

# Estudo do algoritmo Differential Evolution aplicado a sistemas de otimização em tempo-real

Victor Ruela

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica  
Universidade Federal de Minas Gerais

*victorspruela@ufmg.br*

19 de outubro de 2020

# Agenda

- 1 Introdução
- 2 Metodologia
  - Algoritmo DE
  - Desenho do experimento
- 3 Estudo de Caso
  - Definição do problema
  - Resultados
- 4 Conclusão

# Motivação

- A otimização de processos é tipicamente feita sobre modelos matemáticos do processo, os quais são utilizados para determinar o seu ponto de operação ótimo
- Entretanto, em situações práticas é muito difícil encontrar um modelo preciso do processo com um esforço acessível [Chachuat, 2009]
- Portanto, é necessário realizar a otimização usando um modelo com incertezas, o que pode levar à determinação de pontos de operação sub-ótimos ou até infactíveis
- Além disso, a escolha de um algoritmo de otimização inadequado pode piorar ainda mais esse cenário [Quelhas, 2013]

# Sistemas RTO

- Quando medições do processo estão disponíveis, uma das técnicas lidar com as incertezas é a otimização em tempo-real (RTO)

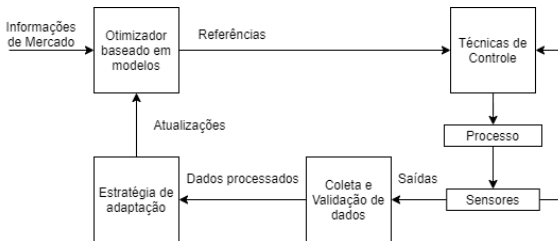


Figura: Elementos de um sistema de otimização em tempo-real

- Uma abordagem intuitiva é ajustar os parâmetros do modelo

# Objetivo

- Algoritmos exatos estão sujeitos à ficarem presos em mínimos locais, logo abordagens estocásticas podem melhorar esse cenário
- Entretanto, o quão variável seria a resposta do sistema RTO para algoritmos estocásticos?
- Portanto, o objetivo deste trabalho é estudar a aplicação de variações do algoritmo DE em um sistema RTO utilizando a abordagem por adaptação de parâmetros

# Algoritmo DE

- Variações implementadas:

Notação	Mutação diferencial
DE/rand/1/bin	$v_{t,i} = x_{t,r_1} + F(x_{t,r_2} - x_{t,r_3})$
DE/mean/1/bin	$v_{t,i} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_{t,k} + F(x_{t,r_2} - x_{t,r_3})$

- $F \sim \mathcal{U}_{[0.5,1.0]}$
- População inicial amostrada uniformemente
- Normalização das variáveis de decisão para o intervalo  $[0, 100]$
- Tratamento de restrições de caixa e desigualdade conforme [Lampinen, 2002]
- Tratamento de soluções degeneradas para índices  $r_1$ ,  $r_2$  e  $r_3$  [Gaspar, 2002]

# Algoritmo DE

## Restrições de caixa

$$\begin{cases} \mathcal{U}_{[0,1]} \cdot (x_i^{\max} - x_i^{\min}) + x_i^{\min} & , \text{ se } x_i < x_i^{\min} \vee x_i > x_i^{\max} \\ x_i & , \text{ c.c} \end{cases} \quad (1)$$

## Restrições de desigualdade

Durante a etapa de seleção dos sobreviventes, um indivíduo só poderá ser escolhido se satisfazer pelo menos uma das regras a seguir:

- É factível e possui um objetivo menor ou igual que o indivíduo atual
- É factível enquanto que o indivíduo atual é infactível
- É infactível, porém viola menos as restrições em relação ao indivíduo atual

# Desenho do experimento

Comparar as variações DE/rand/1/bin e DE/mean/1/bin :

- População: 20 indivíduos
- Número máximo de gerações: 100
- Probabilidade de recombinação: 0.5
- Ciclos RTO com 10 iterações
- 30 execuções dos ciclos

## Critérios de comparação

Variabilidade dos sinais de controle e função objetivo em relação ao ótimo da planta, violação de restrições do processo e variabilidade dos parâmetros ajustados

$$\Delta u\% = \left\| 100 \frac{u - u^{opt}}{u^{opt}} \right\|, \quad \Delta \phi\% = 100 \frac{\phi - \phi^{opt}}{\phi^{opt}} \quad (2)$$



# Definição do Problema

Reator semi-batelada descrito em [Chachuat, 2009]:



## Modelo do processo

$$\frac{dc_A}{dt} = -k_1 c_A c_B - \frac{F}{V} c_A \quad (3)$$

$$\frac{dc_B}{dt} = -k_1 c_A c_B - 2k_2 c_B^2 - k_3 c_B - k_4 c_B c_C + \frac{F}{V} (c_B^{in} - c_B) \quad (4)$$

$$\frac{dc_C}{dt} = k_1 c_A c_B - k_4 c_B c_C - \frac{F}{V} c_C \quad (5)$$

$$\frac{dc_D}{dt} = k_2 c_B^2 - \frac{F}{V} c_D \quad (6)$$

$$\frac{dV}{dt} = F \quad (7)$$

# Definição do problema

## Problema de otimização baseado em modelos

$$\begin{aligned} &\underset{u(t)}{\text{maximizar}} && c_C(t_f)V(t_f) \\ &\text{sujeito a:} && \text{Modelo (3-7)} \\ & && c_B(t_f) \leq c_B^{\max} \\ & && c_D(t_f) \leq c_D^{\max} \\ & && 0 \leq u(t) \leq F^{\max} \end{aligned} \tag{8}$$

## Problema de identificação de parâmetros

$$\begin{aligned} &\underset{\theta}{\text{minimizar}} && \sum_{i \in B, C, D} \left[ 1 - \frac{c_i(t_f, \theta)}{c_{p,i}(t_f)} \right]^2 \\ & && \theta^{\min} \leq \theta \leq \theta^{\max} \end{aligned} \tag{9}$$

Modelo aproximado:  $k_3 = k_4 = 0 \Rightarrow \theta = [k_1, k_2]$ .

# Solução ótima da planta

- $u(t)$  discretizado por três variáveis:  $(t_m, F_s, t_s)$

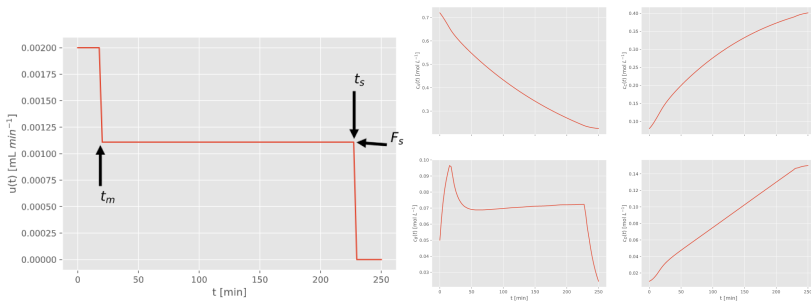
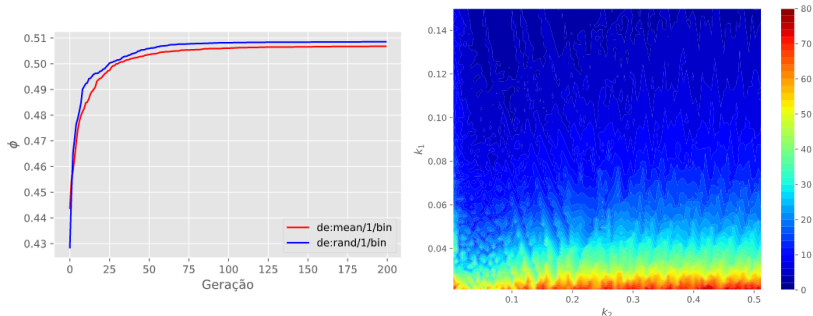


Figura: Perfis de alimentação e concentração ótimos da planta

# Análise preliminar



**Figura:** **Esquerda:** Média de 20 execuções da melhor solução viável do Problema 8 por geração. **Direita:** Curvas de nível do Problema 9 variando os parâmetros  $k_1$  e  $k_2$

# Sinal de controle e função objetivo

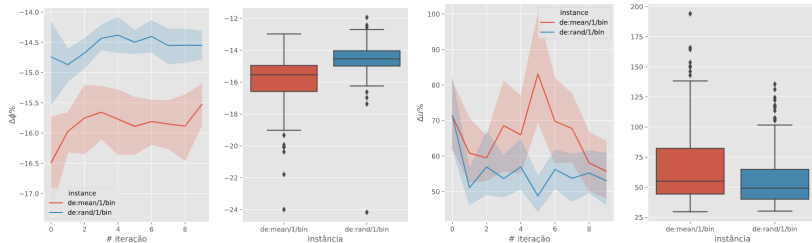
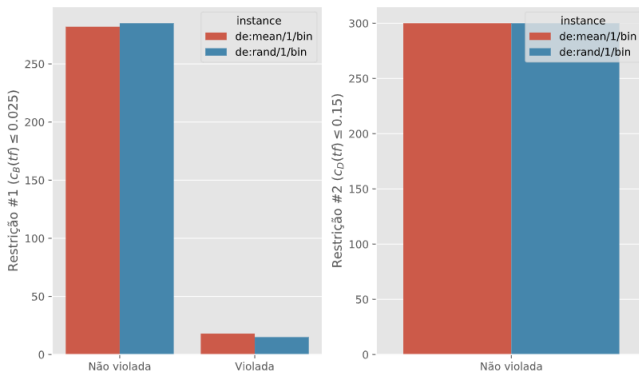


Figura: Variação relativa percentual do sinal de controle e função objetivo

# Violação das restrições



**Figura:** Comparação do número de violações das restrições da planta por instância

# Variação dos parâmetros

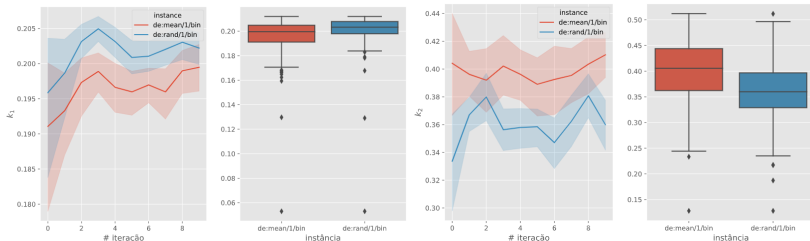


Figura: Variação dos parâmetros  $k_1$  e  $k_2$

# Erro do modelo

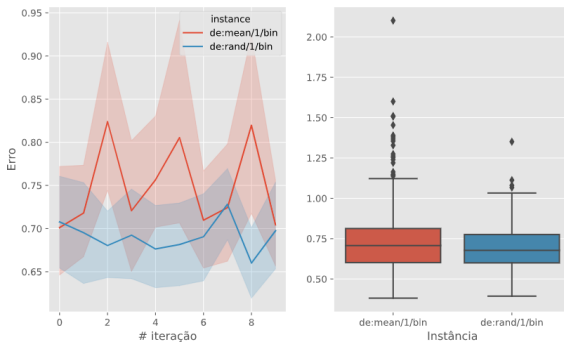


Figura: Erro do modelo em relação à planta



# Conclusão

- Duas variações do algoritmo DE foram implementadas e aplicadas com sucesso a um sistema RTO
- A variação DE/rand/1/bin apresentou menor variabilidade e melhores resultados
- Isso está relacionado com o comportamento de convergência prematura da variação DE/mean/1/bin descrito na literatura
- Ficou evidente o quanto a escolha do algoritmo pode afetar o desempenho do sistema RTO

# Próximos passos

- Inclusão de outros algoritmos evolutivos na comparação (PSO, GA) e outras variações do DE
- Inclusão de algoritmos exatos na comparação
- Realização do experimento considerando abordagens RTO estado da arte

# Referências



J. Lampinen (2012)

A constraint handling approach for the differential evolution algorithm

*Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation CEC'02*  
(Cat. No. 02TH8600), vol. 2, pp. 1468–1473, IEEE, 2002.



A. Marchetti, B. Chachuat, and D. Bonvin (2009)

Modifier-adaptation methodology for real-time optimization

*Industrial & engineering chemistry research* vol. 48, no. 13, pp.  
6022–6033, 2009



Quelhas, André D., Normando José Castro de Jesus, and José Carlos Pinto (2013)

Common vulnerabilities of RTO implementations in real chemical processes.

*The Canadian Journal of Chemical Engineering* 91.4 (2013): 652-668.



Gaspar-Cunha, A. and Takahashi, R. and Antunes, C.H. (2002)

Manual de computação evolutiva e metaheurística

*Imprensa da Universidade de Coimbra / Coimbra University Press*

# Obrigado!