otimização contínua e combinatória de problemas complexos;
- os algoritmos da Computação Evolucionária evoluem de forma iterativa (progressiva) uma população de possíveis soluções;
- esta população é selecionada em uma busca aleatória guiada, com operadores e processos inspirados por mecanismos biológicos de Evolução.

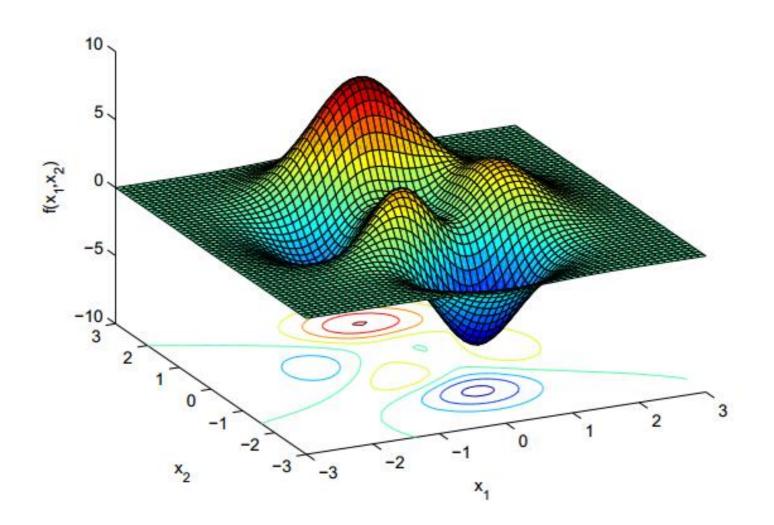


- motivações para o desenvolvimento e aplicação de Algoritmos Evolucionários (AEs):
 - no contexto de Otimização Contínua:
 - necessidade de se otimizar funções multimodais ou dinâmicas;
 - no contexto de Otimização Combinatória:
 - necessidade de se obter boas soluções para problemas computacionalmente intratáveis.



Otimização Contínua

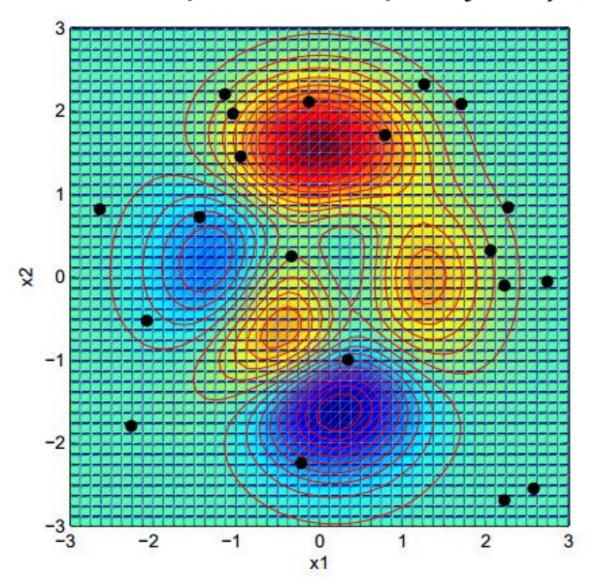
- Problema: minimização de uma função objetivo f(x) multimodal.





Otimização Contínua

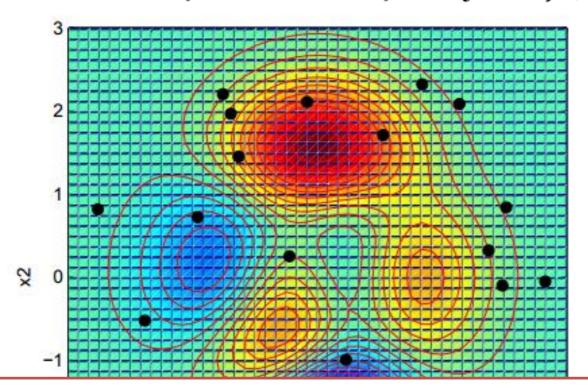
- Problema: minimização de uma função objetivo f(x) multimodal





Otimização Contínua

- Problema: minimização de uma função objetivo f(x) multimodal.



Grande parte das funções objetivo que queremos otimizar na prática são multimodais !!!

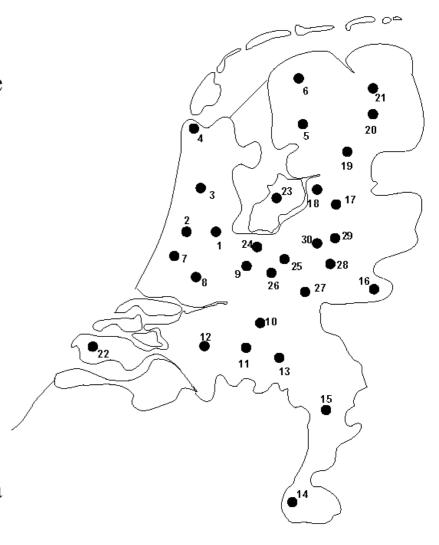


• Exemplo 1: Traveling Salesman Problem (TSP):

 o caixeiro deve sair de uma cidade, dita cidade origem, visitar cada uma das n - 1 cidades restantes apenas uma única vez e retornar à cidade origem percorrendo a menor distância possível.

– Características:

- número de rotas possíveis para um problema com n cidades: (n-1)!/2.
- para 20 cidades, existe 19!/2 possíveis rotas¹;
- supondo um computador que analise cada solução em 10ns, seriam necessários cerca de 38 anos para analisar todas as rotas!



1. para o TSP simétrico (o custo de ir é o mesmo de voltar)

UF MG UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS

Otimização Combinatória

 Exemplo 2: Cardinality Constrained Portfolio Optimization (CCPO):

Minimize
$$\lambda \left[\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} x_i \cdot x_j \cdot \sigma_{ij} \right] - (1 - \lambda) \left[\sum_{i=1}^{N} x_i \cdot u_i \right]$$
 (4) subject to $\sum_{i=1}^{N} x_i = 1$ Retorno (5)

$$\sum_{i=1}^{N} z_i = K \tag{6}$$

$$\varepsilon_i z_i \leqslant x_i \leqslant \delta_i z_i, \quad i = 1, \dots, N$$
 (7)

$$z_i \in [0, 1], \quad i = 1, \dots, N$$
 (8)



- Exemplo 2: Cardinality Constrained Portfolio Optimization:
- onde:
 - N = número total de ações;
 - $-u_i$ = retorno médio (esperado) de cada ação i;
 - $-\sigma_{ij}$ = covariância entre os retornos médios das ações i e j;
 - -K = número desejado de ações na carteria (portifolio);
 - $-x_i$ = proporção de capital a ser investida na ação i;
 - $-\varepsilon_i$ = proporção mínima de capital a ser investida na ação i;
 - $-\delta_i$ = proporção máxima de capital a ser investida na ação i;

- Exemplo 2: Cardinality Constrained Portfolio Optimization:
- Características:
 - considerando o problema simplificado em que $x_i \in \{0,1\}$
 - número de carteiras (portifolios) possíveis para um problema com N ações e tamanho de carteria K:

$$\cdot C(N,K) = \frac{n!}{k!(n-k)!}$$

- para N = 300 e K = 10, existem 1.4 \times 10¹⁸ possíveis carteiras;
- supondo um computador que analise cada solução em 10ns, seriam necessários cerca de 44 anos para analisar todas as carteiras.



- Como encontrar a solução para problemas de natureza combinatória?
 - Abordagem Força-Bruta (busca exautiva): enumere todas as soluções e avalie;
- Ao se deparar com um problema de otimização combinatória, a seguinte questão deve ser analisada:
 - "Existe algum procedimento computacional que resolva o problema (encontre a solução ótima) em tempo razoável?"

Tempo Razoável = procedimento cuja execução demanda um número de operações proporcional a uma expressão polinomial envolvendo o número de variáveis do problema;



 Muitos problemas de Engenharia são problemas combinatórios para os quais não se conhecem algoritmos capazes de determinar sua solução ótima garantidamente em tempo polinomial;

 Tais problemas são computacionalmente intratáveis (NP-Hard), ou seja, seu tempo de solução cresce exponencialmente com o tamanho do problema.



Computação Evolucionária

Evolutionary Algorithms:

Genetic Algorithm; Genetic Programming; Evolutionary
 Programming; Evolution Strategy; Differential Evolution, etc.

Swarm Intelligence Algorithms:

Ant Colony Optimization; Particle Swarm Optimization;
 Artificial Immune Systems; Cultural Algorithms; Harmony Search; etc.



Computação Evolucionária

- A Computação Evolucionária é hoje uma área de pesquisa estabelecida, com dezenas de livros especializados;
- Periódicos Especializados:
 - IEEE Transactions on Evolutionary Computation;
 - MIT Evolutionary Computation;
 - Genetic Programming and Evolvable Machines (Springer);
 - Natural Computation (Springer);
 - International Journal of Natural Computing (2010);
 - International Journal of Applied Evolutionary Computation (2010);



Referências

Leitura Recomendada:

CUNHA, TAKAHASHI AND ANTUNES. Manual de Computação
 Evolutiva e Metaheurística. (Capítulo 1)



Introduction to Evolutionary Computing

 A.E. EIBEN, J.E. SMITH. Introduction to Evolutionary Computing (Natural Computing Series), Springer. (Capitulo 1)