

# EEE933 - Design and Analysis of Experiments

## Case Study 05

This version was compiled on June 12, 2018

Experiment: Comparação de desempenho de quatro configurações de um algoritmo de otimização, parte II.

**Apresentação.** Algoritmos baseados em populações são uma alternativa comum para a solução de problemas de otimização em engenharia. Tais algoritmos normalmente consistem de um ciclo iterativo, no qual um conjunto de soluções-candidatas ao problema são repetidamente sujeitas a operadores de variação e seleção, de forma a promover uma exploração do espaço de variáveis do problema em busca de um ponto de ótimo (máximo ou mínimo) de uma dada função-objetivo.

Dentre estes algoritmos, um método que tem sido bastante utilizado nos últimos anos é conhecido como *evolução diferencial* (DE, do inglês *differential evolution*) (Storn and Price, 1997). De forma simplificada, este método é composto pelos seguintes passos:

0. Entrada:  $N, n_{iter}, recpars, mutpars$ 
  1.  $t \leftarrow 0$
  2.  $X_t \leftarrow \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N\}$  (população inicial)
  3.  $\vec{f}_t \leftarrow f(X_t)$
  4. Enquanto ( $t < n_{iter}$ )
    1.  $V_t \leftarrow \text{mutação}(X_t, mutpars)$
    2.  $U_t \leftarrow \text{recombinação}(X_t, V_t, recpars)$
    3.  $\vec{j}_t \leftarrow f(U_t)$
    4.  $(X_{t+1}, \vec{f}_{t+1}) \leftarrow \text{seleção}(X_t, U_t, \vec{f}_t, \vec{j}_t)$
    5.  $t \leftarrow t + 1$
5. Saída:  $(X_t, \vec{f}_t)$

Suponha que um pesquisador está interessado em investigar o efeito de quatro configurações distintas deste algoritmo em seu desempenho para uma dada classe de problemas de otimização.

**Atividades.** Como forma de análise deste problema, cada equipe terá como tarefa a comparação experimental de quatro configurações em uma classe de problemas, representada por um conjunto de instâncias de teste. O objetivo deste estudo é responder às seguintes perguntas:

*Há alguma diferença no desempenho médio do algoritmo quando equipado com estas diferentes configurações, para a classe de problemas de interesse? Caso haja, qual a melhor configuração (ou melhores configurações) em termos de desempenho médio (atenção: quanto menor o valor retornado, melhor o algoritmo), e qual a magnitude das diferenças encontradas? Há alguma configuração que deva ser recomendada em relação às outras?*

Os seguintes parâmetros experimentais são dados para este estudo:

- Mínima diferença de importância prática (padronizada):  $(d^* = \delta^*/\sigma) = 0.5$
- Significância desejada:  $\alpha = 0.05$
- Potência mínima desejada (para o caso  $d = d^*$ ):  $\pi = 1 - \beta = 0.8$

**Informações operacionais.** Para a execução dos experimentos, instale os pacotes ExpDE (Campelo and Botelho, 2016) e smooof (Bossek, 2017):

```
install.packages("ExpDE")
install.packages("smooof")
```

A classe de funções de interesse para este teste é composta por funções Rosenbrock (Rosenbrock, 1960) (Pohlheim, 2005) de dimensão entre 2 e 150. Para gerar uma função de Rosenbrock de uma dada dimensão  $dim$ , faça:

```
suppressPackageStartupMessages(library(smoof))

# FOR INSTANCE: dim = 10
dim <- 10

fn <- function(X){
  if(!is.matrix(X)) X <- matrix(X, nrow = 1) # <- if a single vector is passed as X

  Y <- apply(X, MARGIN = 1,
             FUN = smooof::makeRosenbrockFunction(dimensions = dim))

  return(Y)
}

# testing the function on a matrix composed of 2 points
X <- matrix(runif(20), nrow = 2)
fn(X)
```

```
# [1] 195.8478 156.4954
```

Os limites das variáveis para uma dada função Rosenbrock de dimensão  $dim$  são dados por:  $-5 \leq x_i \leq 10$ ,  $i = 1, \dots, dim$ . Para o problema de dimensão  $dim$ , os seguintes parâmetros são dados:

```
# FOR INSTANCE: dim = 10
dim <- 10

selpars <- list(name = "selection_standard")
stopcritN <- list(names = "stop_maxeval", maxevals = 5000 * dim, maxiter = 100 * dim)
probparsN <- list(name = "fn", xmin = rep(-5, dim), xmax = rep(10, dim))
popsizeN = 5 * dim
```

As configurações que deverão ser comparadas por cada equipe são dadas por:

#### *# Equipe A*

```
## Config 1
recpars1 <- list(name = "recombination_arith")
mutpars1 <- list(name = "mutation_rand", f = 4)

## Config 2
recpars2 <- list(name = "recombination_bin", cr = 0.7)
mutpars2 <- list(name = "mutation_best", f = 3)

## Config 3
recpars3 <- list(name = "recombination_eigen",
                 othername = "recombination_bin", cr = 0.9)
mutpars3 <- list(name = "mutation_best", f = 2.8)

## Config 4
recpars4 <- list(name = "recombination_sbx", eta = 90)
mutpars4 <- list(name = "mutation_best", f = 4.5)
```

#### *# Equipe B*

```
## Config 1
recpars1 <- list(name = "recombination_exp", cr = 0.6)
mutpars1 <- list(name = "mutation_best", f = 2)

## Config 2
recpars2 <- list(name = "recombination_geo", alpha = 0.6)
mutpars2 <- list(name = "mutation_rand", f = 1.2)

## Config 3
recpars3 <- list(name = "recombination_blxAlphaBeta", alpha = 0.4, beta = 0.4)
mutpars3 <- list(name = "mutation_rand", f = 4)

## Config 4
recpars4 <- list(name = "recombination_wright")
mutpars4 <- list(name = "mutation_best", f = 4.8)
```

### *# Equipe C*

```
## Config 1
recpars1 <- list(name = "recombination_blxAlphaBeta", alpha = 0, beta = 0)
mutpars1 <- list(name = "mutation_rand", f = 4)

## Config 2
recpars2 <- list(name = "recombination_linear")
mutpars2 <- list(name = "mutation_rand", f = 1.5)

## Config 3
recpars3 <- list(name = "recombination_bin", cr = 0.25)
mutpars3 <- list(name = "mutation_best", f = 5)

## Config 4
recpars4 <- list(name = "recombination_eigen",
                 othername = "recombination_bin", cr = 0.5)
mutpars4 <- list(name = "mutation_best", f = 1)
```

### *# Equipe D*

```
## Config 1
recpars1 <- list(name = "recombination_blxAlphaBeta", alpha = 0.4, beta = 0.4)
mutpars1 <- list(name = "mutation_rand", f = 4)
popsize1 <- 230

## Config 2
recpars2 <- list(name = "recombination_eigen",
                 othername = "recombination_bin", cr = 0.9)
mutpars2 <- list(name = "mutation_best", f = 2.8)
popsize2 <- 85

## Config 3
recpars3 <- list(name = "recombination_mmax", lambda = 0.25)
mutpars3 <- list(name = "mutation_best", f = 3)
popsize3 <- 250

## Config 4
recpars4 <- list(name = "recombination_npoint", N = 10)
mutpars4 <- list(name = "mutation_rand", f = 0.8)
popsize4 <- 200
```

```

# Equipe E
## Config 1
recpars1 <- list(name = "recombination_lbga")
mutpars1 <- list(name = "mutation_rand", f = 4.5)

## Config 2
recpars2 <- list(name = "recombination_blxAlphaBeta", alpha = 0.1, beta = 0.1)
mutpars2 <- list(name = "mutation_rand", f = 3)

## Config 3
recpars3 <- list(name = "recombination_blxAlphaBeta", alpha = 0.4, beta = 0.4)
mutpars3 <- list(name = "mutation_rand", f = 4)

## Config 4
recpars4 <- list(name = "recombination_eigen",
                 othername = "recombination_bin", cr = 0.9)
mutpars4 <- list(name = "mutation_best", f = 2.8)

```

```

# Equipe F

## Config 1
recpars1 <- list(name = "recombination_mmax", lambda = 0.25)
mutpars1 <- list(name = "mutation_best", f = 4)

## Config 2
recpars2 <- list(name = "recombination_npoint", N = 17)
mutpars2 <- list(name = "mutation_rand", f = 2.2)

## Config 3
recpars3 <- list(name = "recombination_lbga")
mutpars3 <- list(name = "mutation_rand", f = 4.5)

## Config 4
recpars4 <- list(name = "recombination_blxAlphaBeta", alpha = 0.1, beta = 0.4)
mutpars4 <- list(name = "mutation_rand", f = 3)

```

### *# Equipe G*

```
## Config 1
recpars1 <- list(name = "recombination_blxAlphaBeta", alpha = 0, beta = 0)
mutpars1 <- list(name = "mutation_rand", f = 4)

## Config 2
recpars2 <- list(name = "recombination_exp", cr = 0.6)
mutpars2 <- list(name = "mutation_best", f = 2)

## Config 3
recpars3 <- list(name = "recombination_mmax", lambda = 0.25)
mutpars3 <- list(name = "mutation_best", f = 4)

## Config 4
recpars4 <- list(name = "recombination_npoint", N = 17)
mutpars4 <- list(name = "mutation_rand", f = 2.2)
```

### *# Equipe H*

```
## Config 1
recpars1 <- list(name = "recombination_eigen",
                 othername = "recombination_bin", cr = 0.9)
mutpars1 <- list(name = "mutation_best", f = 2.8)

## Config 2
recpars2 <- list(name = "recombination_sbx", eta = 90)
mutpars2 <- list(name = "mutation_best", f = 4.5)

## Config 3
recpars3 <- list(name = "recombination_exp", cr = 0.6)
mutpars3 <- list(name = "mutation_best", f = 2)

## Config 4
recpars4 <- list(name = "recombination_geo", alpha = 0.6)
mutpars4 <- list(name = "mutation_rand", f = 1.2)
```

```

# Equipe I

## Config 1
recpars1 <- list(name = "recombination_blxAlphaBeta", alpha = 0.4, beta = 0.4)
mutpars1 <- list(name = "mutation_rand", f = 4)

## Config 2
recpars2 <- list(name = "recombination_wright")
mutpars2 <- list(name = "mutation_best", f = 4.8)

## Config 3
recpars3 <- list(name = "recombination_arith")
mutpars3 <- list(name = "mutation_rand", f = 4)

## Config 4
recpars4 <- list(name = "recombination_bin", cr = 0.7)
mutpars4 <- list(name = "mutation_best", f = 3)

```

Cada observação individual do desempenho do algoritmo equipado com um dado operador pode ser obtida através dos comandos abaixo:

```

suppressPackageStartupMessages(library(ExpDE))

# Run algorithm on problem:
out <- ExpDE(mutpars = mutparsX,
             recpars = recparsX,
             popsize = popsizeN,
             selpars = selpars,
             stopcrit = stopcritN,
             probpars = probparsN,
             showpars = list(show.iters = "dots", showevery = 20))

# Extract observation:
out$Fbest

```

onde *mutparsX*, *recparsX*, *popsizeN*, *stopcritN* e *probparsN* devem ser substituídos pelas variáveis apropriadas (*X* é relativo à configuração, e *N* à dimensão do problema, conforme definições acima).

**Outras definições.** Este estudo de caso consiste das seguintes etapas:

1. Formulação das hipóteses de teste;
2. Cálculo do tamanho amostral;
3. Coleta e tabulação dos dados;
4. Teste das hipóteses;
5. Estimação da magnitude da diferença entre os métodos (incluindo intervalo de confiança);
6. Verificação das premissas dos testes;
7. Derivação de conclusões;
8. Discussão sobre possíveis limitações do estudo e sugestões de melhoria.

Lembre-se que as conclusões devem ser colocadas no contexto das perguntas técnicas de interesse.

**Importante:** Estudar atentamente os slides da unidade 11 (*Blocking*) e a seção sobre *Planejamento Completo em Blocos Aleatorizados* do livro do Montgomery.

**Relatório.** Cada equipe deverá entregar um relatório detalhando o experimento e a análise dos dados. O relatório será avaliado de acordo com os seguintes critérios:

- Obediência ao formato determinado (ver abaixo);
- Reproducibilidade dos resultados;
- Qualidade técnica;
- Estrutura da argumentação;
- Correto uso da linguagem (gramática, ortografia, etc.);

O relatório deve *obrigatoriamente* ser produzido utilizando **R Markdown** (opcionalmente utilizando estilos distintos, como o do presente documento), e deve conter todo o código necessário para a reprodução da análise obtida, embutido na forma de blocos de código no documento. Os grupos devem enviar:

- O arquivo **.Rmd** para geração do relatório.
- O arquivo **.pdf** compilado a partir do **.Rmd**.
- O arquivo de dados utilizado, em formato **.csv**.

O arquivo **.Rmd** deve ser capaz de ser compilado em um pdf sem erros, e deve assumir que o arquivo de dados se encontra no mesmo diretório do arquivo do relatório. Modelos de estudos de caso estão disponíveis no repositório da disciplina no github. Caso a equipe deseje utilizar o estilo do presente documento, pode consultar seu código-fonte no repositório (note que o mesmo requer a instalação do pacote *pinp*).

**Importante:** Salve seu arquivo **.Rmd** em UTF-8 (para evitar erros na compilação em outros sistemas).

**Importante:** Inclua no relatório os papéis desempenhados por cada membro da equipe (Relator, Verificador etc.)  
Relatórios serão aceitos em português ou inglês.

**Entrega.** Os arquivos relativos a este estudo de caso (pdf + rmd + csv) deverão ser comprimidos em um .ZIP e submetidos via Moodle, na atividade **Case Study 05**, até a data-limite de **Sexta-feira, 6 de julho de 2018, às 23:55h**. Após esta data o sistema estará fechado para recebimento.

**Importante:** Apenas uma submissão por equipe é necessária.

**Importante:** Relatórios não serão recebidos por e-mail ou em formato impresso.

## References

- Bossek J (2017). "smoof: Single- and Multi-Objective Optimization Test Functions." *The R Journal*. URL <https://journal.r-project.org/archive/2017/RJ-2017-004/index.html>.
- Campelo F, Botelho M (2016). "Experimental Investigation of Recombination Operators for Differential Evolution." In *Proc. Genetic and Evolutionary Computation Conference - GECCO'2016*.
- Pohlheim H (2005). "Examples of Objective Functions." online. URL [http://www.geatbx.com/download/GEATbx\\_ObjFunExpl\\_v37.pdf](http://www.geatbx.com/download/GEATbx_ObjFunExpl_v37.pdf).
- Rosenbrock HH (1960). "An Automatic Method for Finding the Greatest or least Value of a Function." *Computer Journal*, **3**(3), 175–184.
- Storn R, Price K (1997). "Differential Evolution: A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces." *J. of Global Optimization*, **11**(4), 341–359.