

**Universidade de Pernambuco (UPE)**  
**Escola Politécnica de Pernambuco (POLI)**  
**Programa de Pós-graduação em Engenharia da Computação (PPGEC)**  
**Programa de Pós-graduação em Engenharia de Sistemas (PPGES)**

## **Relatório da Prática de Inteligência de Enxames**

**Alunos:**

Carlos Henrique Maciel  
Cristóvão Zuppardo Rufino

**Professor:** Dr. Carmello Bastos Filho

06 de Dezembro de 2012

# Lista de Figuras

2.1	Função Rastrigin para $n = 2$ . . . . .	6
4.1	Boxplot para configuração 5-global-decay . . . . .	10
4.2	Boxplot para configuração 5-global-c1c2 . . . . .	10
4.3	Boxplot para configuração 5-local-decay . . . . .	11
4.4	Boxplot para configuração 5-local-c1c2 . . . . .	11
4.5	Boxplot para configuração 20-global-decay . . . . .	12
4.6	Boxplot para configuração 20-global-c1c2 . . . . .	12
4.7	Boxplot para configuração 20-local-decay . . . . .	13
4.8	Boxplot para configuração 20-local-c1c2 . . . . .	13
4.9	Boxplot para configuração 50-global-decay . . . . .	14
4.10	Boxplot para configuração 50-global-c1c2 . . . . .	14
4.11	Boxplot para configuração 50-local-decay . . . . .	15
4.12	Boxplot para configuração 50-local-c1c2 . . . . .	15

# Lista de Tabelas

2.1	Número possível de partículas do exame . . . . .	7
2.2	Tipos de topologia investigadas . . . . .	7
2.3	Variação dos coeficientes . . . . .	7
4.1	Teste de Wilcoxon Pareado para variação nos parâmetros $C_1$ e $C_2$ . . . . .	16

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>4</b>
1.1	Algoritmo PSO . . . . .	4
1.2	Objetivo da medição . . . . .	4
1.3	Objetivo do estudo . . . . .	5
<b>2</b>	<b>Planejamento</b>	<b>6</b>
2.1	Função para otimização . . . . .	6
2.2	Tabela de testes . . . . .	6
<b>3</b>	<b>Operação</b>	<b>8</b>
<b>4</b>	<b>Resultados</b>	<b>9</b>
4.1	Resultados obtidos . . . . .	9
4.2	Comparação de execução . . . . .	15
<b>5</b>	<b>Conclusão</b>	<b>17</b>

# Capítulo 1

## Introdução

A motivação deste estudo é aprender como desenvolver um algoritmo de inteligência de enxames, mais especificamente o *PSO* (do inglês *Particle Swarm Optimization*, Otimização por Enxame de Partículas), e adquirir alguma sensibilidade quanto aos parâmetros da técnica. O objeto de estudo deste trabalho é o algoritmo clássico do PSO e quais impactos os parâmetros tem no desempenho da técnica, tais como: tamanho do enxame, importância do conhecimento cognitivo, importância do conhecimento social entre outros.

Alguns experimentos serão montados e, se necessário, um estudo estatístico será efetuado para melhorar a compreensão do que os parâmetros podem ajudar ou atrapalhar no funcionamento do algoritmo.

### 1.1 Algoritmo PSO

O PSO é um algoritmo inspirado no voo de aves em busca de alimentos. Foi idealizado por Kennedy e Eberhart em 1995 [1]. Cada partícula é uma solução candidata para um problema e, por meio de troca de informações, o conjunto de partículas (o enxame) realiza, iterativamente, uma busca para encontrar uma "boa" solução para o problema. A solução é representada pelo posicionamento da partícula no espaço de busca. Não é possível afirmar que a solução final é a melhor pois seria necessário uma exploração total do espaço de busca.

Como há movimentação de partículas, é óbvia a presença de uma velocidade e de uma posição. O algoritmo original do PSO apresenta duas equações que definem a atualização da velocidade e da posição iterativamente. Estas equações são, respectivamente

$$\vec{v}[t+1] = \omega \vec{v}[t] + C_1 r_1 (\vec{p}_{Best} - \vec{x}[t]) + C_2 r_2 (\vec{g}_{Best} - \vec{x}[t]) \quad (1.1)$$

e

$$\vec{x}[t+1] = \vec{x}[t] + \vec{v}[t+1] \quad (1.2)$$

onde  $\vec{v}$  e  $\vec{x}$  são, respectivamente, a velocidade e a posição da partícula.  $C_1$  e  $C_2$  são números tal que  $C_1, C_2 \in \mathbb{R}$  e representam a importância que a partícula dá a, respectivamente, informação cognitiva e a informação do enxame.  $r_1$  e  $r_2$  são números uniformemente distribuídos no intervalo  $[0, 1]$  e  $\omega$  representa a inércia da partícula.

### 1.2 Objetivo da medição

Será realizado um estudo comparativo do desempenho do algoritmo básico do PSO em uma função matemática para várias configurações dos parâmetros do algoritmo. A métrica de comparação será o melhor *fitness* por iteração (ou conjunto de iterações).

## 1.3 Objetivo do estudo

- Implementar e testar um algoritmo de inteligência de enxames
- Encontrar uma configuração que permita uma execução satisfatória, em termos de convergência, valor de *fitness*, etc. do algoritmo
- Adquirir alguma sensibilidade de como os parâmetros contribuem na execução

No segundo capítulo tem-se a descrição do planejamento dos experimentos assim como o levantamento de hipóteses. No Capítulo três apresenta-se como os testes serão realizados e os resultados comparados. No quarto e último capítulo apresentam-se os resultados obtidos e finaliza-se com as conclusões.

## Capítulo 2

# Planejamento

Neste capítulo descreve-se o planejamento que foi realizado para a realização dos experimentos.

### 2.1 Função para otimização

A função que foi definida para realizar o estudo é a função Rastrigin. Esta função é definida tal que

$$f(\vec{x}) = An + \sum_{i=1}^n [x_i^2 - A \cos(2\pi x_i)] \quad (2.1)$$

onde  $A = 10$ ,  $x_i \in [-5, 12; 5, 12]$  e  $n$  indica o número de dimensões que está se utilizando. Esta função possui mínimo global  $f(\vec{x}) = 0$  quando  $\vec{x} = \vec{0}$ . A Figura 2.1 apresenta o formato da função quando  $n = 2$

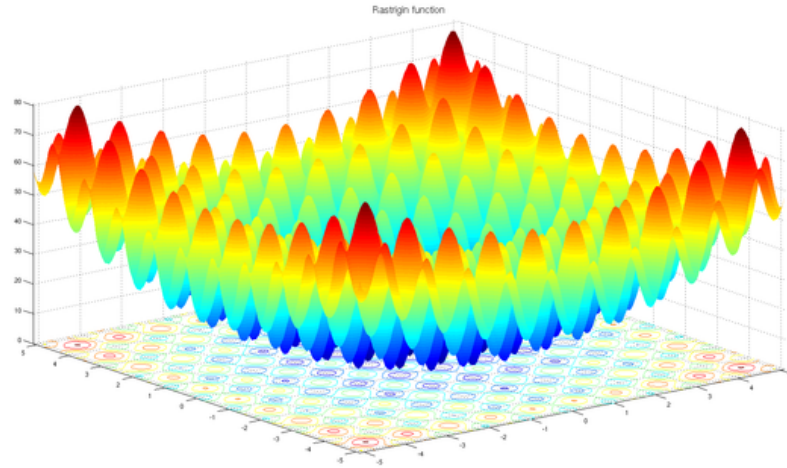


Figura 2.1: Função Rastrigin para  $n = 2$ .

Possuindo a equação (2.1) apenas mínimo, o objetivo de se utilizar a técnica de PSO será para minimizar, isto é, encontrar o valor mínimo da função Rastrigin.

### 2.2 Tabela de testes

Os parâmetros que serão variados nos testes serão:

1. **Número** de partículas do enxame
2. **Topologia** do enxame
3. Valor da **inércia**
4. Valor da importância do conhecimento **social** e **cognitivo**.

O critério de parada adotado para o algoritmo será o número de acesso à função de *fitness* que será fixado em 10000 (dez mil) acessos.

O número de partículas do enxame será entre os seguintes valores:

Tabela 2.1: Número possível de partículas do enxame

Número de partículas
5
20
50

As topologias do enxame serão:

Tabela 2.2: Tipos de topologia investigadas

Topologias
Global
Local

Já a o coeficiente de inércia ( $\omega$ ) e o coeficiente do conhecimento cognitivo e social (respectivamente  $C_1$  e  $C_2$ ) serão testados de acordo com a seguinte tabela:

Tabela 2.3: Variação dos coeficientes

Inércia ( $\omega$ )	$C_1$ e $C_2$
$\omega = 0,9 \rightarrow 0,4$	$C_1 = C_2 = 2,05$ (constante)
$\omega = \text{cte}$	$C_1 = 2,5 \rightarrow 1,5; C_2 = 1,5 \rightarrow 2,5$

Portanto unindo as informações das Tabelas 2.1, 2.2 e 2.3 tem-se, no total, doze configurações diferentes para realizar experimentos. Cada experimento será realizado trinta vezes e, então, serão comparados.



## Capítulo 3

# Operação

O experimento consiste na análise da convergência do algoritmo PSO para cada caso de teste definido. Também será realizado o teste não paramétrico de Wilcoxon para comparar os casos em que uma simples inspeção visual não for suficiente para saber qual configuração foi melhor que a outra.

O tipo de erro utilizado no teste de hipótese não paramétrico de Wilcoxon é do Tipo II, o que significa que é o caso em que a hipótese nula é aceita, mesmo que realmente ela não seja verificada. Na prática, aceitam-se os falsos-positivos.

O mesmo computador será utilizado na realização de todos os testes, variando apenas o *seed* para o gerador pseudo-aleatório e os parâmetros do PSO. Como se trata do mesmo algoritmo sendo executado antes e depois de algumas mudanças, podem realizar o pareamento dos dados sem problemas.

O algoritmo programado foi escrito na linguagem de programação C: uma linguagem de nível intermediário, e otimizado para que o desempenho do programa fosse o melhor possível. O código-fonte escrito é bastante reduzido e modularizado. O nível de complexidade do programa na notação *Big-O* é  $O(n^2)$ . Para se executar o programa é necessário passar como parâmetro de inicialização a configuração desejada. Por exemplo, deseja-se executar o PSO com vinte partículas, então executa-se o comando:

*./PSO 20*

Como saída do programa, tem-se o melhor resultado já visitado pelo enxame para cada 50 iterações. A configuração do computador utilizado para realizar os experimentos é: Intel Core 2 Duo 2,00GHz, 2GB de memória RAM, sistema operacional GNU/Linux x86-64.

Cada configuração foi executada trinta vezes, no mesmo computador. Apesar do computador possuir mais de um núcleo, o programa desenvolvido não utilizou disso para acelerar seu processamento, executando assim o seu código em apenas um núcleo.

## Capítulo 4

# Resultados

Este capítulo apresenta os resultados obtidos para cada uma das doze configurações investigadas.

### 4.1 Resultados obtidos

As figuras a seguir são o *bloxplot* de cada configuração. A nomenclatura utilizada foi a seguinte: uma configuração **5-global-decay** significa:

- **Cinco** partículas no enxame
- Topologia **global**
- $\omega = 0,9 \rightarrow 0,4$

Já uma configuração **20-local-c1c2** significa:

- **Vinte** partículas no enxame
- Topologia **local**
- $C_1 = 2,5 \rightarrow 1,5$  e  $C_2 = 1,5 \rightarrow 2,5$

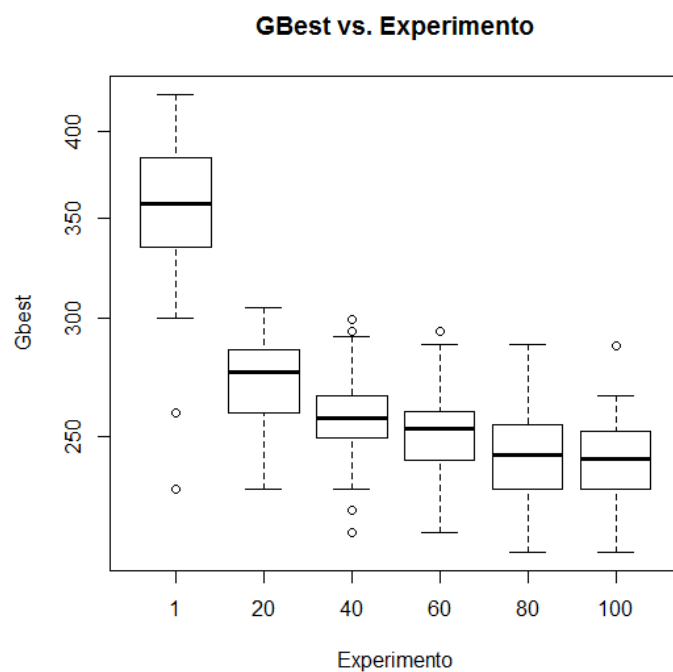


Figura 4.1: Boxplot para configuração 5-global-decay

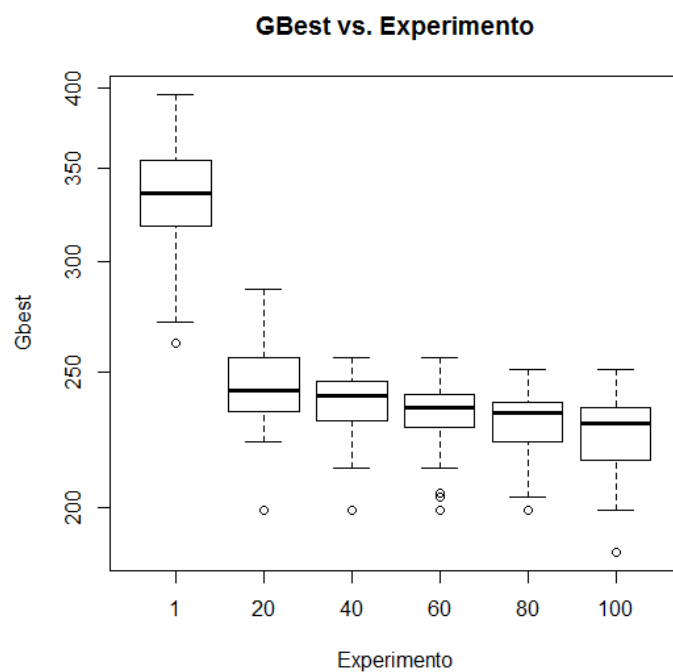


Figura 4.2: Boxplot para configuração 5-global-c1c2

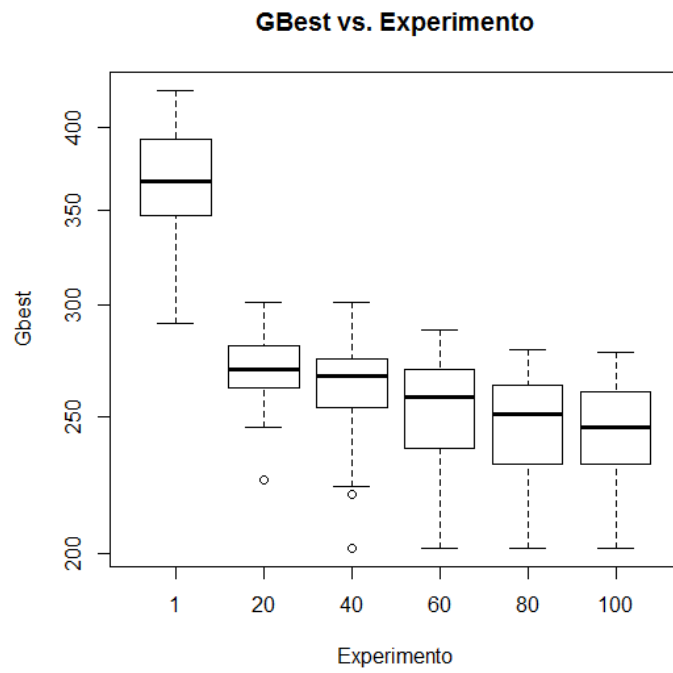


Figura 4.3: Boxplot para configuração 5-local-decay

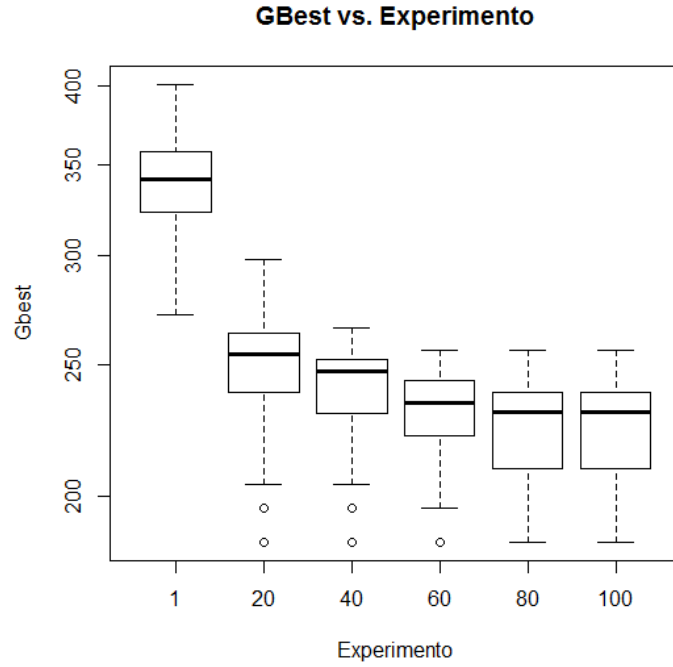


Figura 4.4: Boxplot para configuração 5-local-c1c2

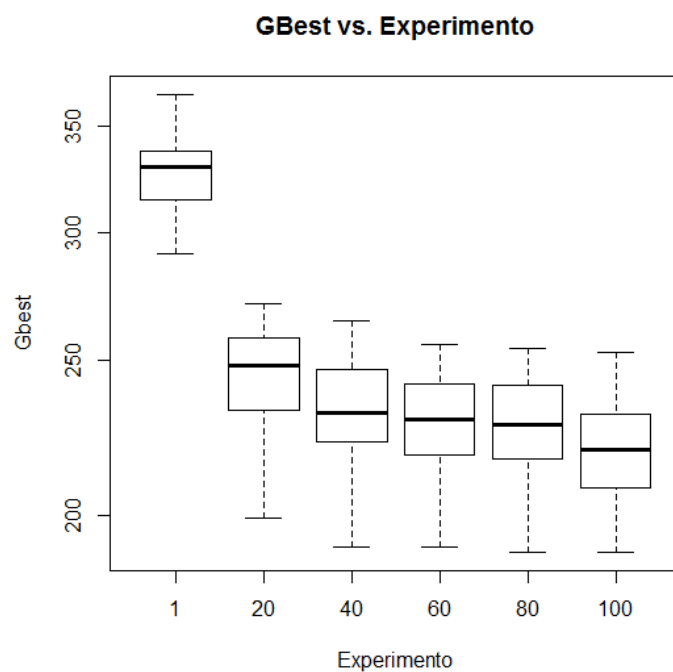


Figura 4.5: Boxplot para configuração 20-global-decay

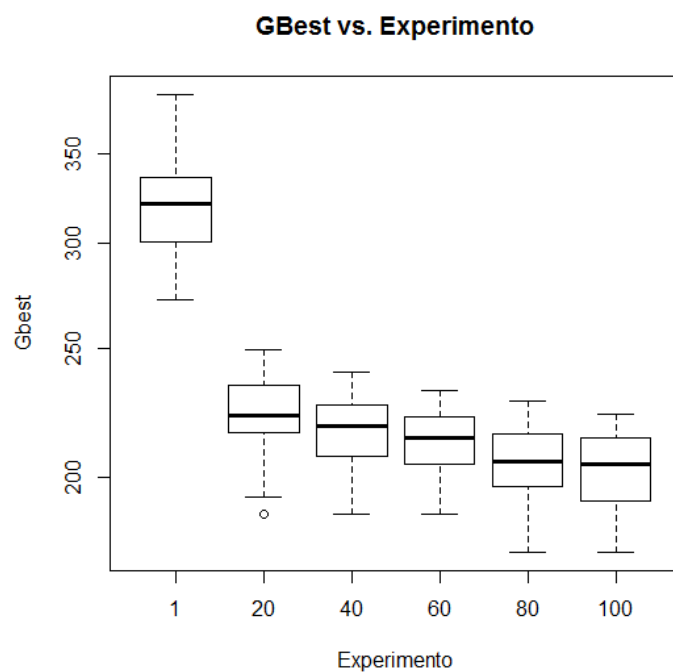


Figura 4.6: Boxplot para configuração 20-global-c1c2

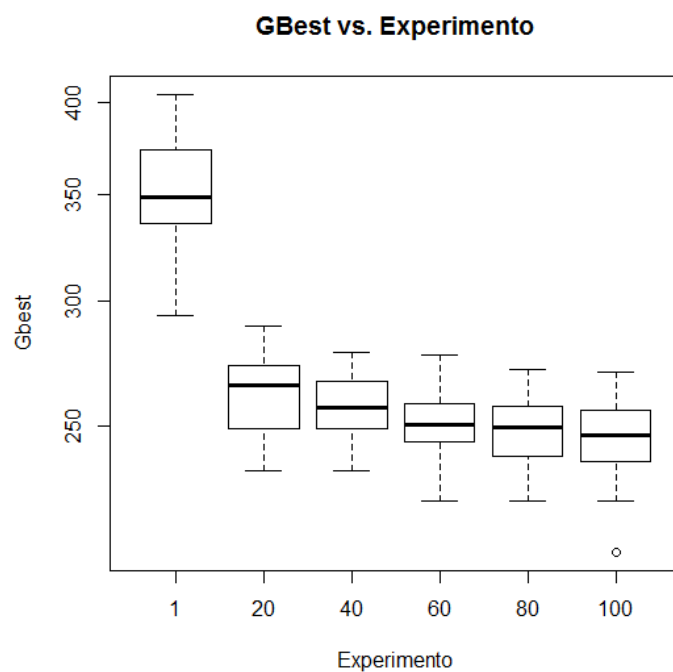


Figura 4.7: Boxplot para configuração 20-local-decay

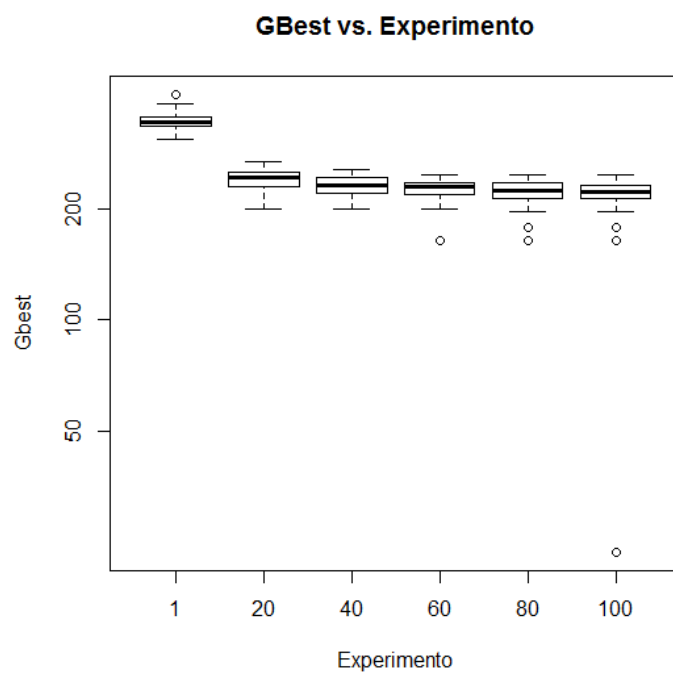


Figura 4.8: Boxplot para configuração 20-local-c1c2

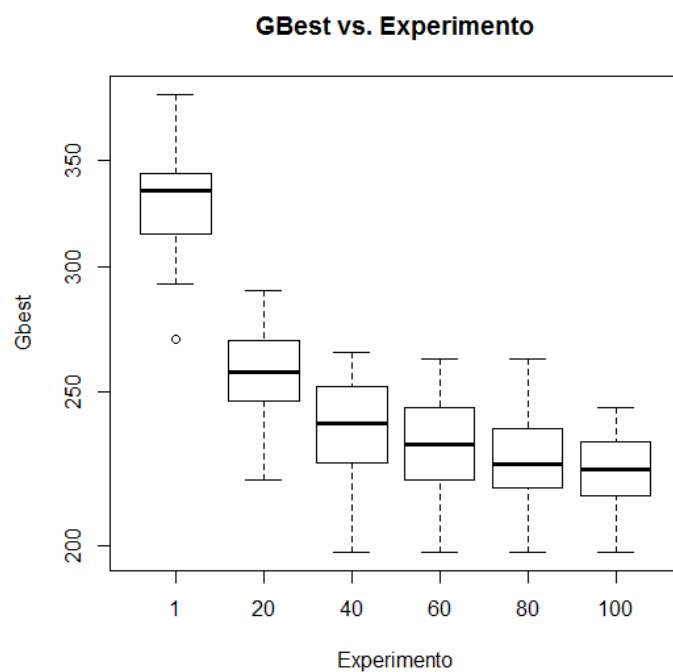


Figura 4.9: Boxplot para configuração 50-global-decay

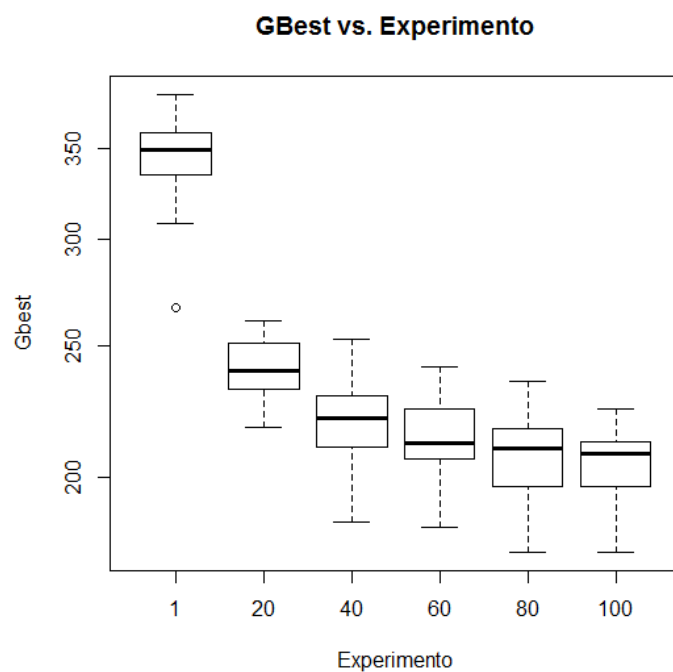


Figura 4.10: Boxplot para configuração 50-global-c1c2

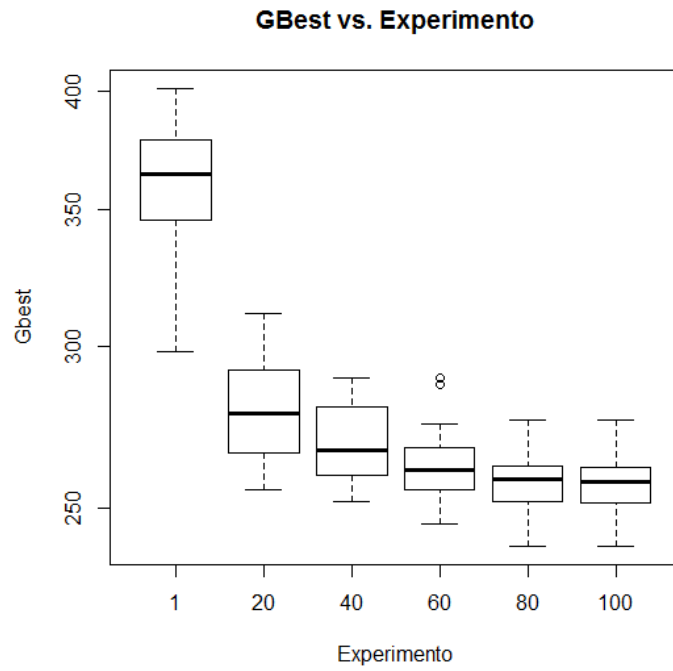


Figura 4.11: Boxplot para configuração 50-local-decay

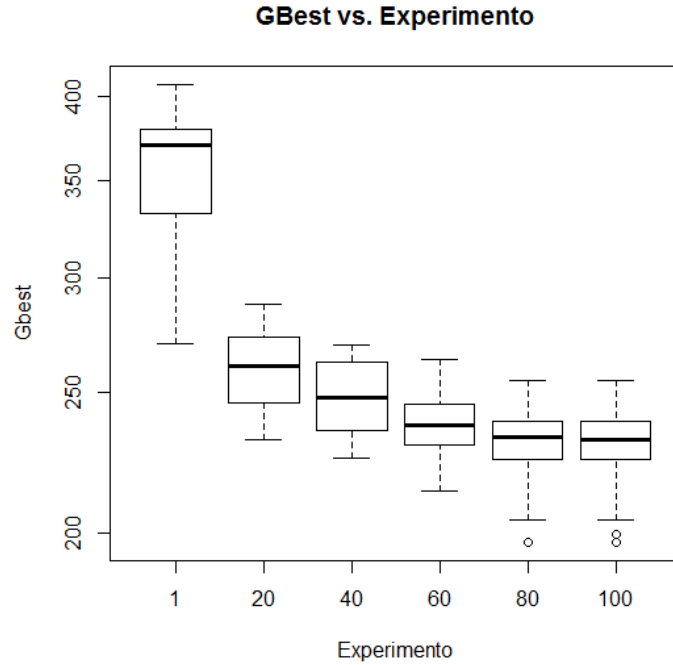


Figura 4.12: Boxplot para configuração 50-local-c1c2

## 4.2 Comparação de execução

Após estes experimentos serem executados foi realizado o teste de Wilcoxon Pareado com 95% de intervalo de confiança. O resultado está na Tabela 4.1.



Tabela 4.1: Teste de Wilcoxon Pareado para variação nos parâmetros  $C_1$  e  $C_2$

	5 partículas	20 partículas	50 partículas
5 partículas	-	P	P
20 partículas	M	-	P
50 partículas	M	M	-

## Capítulo 5

# Conclusão

O algoritmo PSO é bastante utilizado para otimizar funções. Além do algoritmo clássico há variações da técnica. Para este trabalho realizou-se um estudo de convergência para doze configurações do PSO clássico. Observou-se que todas as configurações foram capazes de convergir apesar de fazê-lo de modo diferente.

Observou-se que a topologia global obteve um resultado igual ou melhor que a topologia local e que o número de partículas teve influência nos resultados. Nos arranjos realizados, quando se tem mais partículas o resultado é melhor.

# Referências Bibliográficas

- [1] R. Kennedy, J.; Eberhart. Particle swarm optimization. *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995.