
Otimização a Múltiplos Objetivos e o Método de Enxames de Partículas: Aplicação ao Projeto de Equipamentos Eletromagnéticos

Baseado na Dissertação de Mestrado de:

Leandro Zavarez Barbosa

**TÉCNICAS DE OTIMIZAÇÃO BASEADAS NO PARADIGMA DE
ENXAMES DE PARTÍCULAS E SUA APLICAÇÃO AO PROJETO DE
EQUIPAMENTOS ELETROMAGNÉTICOS**

Introdução

■ Otimização

- **Mono-objetivo:** Solução única
- **Multiobjetivo:** Conjunto de soluções ótimas
 - Soluções incomparáveis entre si
 - Dominância de Pareto

■ Algoritmos evolutivos

- Utilizam o conceito de população
 - Várias possíveis soluções a cada iteração
- Soluções ótimas com poucas iterações
- Exemplos: Algoritmo Genético, Evolução Diferencial.

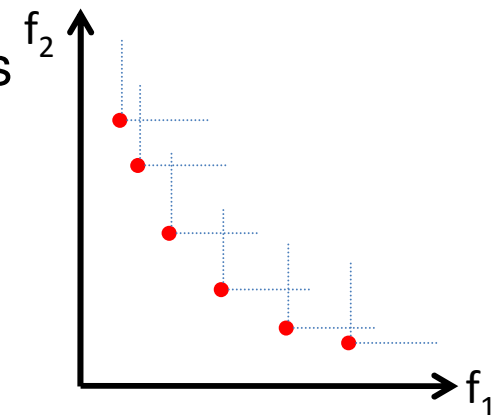


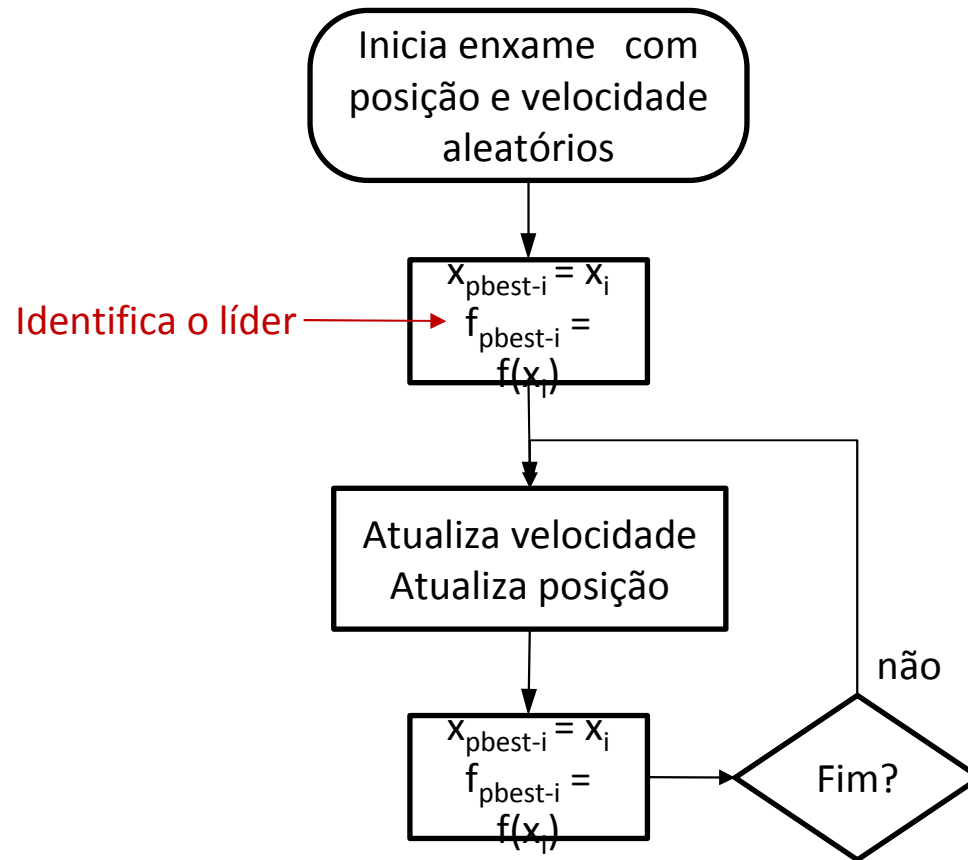
Fig. 1 – Conjunto de soluções ótimas

Particle Swarm Optimization – PSO

Otimização mono-objetivo

- Algoritmo evolutivo baseado no movimento de pássaros.
 - Uma população (enxame) cujos indivíduos (partículas) são possíveis soluções “voa” no espaço de soluções
 - Novas soluções geradas a partir de iterações sociais entre as partículas
 - A posição é atualizada a cada iteração:
 1. Velocidade anterior da partícula
 2. Melhor posição individual – ***Melhor individual***
 3. Melhor posição do enxame (líder) – ***Melhor solução***

PSO – Algoritmo de Otimização



PSO - Parâmetros

- Inércia w_i
- Fatores de aprendizado
 - Cognitivo c_1
 - Social c_2
- Tamanho do enxame
- Topologia

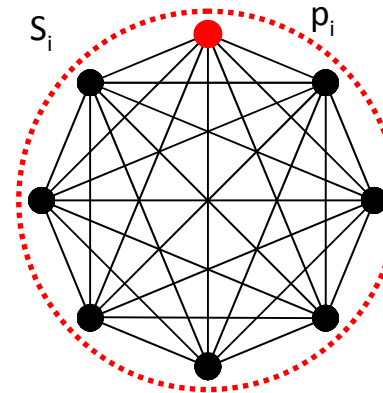


Fig. 2 – Topologia totalmente conectada

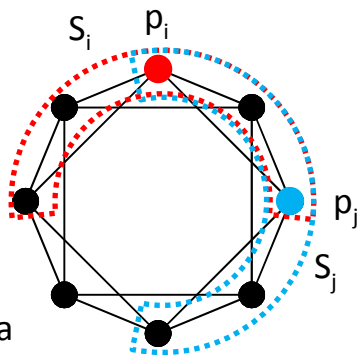


Fig.3 – Topologia melhor local com $k=4$

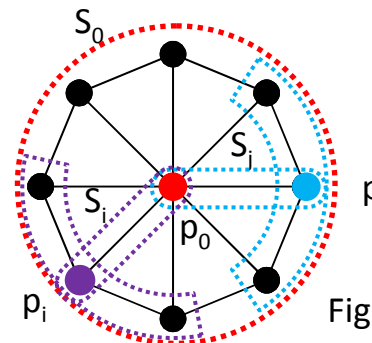
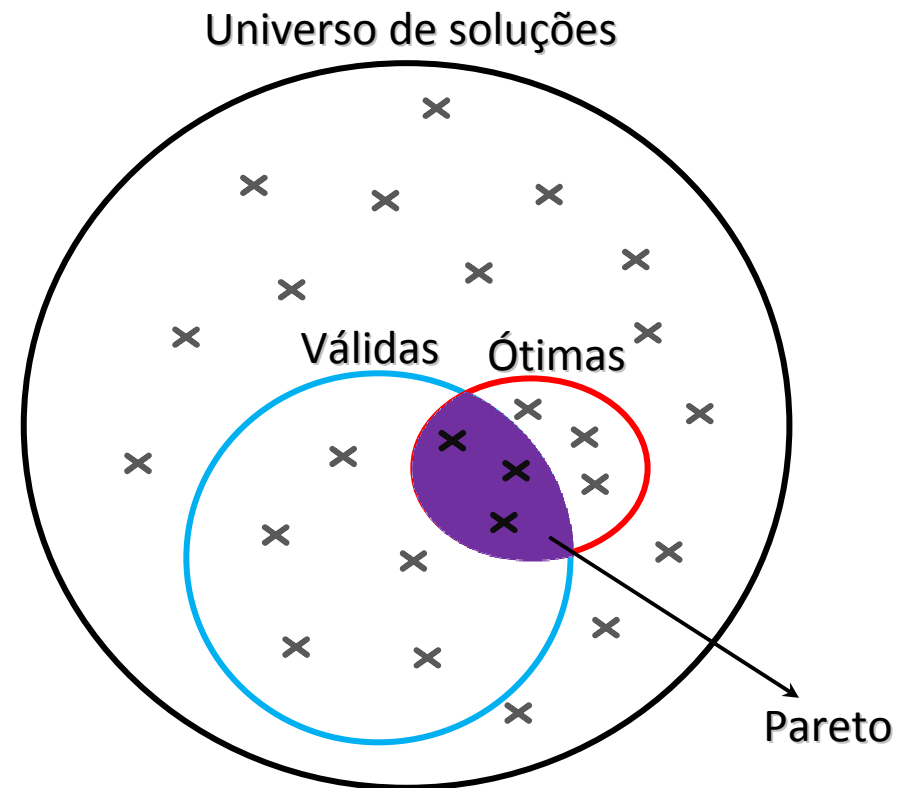


Fig.4 – Topologia roda

PSO Multiobjetivo

- O conceito de Melhor solução muda de uma única solução para um conjunto de soluções.
- Como adaptar o PSO ao novo cenário?
 - Uso do conceito de Dominância de Pareto
 - Arquivo externo
 - Força de Pareto
 - *Crowding distance*



Enhanced Multiobjective Particle Swarm Optimization - EMOPSO

- Baseado no Multiobjective Particle Swarm Optimization (MOPSO) proposto por Raquel e Naval¹

- MOPSO

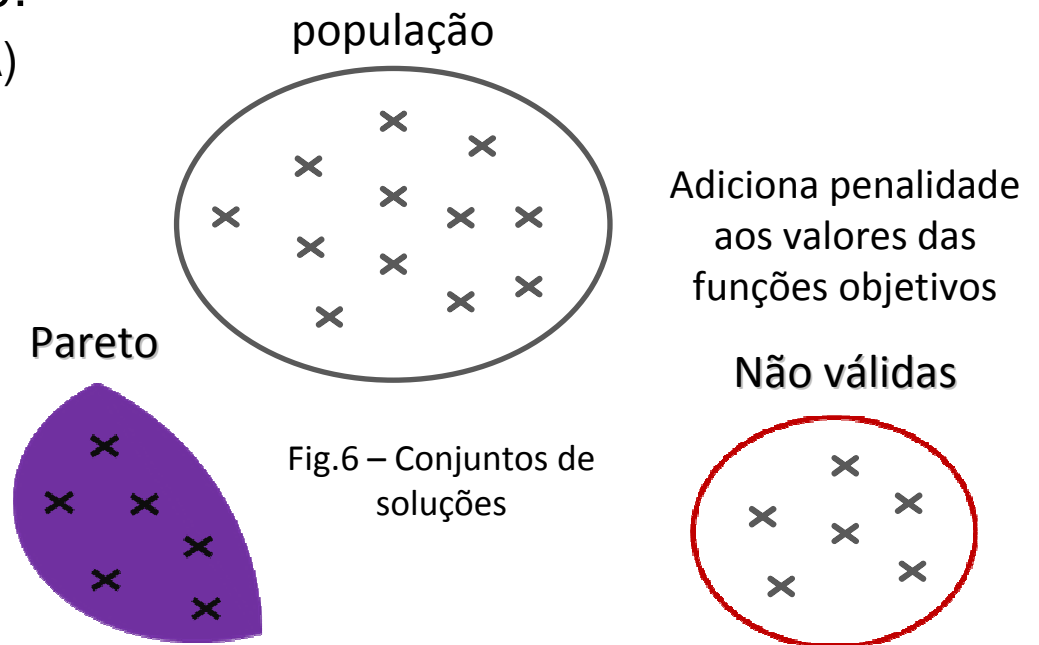
- Arquivo externo ranqueado:

- Crowding distance (NSGA)

- Mutação

- Velocidade:

1. Velocidade anterior
2. Melhor posição individual
3. Melhor posição global
 - Aleatória
 - Crowding distance



¹C. R. Raquel and P.C. Naval, Jr., "An effective use of crowding distance in multiobjective particle swarm optimization," in *Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2005)*, Washington, DC, USA, 2005.

Enhanced Multiobjective Particle Swarm Optimization - EMOPSO

- Baseado no Multiobjective Particle Swarm Optimization (MOPSO) proposto por Raquel e Naval¹

- MOPSO

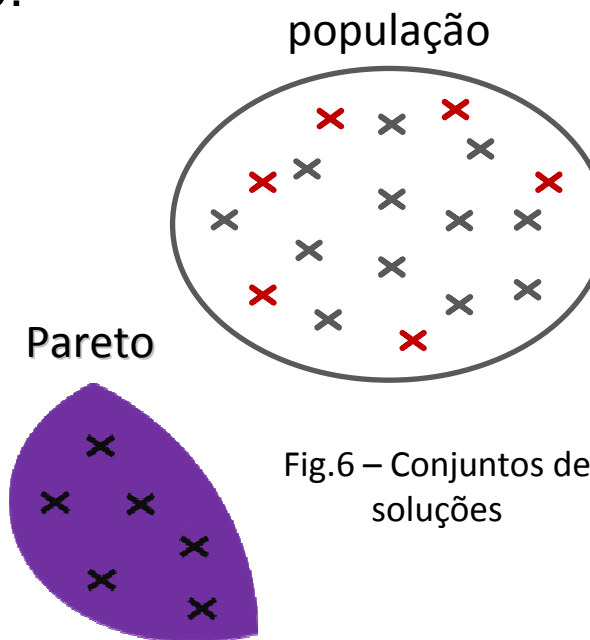
- Arquivo externo ranqueado:

- Crowding distance

- Mutação

- Velocidade:

1. Velocidade anterior
2. Melhor posição individual
3. Melhor posição global
 - Aleatória
 - Crowding distance



Não válidas

Adiciona um pênalti aos valores das funções objetivos

Fig.6 – Conjuntos de soluções

¹C. R. Raquel and P.C. Naval, Jr., "An effective use of crowding distance in multiobjective particle swarm optimization," in *Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2005)*, Washington, DC, USA, 2005.

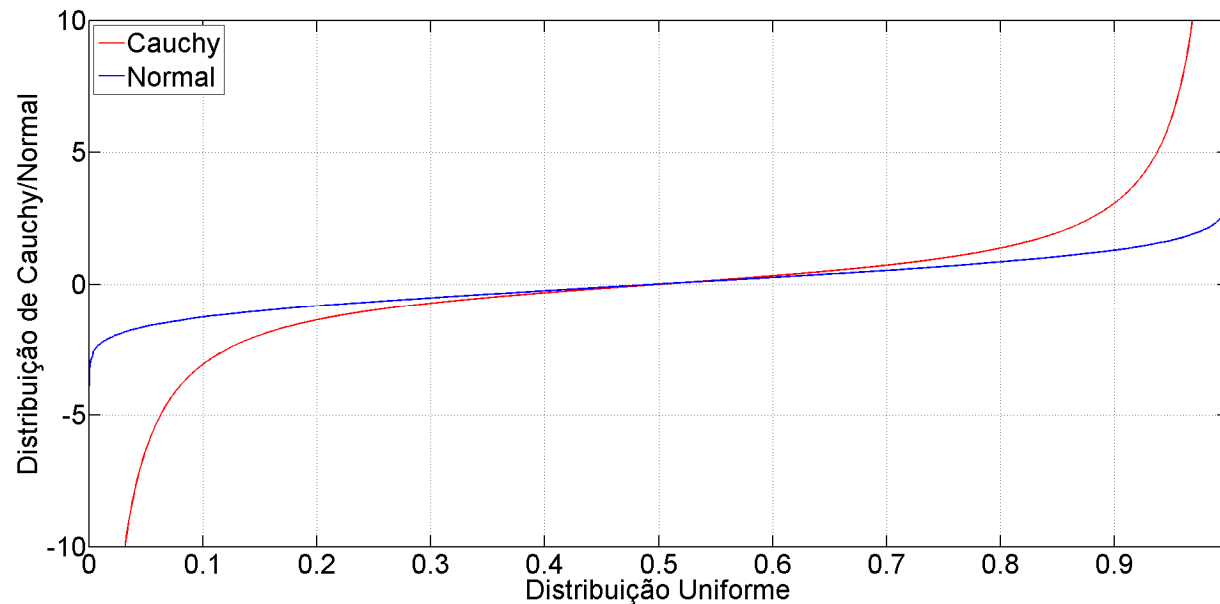
Enhanced Multiobjective Particle Swarm Optimization - EMOPSO

➤ EMOPSO

- Arquivo externo ranqueado:
 - Crowding distance
- Distribuição de Cauchy

– Velocidade:

1. Velocidade anterior
2. Melhor posição individual
3. Melhor posição global



- Aleatória
- Crowding distance

Fig.7 – Comparativo entre a distribuição normal e a de Cauchy

Multiobjective Strength Pareto Particle Swarm Optimization – MSP2SO

➤ MSP2SO

- ❑ Arquivo externo

- Força de Pareto (do SPEA²)

- ❑ Velocidade

1. Velocidade anterior

2. Melhor posição individual

- Para cada função objetivo -> Δ_{local}

3. Melhor posição global

- **Todas** as soluções do arquivo externo -> Δ_{global}

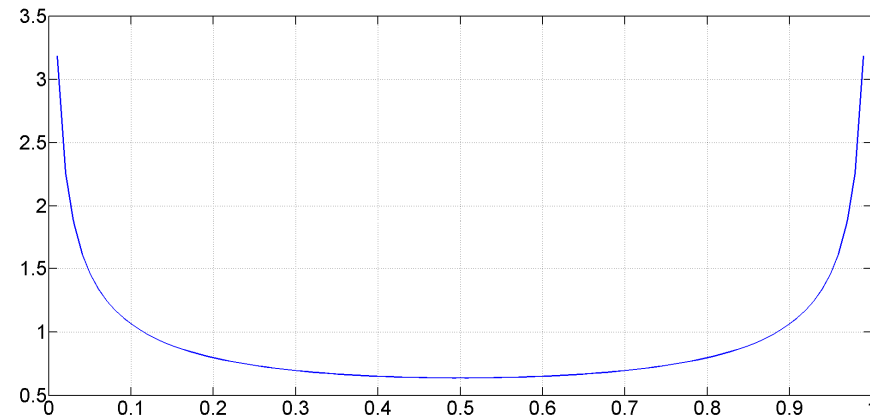


Fig.7 – Densidade de probabilidade

$$\Delta_{local} = \sum_{m=1}^F r_m^f (x_{ipbest}^m - x_i(t-1))$$

$$\Delta_{global} = \sum_{k=1}^{A_s} \frac{r_2^k (x_{gbest}^k - x_i(t-1))}{s_k + 1}$$

² ZITZLER, E.; THIELE, L. An Evolutionary Algorithm for Multiobjective Optimization: The Strength Pareto Approach., May 1998.

Multiobjective Strength Pareto Particle Swarm Optimization – MSP2SO

➤ MSP2SO

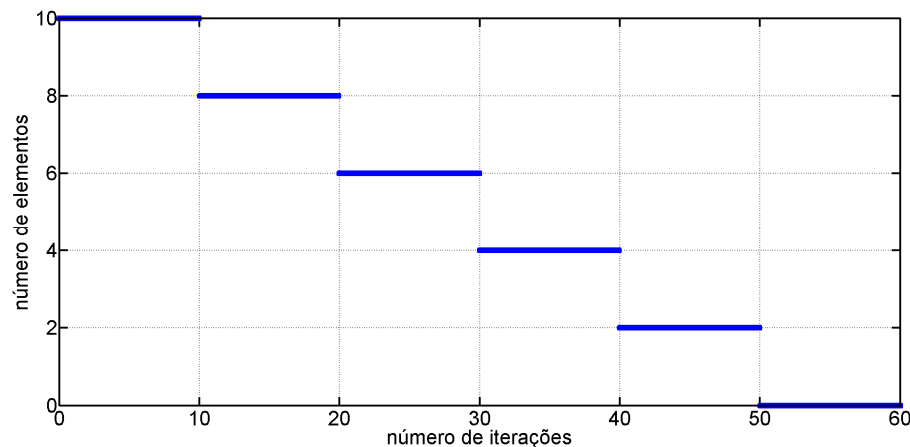
□ Restrições

■ Função penalidade

■ Arquivos externos

□ Válido: Ótimo Segundo Pareto **e** atende Restrições

□ Livre: “Quase Ótimo Segundo Pareto”, pois **não** atendem Restrições



população

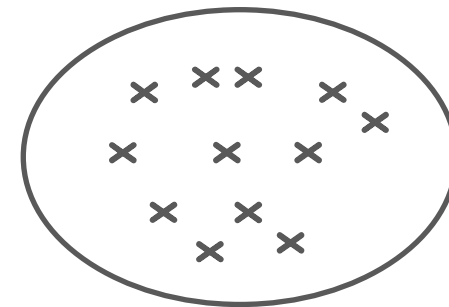


Fig.9 – Grupos de soluções

Fig.8 – Evolução do número máximo de soluções permitidas no arquivo livre.

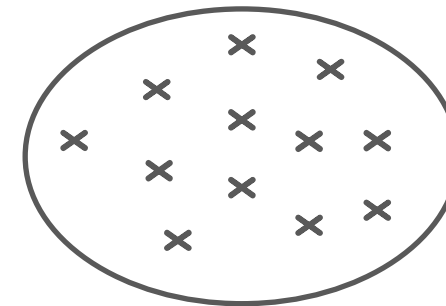
Multiobjective Strength Pareto Particle Swarm Optimization – MSP2SO

➤ MSP2SO

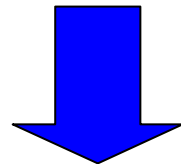
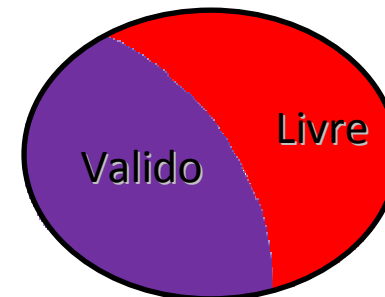
□ Força de Pareto para elementos do arquivo população

□ Arquivo válido $s_k = \frac{d_k + A_L}{N + 1}$

□ Arquivo Livre $s_k = \frac{d_k}{N + 1}$



Arquivo externo



• Todo válido atende restrição. Logo ele domina livre, que não atende.

Fig.10 – População e arquivo externo

• Para a população: tal qual SPEA

Resultados

- Os resultados obtidos podem ser divididos em:
 - Resultados do algoritmo proposto 1
 - Comparação com o algoritmo de referência na otimização do motor sem escovas
 - Resultados para o algoritmo proposto 2
 - Desempenho na otimização de função de teste multidimensional (benchmark)
 - Comparação com o algoritmo de referência na otimização do motor sem escovas

Resultados – Multiobjetivo

EMOPSO

- O problema de otimização a **10** variáveis do motor foi resolvido utilizando o algoritmo proposto EMOPSO e o RNMOPSO
 - Funções objetivo
 - Maximizar o rendimento
 - Minimizar a massa
- Restrições:

| Símbolo | Variáveis | Restrição | Unidade |
|-----------|---------------------------------------|-----------------------------|-------------|
| D_{ext} | Diâmetro externo | ≤ 340 | mm |
| D_{int} | Diâmetro interno | ≥ 76 | mm |
| I_{max} | Corrente máxima | ≥ 125 | A |
| T_a | Temperatura nos ímãs | ≤ 120 | $^{\circ}C$ |
| h_d | Altura da ranhura | ≥ 0 | mm |
| L_{tot} | Comprimento total do eixo do motor | ≤ 100 | mm |
| t_1 | Tempo de subida da corrente na fase 1 | $\leq \frac{1}{30 \cdot f}$ | s |

Tabela 4 – Restrições da otimização multiobjetivo do motor CC.

Resultados – EMOPSO

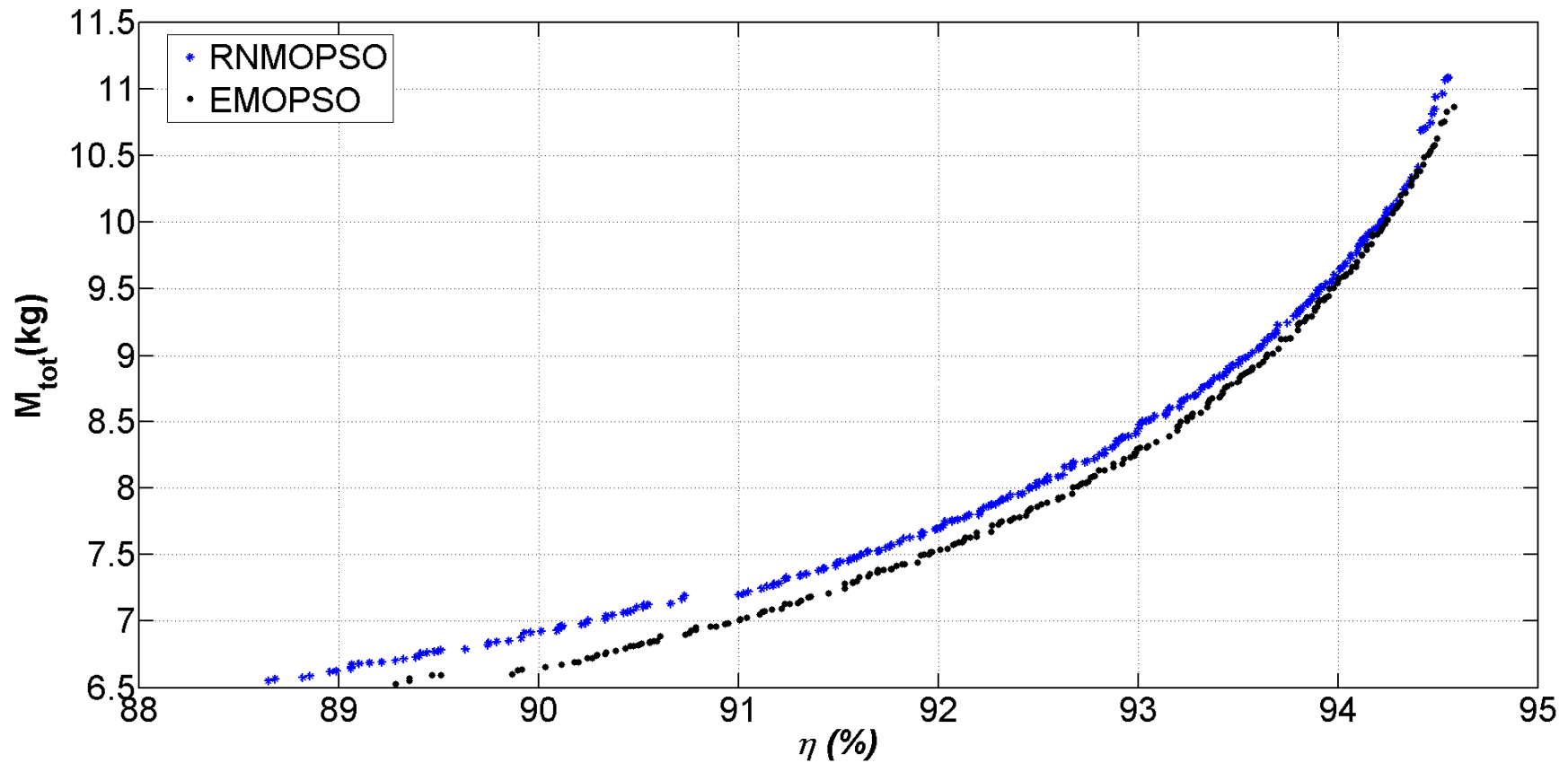


Fig.17– Fronteira de Pareto obtida em 30 execuções do EMOPSO e RNMOPSO

Resultados – EMOPSO

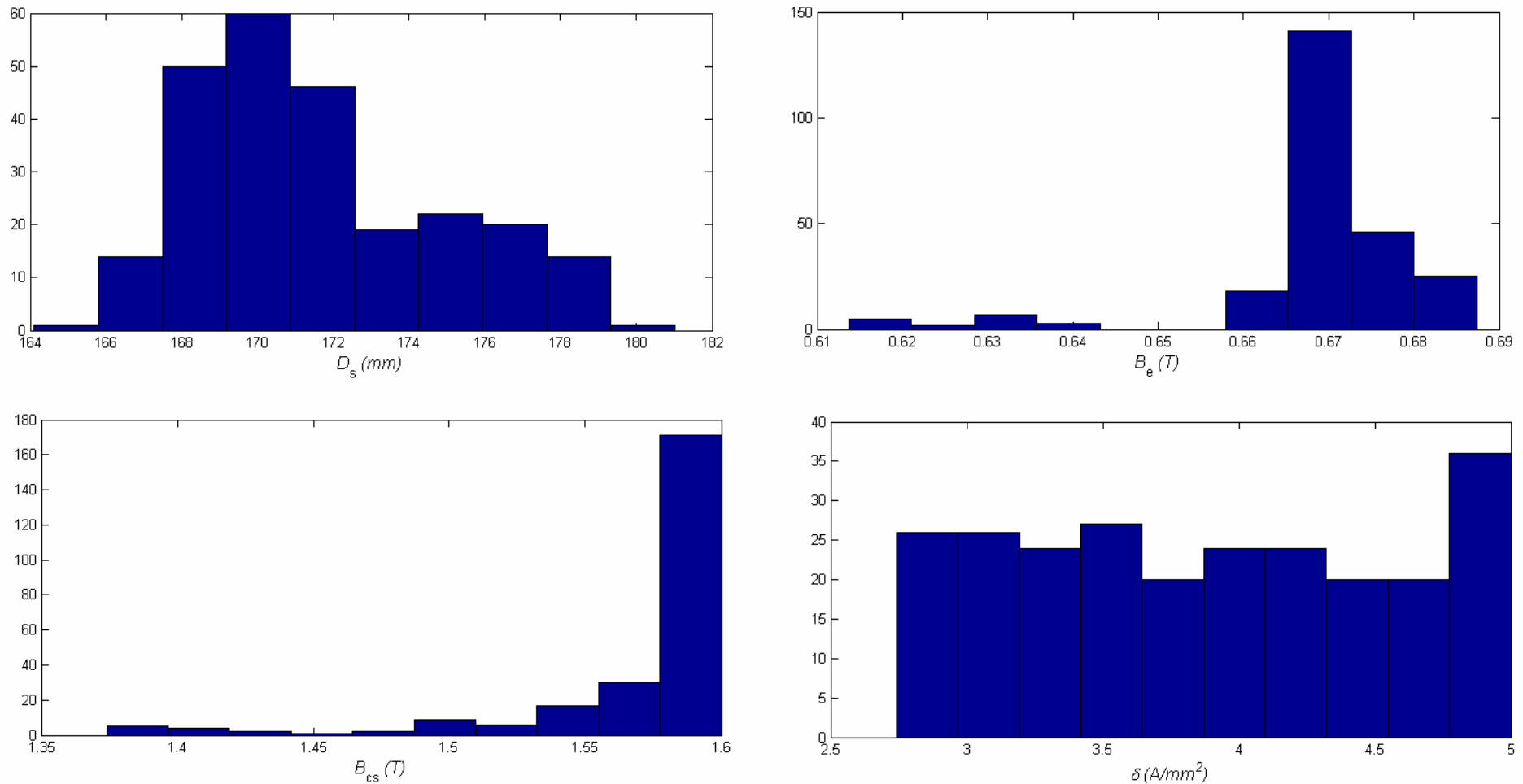


Fig.19– Histograma para as variáveis D_s , B_e , B_{cs} e δ para as soluções do conjunto de Pareto

Resultados – EMOPSO

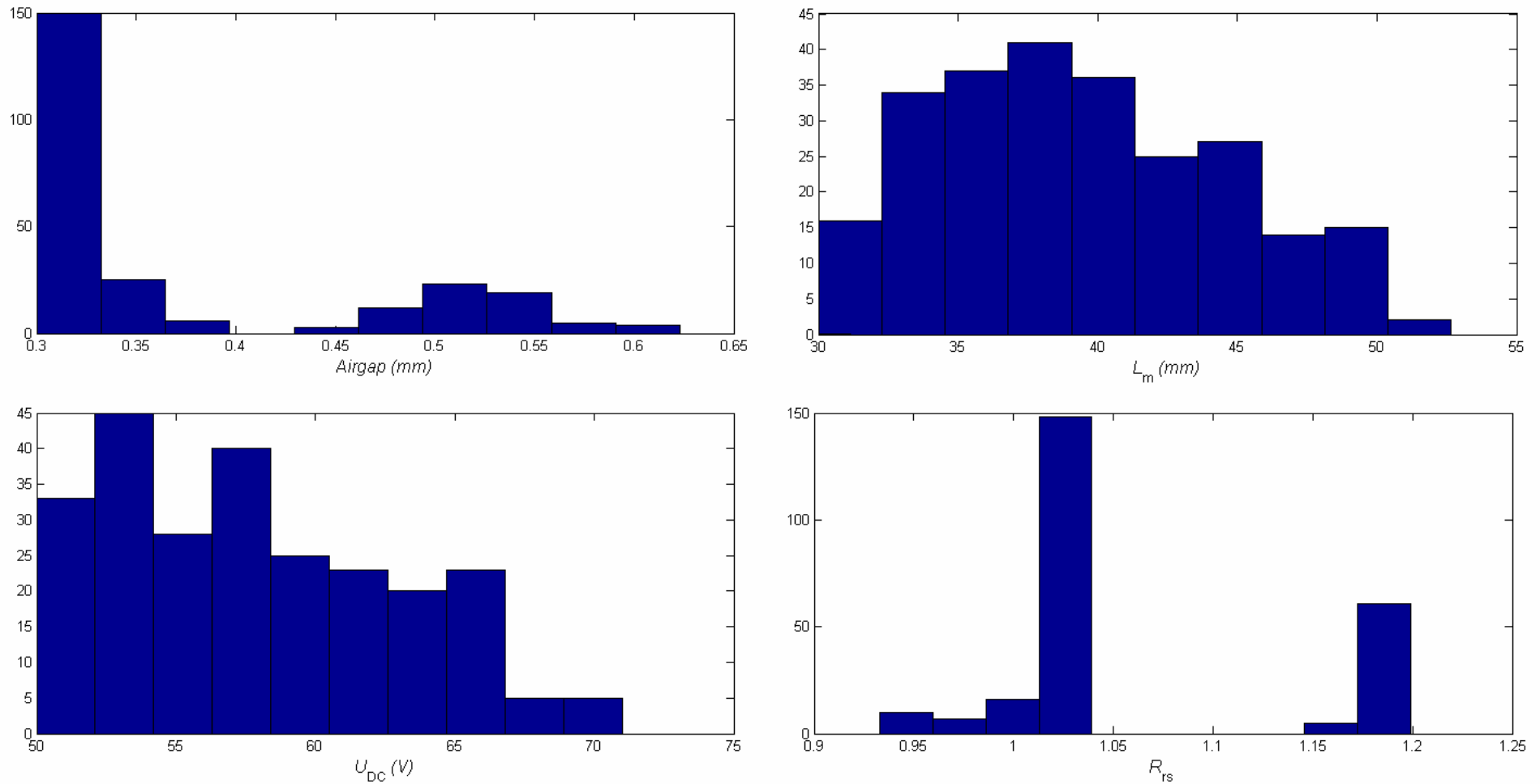


Fig.20– Histograma para as variáveis e , L_m , U_{DC} , R_{rs} para as soluções do conjunto de Pareto

Resultados – MSP2SO

- A função ZDT1 (f1) proposta Zitzler, Deb e Thiele³ por pode ser escrita na forma (n=30):

$$f_1(x_1) = x_1$$

$$g(x_2, \dots, x_m) = 1 + 9 \cdot \sum_{i=2}^m x_i / (m - 1)$$

$$h(f_1, g) = 1 - \sqrt{f_1 / g}$$

- Veja na referência as demais funções.

³ ZITZLER, E.; DEB, K.; THIELE, L.
Comparison of multiobjective evolutionary
algorithms: Empirical results. *Evolutionary
Computation*, v. 8, n. 2, p. 173195, 2000.

Resultados – MSP2SO

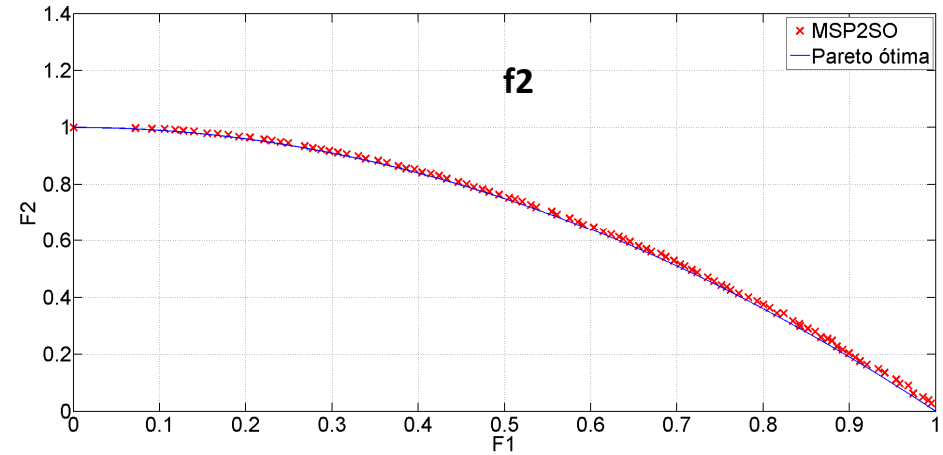
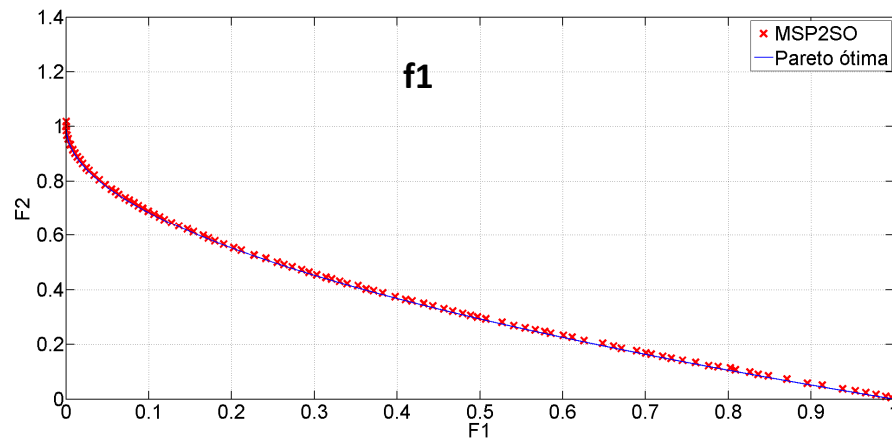
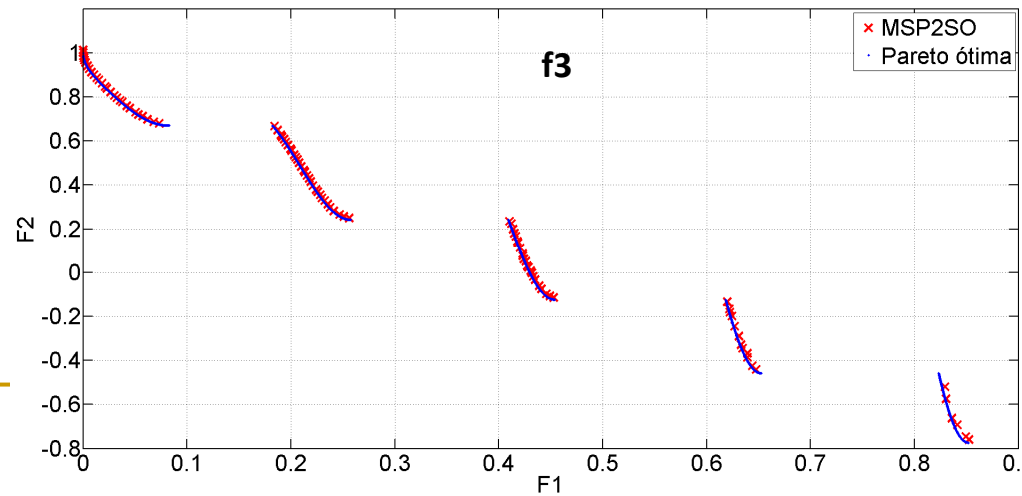


Fig.21 – Resultados do MSP2SO resolvendo as funções ZDT1, ZDT2, ZDT3



Resultados – MSP2SO para o Motor sem Escovas

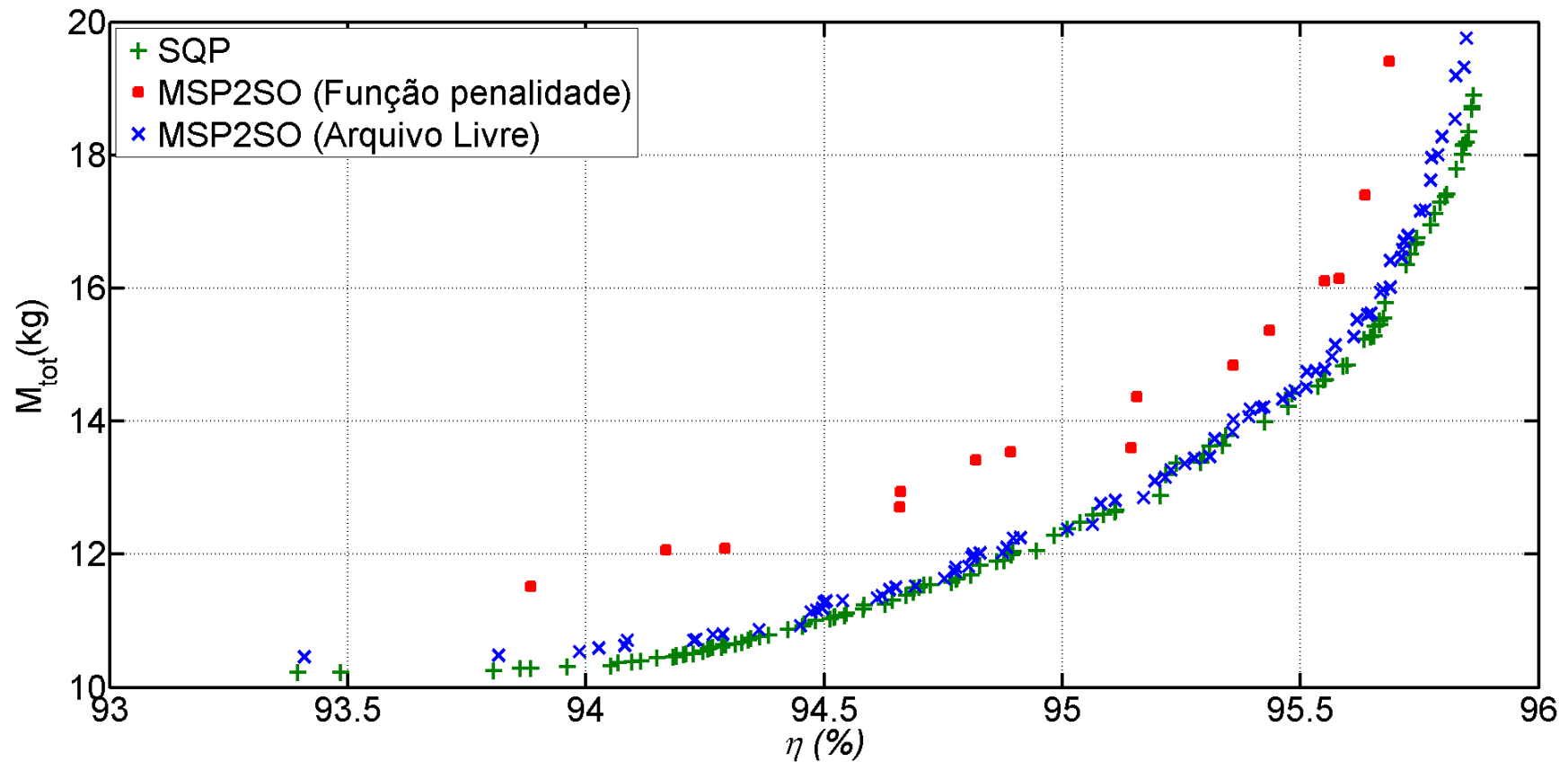


Fig.22– Fronteira de Pareto comparativa entre SQP e MSP2SO

Resultados – MSP2SO para o Motor sem Escovas

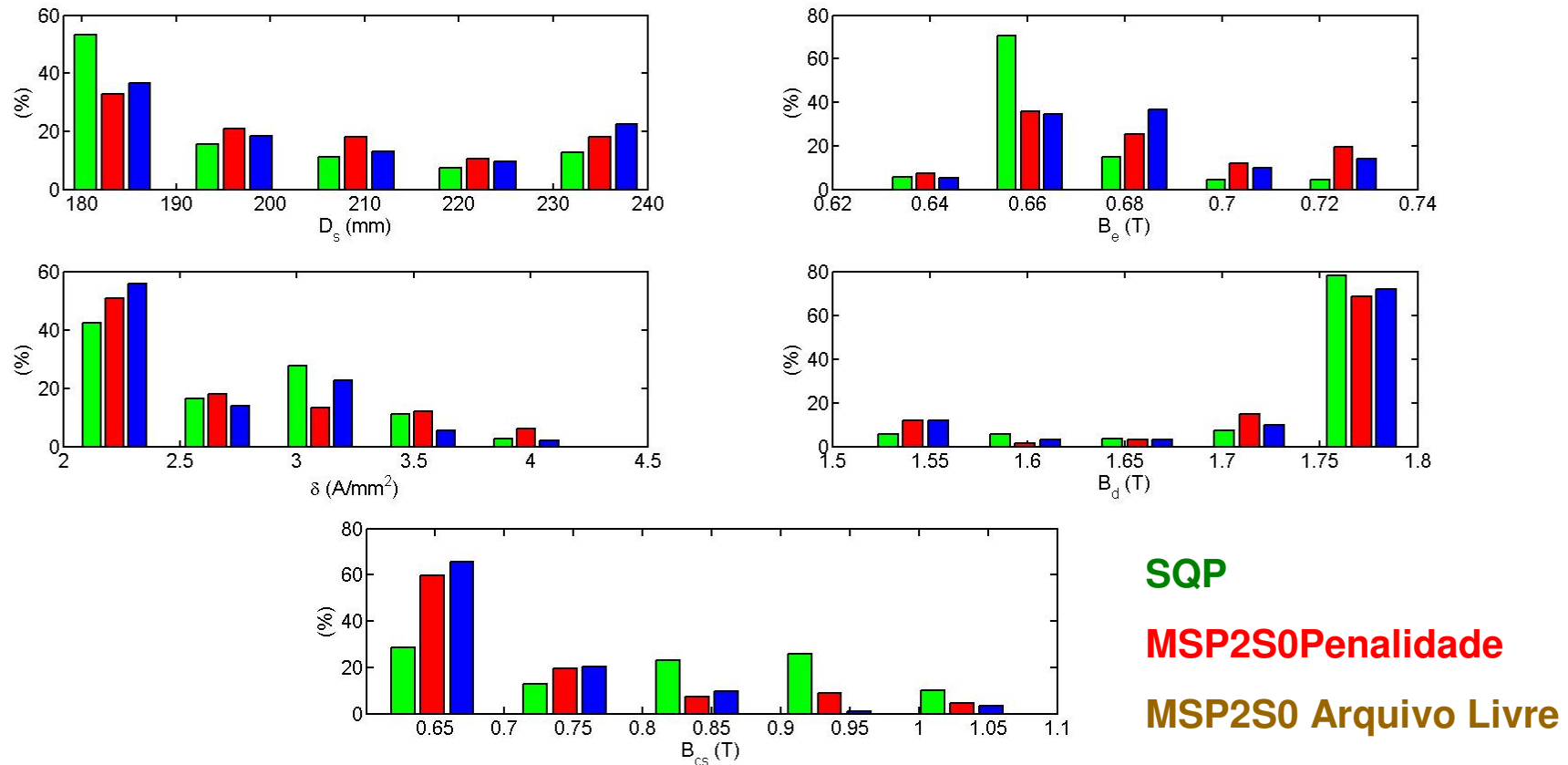


Fig.23 – Histograma de variáveis comparativo entre SQP e MSP2SO.

Conclusão

- O PSO pode ser multiobjetivo.
- EMOPSO
 - Apresentou resultados superiores ao algoritmo de origem
 - Troca do operador mutação pela distribuição de Cauchy.
- MSP2SO
 - Todo arquivo externo como melhor global
 - Permitir soluções inválidas no arquivo externo (arquivo livre)