

# Otimização multiobjetiva da máquina síncrona de polos salientes baseada em algoritmo genético e análise de robustez

Maycon A. Maran\*. Rogério A. Flauzino\*\*.  
Rodrigo A. Ramos\*\*\*

\* *Department of Electrical and Computer Engineering, University of São Paulo, São Carlos, CEP 13566-590 Brazil  
(Tel: 55 16 3373-9365; e-mail: maycon.maran@usp.br)*

*and Francisco Beltrão Educational College, UNISEP, Francisco Beltrão*

\*\* *Department of Electrical and Computer Engineering, University of São Paulo, São Carlos (e-mail: raflauzino@usp.br).*

\*\*\* *Department of Electrical and Computer Engineering University of São Paulo, São Carlos (e-mail: rramos@usp.edu.br).*

---

**Abstract:** Electric machine optimization has become a relevant topic over last decade. Computer Science advances allowed huge capability for analyzing different designs. Complex multiphysics and multilevel optimizations processes have been tried, including hybrid algorithms and finite element analysis. Synchronous machine keep playing an important play on electrical energy generation as wind and small hydro power in renewable sources. This works presents the results of an analytical multiobjective for electric excited salient pole synchronous generator optimization algorithm using NSGA-II and robustness analysis. It is compared a factorial to a Box-Behnken sampling for six variables and its manufacturing tolerances. Results point that Pareto front obtained by NSGA-II presents no robust designs and Box-Behnken is able to get better and reliable designs with shorter processing time than factorial sampling.

**Resumo:** A otimização de máquinas elétricas tem se tornado um tópico relevante na última década. A evolução da ciência da computação disponibilizou uma enorme capacidade de processamento para análise de diferentes designs. Processos de otimização multifísicos e multiestágios complexos têm sido testados, incluindo algoritmos híbridos e análises de elementos finitos. A máquina síncrona continua desempenhando um papel importante na geração de energia elétrica em fontes renováveis de energia como eólica e pequenas centrais hidrelétricas. Este trabalho apresenta os resultados de um algoritmo de otimização analítico multiobjetivo para máquina síncrona de polos salientes eletricamente excitada, utilizando NSGA-II e análise de robustez. É comparada uma amostragem fatorial com a técnica de amostragem Box-Behnken para seis variáveis e suas tolerâncias de fabricação. Os resultados indicaram que a fronteira de Pareto obtida por NSGA-II não apresentam design robustos e a técnica de Box-Behnken é capaz de atingir resultados melhores, confiáveis e com menor tempo de processamento que a amostragem fatorial.

**Keywords:** Electrical machine; Genetic algorithm; NSGA-II; Box-Behnken; Robust optimization.

**Palavras-chaves:** Máquina elétrica; Algoritmo genético; NSGA-II; Box-Behnken; Otimização robusta.

---

## 1. INTRODUÇÃO

A otimização de máquinas elétricas tornou-se um tema recorrente na última década, muito devido ao aumento da capacidade computacional de software e de hardware (Bramerdorfer, 2019). Ela consiste em desafio de engenharia uma vez que envolve múltiplos objetivos, restrições de ordem multifísica e capacidades construtivas e de materiais (Bramerdorfer et al., 2018). Há concorrência, quando não contradição, entre os objetivos de otimização usualmente especificados, como custo, massa, eficiência e parâmetros elétricos (Khelifa et al., 2007). Concomitantemente, há um grande número de restrições existentes, o que torna extenuante a busca por soluções que atendam aos parâmetros de projeto e aos objetivos da otimização simultaneamente (Wang, 2015). Não obstante, uma visão mais abrangente necessita considerar as restrições e parâmetros de otimização

multifísicas: elétricas, térmicas e mecânicas em alguns casos de acionamento (Bazzo et al., 2017; Lei et al., 2016). Considerando essas particularidades, o uso de métodos clássicos de otimização, como método dos pontos interiores (MPI), é muito limitado na otimização de máquinas elétricas (Nguyen et al., 2009).

Diversos métodos de solução e otimização têm sido explorados na busca por um modelo que atenda às necessidades de otimização. Dentre os métodos de solução mais utilizados podem ser citados o analítico (Rasilo, 2017 e Spargo et al., 2017), rede de relutância (Angle, 2016) e elementos finitos. Este último é empregado em casos de verificação e pós-processamento para cálculo de parâmetros elétricos e/ou verificação de condições específicas, como saturação, torque e distorção harmônica, que seriam analiticamente complexas (Kahourzade, 2013), e em casos

possíveis de serem solucionadas apenas diretamente via análise de elementos finitos (FEA) (Sethuraman & Dykes, 2017).

Dentre as técnicas de otimização recentemente empregadas para o problema destacam-se: algoritmo de evolução diferencial (Diferencial Evolution Algorithm – DEA), algoritmos genéticos (Genetic Algorithm – GA), algoritmos genéticos de seleção não dominantes (Nondominated Sorting Genetic Algorithm – NSGA e NSGAI), otimização baseada no modelo de Kriging (Kriging-Model Base Optimization – KMBO) e otimização por enxame de partículas (Particle Swarm Optimization – PSO) (Cavagnino et al., 2017 e Cavagnino et al., 2018). Comparações sobre a eficiência de cada um dos métodos não apontam para uma conclusão unívoca e a eficiência das técnicas de otimização oscila em relação aos tipos de máquina, o problema de otimização, os métodos de solução e as necessidades impostas pela modelagem (Baranyai et al., 2017).

O uso de técnicas de otimização robusta no projeto de máquinas elétricas pode aptamente auxiliar fabricantes a obter parâmetros elétricos que atendam às necessidades do sistema elétrico, como impedâncias, capacidade de geração de reativos e atendimento a níveis de distorção harmônica com mais confiabilidade.

## 2. ESTRUTURA DE OTIMIZAÇÃO PROPOSTA

Este artigo propõe o uso de um algoritmo de NSGA-II integrado com um sistema de análise de robustez. Foram utilizados dois métodos para analisar a robustez da solução: Box-Behnken e fatorial. Caso não seja verificada a robustez da solução uma penalização é aplicada ao indivíduo e é dada sequência ao processo de otimização. O fluxograma do processo pode ser visto na Fig. 1.

### 2.1 Módulo de cálculo analítico

Um módulo de cálculo analítico de parâmetros elétricos, magnéticos, mecânicos e térmicos para o gerador síncrono de polos salientes (GSPS) baseado na metodologia clássica de cálculo para essa máquina (Boldea & Nasar, 2006) foi desenvolvido. As capacidades de fabricação e as escolhas de projeto e de formato (como formato de ranhuras e tipo de enrolamento de polos) foram consideradas para uma gama de possibilidades e devem ser selecionadas antes do processo de otimização. Os resultados de duas máquinas comerciais foram comparados com resultados de teste. Os resultados são mostrados na Tabela 1. A formulação analítica apresentou, no pior caso, um erro de 3,08% na reatância de eixo direto ( $X_d$ ).

### 2.2 Módulo de otimização

Para a otimização paramétrica multiobjetiva foi utilizado um algoritmo NSGA-II. O cromossomo utilizado possui 30 genes sendo 25 utilizados diretamente na otimização e cinco exclusivamente na análise de robustez. O Quadro 1 mostra as variáveis utilizadas diretamente no processo de otimização. As variáveis foram iniciadas de forma randômica e cada

indivíduo passa por uma verificação dimensional básica a fim de garantir a factibilidade dimensional do design. Indivíduos não factíveis são penalizados e seguem no processo de análise. A configuração atual permite a utilização de até três funções objetivo simultâneas e as principais dimensões utilizadas no design são mostradas na Fig. 2 para o estator, o polo e a ranhura.

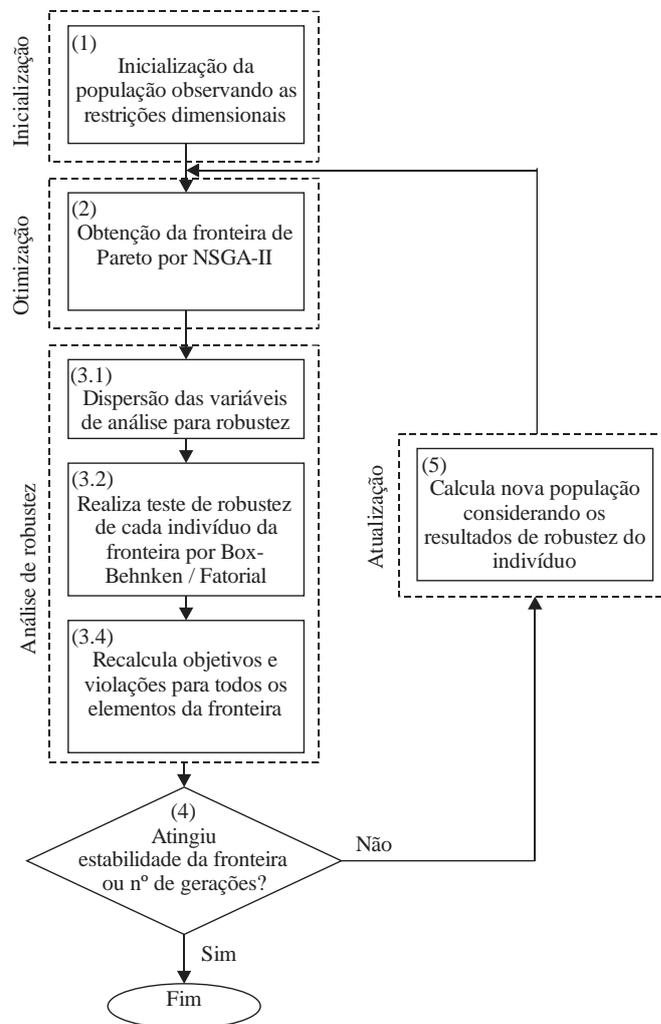


Fig. 1 Estrutura de otimização proposta.

**Tabela 1. Comparação entre valores calculados pelo módulo de cálculo analítico e medidos em testes**

Máquina	$X_d$			Elevação de temperatura do estator			Eficiência		
	DC [up]	DM [up]	$\Delta DC$ [%]	DC [°C]	DM [°C]	$\Delta DC$ [%]	DC [%]	DM [%]	$\Delta DC$ [%]
1	1,34	1,3	3,08	42,6	40,5	5,19	96,5	96,4	0,06
2	1,21	1,2	0,83	45,5	42	5,3	96,5	96,4	0,10

DC – dados calculados, DM – dados medidos e  $\Delta DC$  – diferença percentual entre DC e DM.

**Quadro 1. Configuração dos genes utilizados no problema**

	Variável	Descrição	Tipo
Estator	$D_e$	Diâmetro externo [mm]	C
	$D_i$	Diâmetro interno [mm]	C
	$L_e$	Comprimento total do pacote magnético [mm]	C
	$N_r$	Número de ranhuras	$D^{(1)}$
	$G$	Entreferro [mm]	C
	$N_f$	Número de condutores	D
	$S_{arm}$	Seção do condutor [mm <sup>2</sup> ]	C
	$n_{er}$	Número de espiras por ranhura	D
	$a$	Número de caminhos paralelos	$D^{(2)}$
Rotor	$y$	Passo do enrolamento	D
	$b_2$	Abertura da ranhura [mm]	C
	$b_1$	Largura da ranhura [mm]	C
	$h_4$	Altura da cabeça da ranhura [mm]	C
	$h_3$	Altura do pescoço da ranhura [mm]	C
	$h_t$	Altura total da ranhura [mm]	C
	$b_n$	Largura do corpo do polo [mm]	C
	$b_{sap}$	Largura da sapata [mm]	C
	$r_{sap}$	Raio da sapata [mm]	C
	$h_{np}$	Altura do corpo do polo [mm]	C
	$h_{rp}$	Altura da roda polar [mm]	C
	$h_{sap}$	Altura da sapata [mm]	C
	$l_{np}$	Comprimento do rotor [mm]	C
	$s_f$	Seção do enrolamento de campo [mm <sup>2</sup> ]	C
	$a_f$	Número de caminhos paralelos no campo	D

$C \in \mathbb{Q}^*_{+}$ ,  $D \in \mathbb{N}^*$ , <sup>(1)</sup> apenas valores capazes de produzir um enrolamento factível e <sup>(2)</sup> somente valores pares.

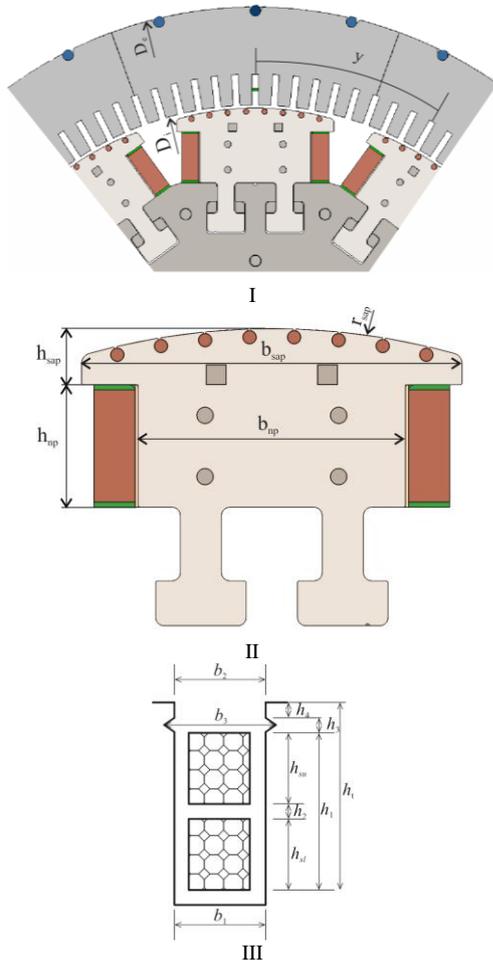


Fig. 2 Principais variáveis dimensionais: I) estator, II) polo e III) ranhura do estator.

O algoritmo implementado foi capaz de obter consistentemente resultados melhores quando comparados aos de máquinas comerciais conhecidas. O resultado da fronteira de Pareto da Máquina 1 é mostrado na Fig. 3. Os processos de otimização foram configurados com quatorze restrições dos tipos: magnética (densidade de campo magnético), elétrica (densidade de corrente, reatância, rendimento e distorção harmônica), térmica (elevação de temperatura), construtiva (enchimento de ranhura) e mecânica (tensão mecânica máxima na sapata polar).

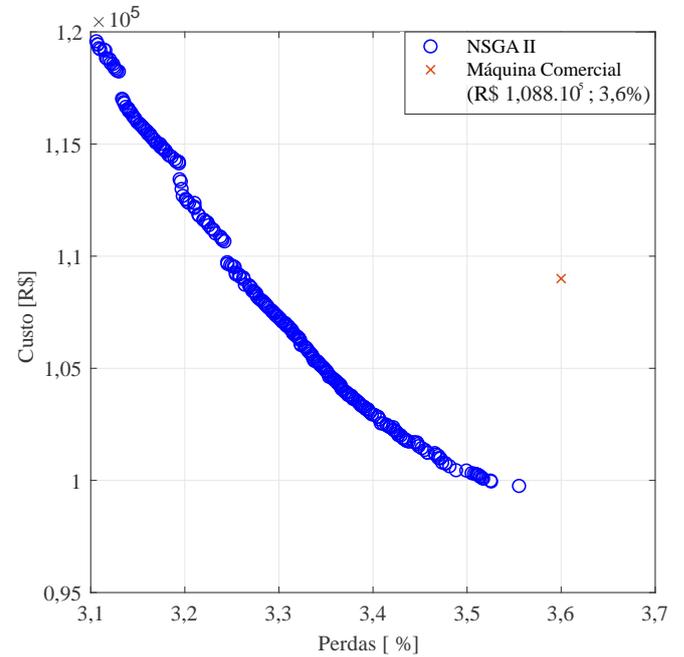


Fig. 3 Resultado da otimização NSGA-II para Máquina 1

Para o resultado apresentado na Fig. 3 foram determinados os objetivos de minimização de preço e perdas com pesos idênticos. O número de indivíduos foi selecionado por tentativa e erro e se obteve resultados significativos a partir de 250 indivíduos. O número de gerações é configurável, estabelecendo um número máximo ou por cálculo pela taxa de aumento do hipervolume da fronteira de Pareto (Auger et al., 2012). Cabe salientar que o custo apresentado nas tabelas e nas figuras seguintes guarda uma relação linear com os custos de produção, mas não representam nominalmente os mesmos.

### 2.3 Otimização robusta

Processos de otimização em máquinas elétricas podem levar a designs que necessitam de padrões de qualidade elevados. Do ponto de vista industrial isso significa que o investimento a ser realizado para controle de processos e de qualidade pode até superar o custo de aquisição do material economizado na produção da máquina otimizada. Ademais o design otimizado pode representar um risco maior para a equipe de engenharia e de produção, aumentando a probabilidade de falha do produto.

Entende-se, então, que o projeto deve levar a um design de máquina elétrica capaz de suportar as variações produtivas

sem que sejam ultrapassadas as restrições das grandezas magnéticas, elétricas, temperatura, mecânica e de fabricação. Nesse intuito, os projetistas estabelecem margens de segurança usualmente verificadas pela produção e testes de máquinas chamadas de cabeça de série ou por extrapolações a partir de testes em máquinas similares, para chegar a um design confiável. A otimização robusta visa obter uma solução (design) que apresente variação reduzida de funções objetivo ( $\Delta f$ ) dada uma variação determinada na entrada ( $\Delta x$ ). A Fig. 4 mostra uma representação de uma solução robusta em uma função  $f(x)$  e a Fig. 5 representa os tipos de solução citados acima e a indicação de um design robusto.

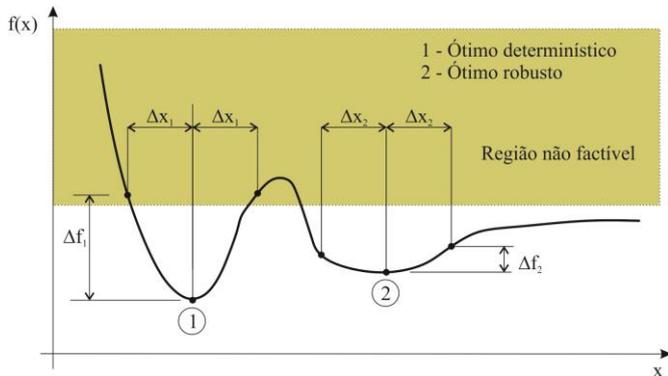


Fig. 4 Representação de solução robusta.

Matematicamente o problema de otimização robusta pode ser expresso como em (1) para a função objetivo  $F$ .

$$\begin{aligned} \min : & F[\mu_f(\mathbf{x}), \sigma_f(\mathbf{x})] \\ & g_i[\mu_f(\mathbf{x}), \sigma_f(\mathbf{x})] \leq 0; \text{ para } i = 1, \dots, m, \\ \text{s.a. : } & \mathbf{x}_l + n\sigma_x \leq \mu_x \leq \mathbf{x}_u - n\sigma_x \\ & LSL \leq \mu_f \pm n\sigma_f \leq USL. \end{aligned} \quad (1)$$

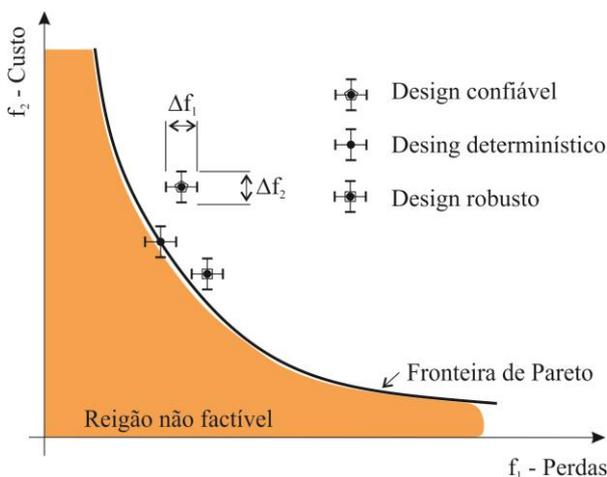


Fig. 5 Comparações de tipos de solução para o problema de otimização multiobjetivo.

Onde  $g_i$  são as restrições do problema,  $\mu_f$  é a média das respostas da função objetivo,  $\sigma_f$  é a variância da função objetivo,  $\mu_x$  é a média dos valores das variáveis de entrada,  $\sigma_x$

é a variância das variáveis de entrada,  $n$  é a distância determinada para a variância e LSL e USL são os limites das entradas ( $\mathbf{x}$ ).

Para um problema multiobjetivo o problema a ser resolvido é o mostrado em (2).

$$\begin{aligned} \min : & F_k \{ \mu_{f_k}(\mathbf{x}), \sigma_{f_k}(\mathbf{x}) \}; k = 1, \dots, n \\ \text{s.a. : } & \mu_{g_i}(\mathbf{x}) + n\sigma_{g_i}(\mathbf{x}) \leq 0; i = 1, \dots, m. \end{aligned} \quad (2)$$

A avaliação da população obtida pela otimização multiobjetiva na fronteira de Pareto deve ser submetida à variância de  $\mathbf{x}$ . Para tanto técnicas de estimação de respostas podem e são geralmente utilizadas, conhecidas como modelos aproximados (Surrogate Models), tais como RBF (Lei et al., 2010) e Kriging Model (Duchaud et al., 2014).

Neste trabalho utilizou-se uma técnica de amostragem fatorial para verificar a robustez das fronteiras de Pareto e comparou os resultados da análise de sensibilidade com uma amostragem do tipo Box-Behnken (Box & Behnken, 2012; Bramerdorfer, 2019). Foram determinadas seis variáveis para análise de robustez: comprimento do entreferro ( $g$ , com  $\Delta g = \pm 10\%$ ), comprimento da espira da armadura ( $l_{arm}$ , com  $\Delta l_{arm} = \pm 5\%$ ), comprimento da espira do campo ( $l_f$ , com  $\Delta l_f = \pm 5\%$ ), fator de empacotamento da armadura ( $k_e$ , com  $\Delta k_e = \pm 3\%$ ), volume de ar de refrigeração ( $v_{vent}$ , com  $\Delta v_{vent} = \pm 10\%$ ) e as perdas no aço do pacote magnético da armadura ( $P_{sil}$ , com  $\Delta P_{sil} = \pm 5\%$ ). Os valores de  $\Delta$  representam os limites percentuais máximos e mínimos que cada uma dessas variáveis pode assumir no processo produtivo. Esses percentuais foram definidos a partir de valores de tolerância de projeto para uma determinada família (potência x rotação) de máquinas elétricas e podem variar de acordo com o processo produtivo, por exemplo: para máquinas com entreferro menor que 5 mm a tolerância construtiva do entreferro será menor.

A amostragem fatorial realiza uma combinação entre o número de variáveis ( $n$ ) e o número de pontos a serem tratados em cada uma dessas variáveis ( $p$ ). Definiu-se nesse problema o teste de três pontos por variável: máximo, mínimo e ponto central. A análise de Box-Behnken utiliza o conceito de amostragem experimental para procurar a representatividade da população. Na Fig. 6 é mostrado um exemplo de amostragem para três variáveis e três pontos por variável.

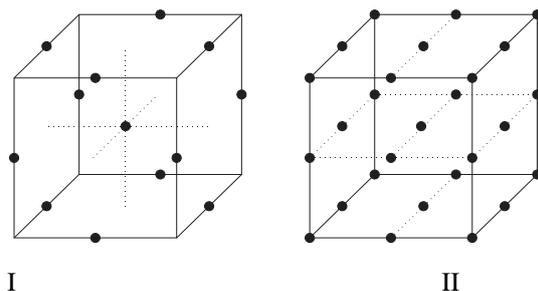


Fig. 6 Representação de amostragem para três variáveis e três pontos cada variável: I) Box-Behnken e II) fatorial.

A análise fatorial, no caso aplicado gera  $3^6=729$  indivíduos, por sua vez a análise de Box-Behnken gera 49 indivíduos (com um ponto central). Portanto o uso de Box-Behnken resulta em um menor tempo de análise (Tabela 2). Os resultados, dada uma mesma população inicial, para a otimização da Máquina 1 e a análise robusta são mostrados na Fig. 7.

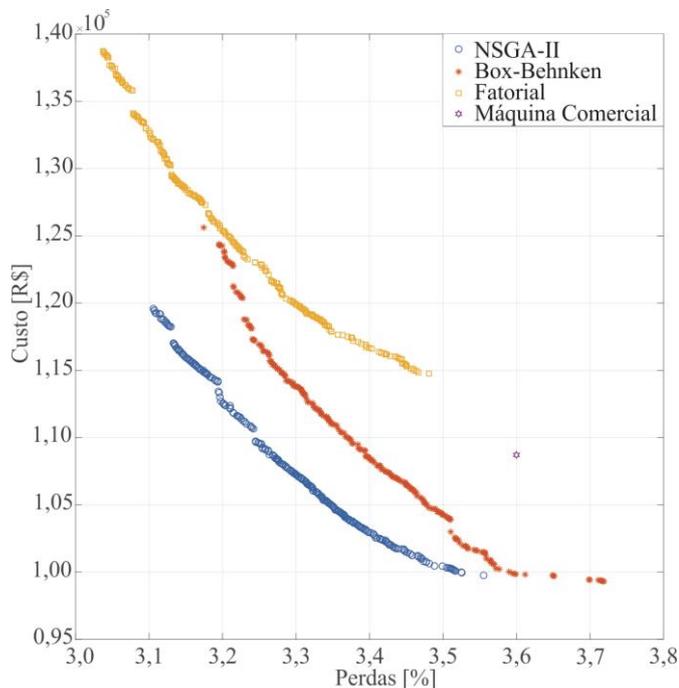


Fig. 7 Fronteiras de Pareto para a Máquina 1 – NSGA-II, Box-Behnken e fatorial.

A análise desses dados indica que toda a fronteira otimizada por NSGA-II não apresenta nenhum indivíduo robusto. A fronteira obtida por Box-Behnken foi reavaliada com relação a sua robustez e encontrou-se que nove indivíduos não adequados, ou seja, 3,6% dos resultados.

**Tabela 2. Tempo de resolução dos métodos aplicados\***

Tipo otimização	Tempo	
	Máquina 1	Máquina 2
NSGA-II	25 min	28min
Box-Behnken	546 min (21,8 x NSGA-II)	581 min (20,8 x NSGA-II)
Fatorial	8123 min (325 x NSGA-II)	8430 min (301 x NSGA-II)

\*Processador i7-quadrícore- 3,3 GHz com 16 GB de memória RAM.

A fronteira obtida pelo processo de Box-Behnken possui um desempenho melhor que a obtida pelo processo fatorial, principalmente para designs que possuem perdas maiores que 3,2%. Já para valores de perdas maiores que esse valor os resultados se aproximam. Todavia as características construtivas dessas máquinas são bastante diversas e um resumo das principais características para um resultado de 3,2% de perdas é mostrado para cada fronteira na Tabela 3.

Em relação à máquina comercial mostra-se possível construir uma máquina com o mesmo custo, com características

robustas e perdas de 3,4% ante aos 3,6%, redução de 7% das perdas. A fronteira descrita pela técnica fatorial não apresentou indivíduos com perdas maiores que 3,5%, mas a extrapolação dessa fronteira tende a indicar um resultado pior que encontrado pela máquina comercial.

**Tabela 3. Dimensões e características das máquinas obtidas pelos processos de otimização**

	NSGA-II	Box-Behnken	Fatorial
De [mm]	1877.7	1984.8	1940.0
Di [mm]	1598.0	1588.0	1600.0
le [mm]	710.4	690.5	689.5
Nr	111	84	195
g [mm]	4.79	4.91	3.94
Ncr	4	10	2
A	1	2	1
Y	7	5	12
bn [mm]	180.9	187.2	194.6
bsap [mm]	268.7	268.5	268.7
rsap [mm]	450.3	684.5	520.0
hnp [mm]	90.4	101.3	98.3
hrp [mm]	96.0	106.0	105.2
hsap [mm]	26.9	35.3	31.6
Af	1	1	1
Nf	42	53	85
Perdas [%]	3.20	3.20	3.20
Custo [R\$]	112548	123842	125374

## 6. CONCLUSÕES

A otimização de máquinas elétricas vem ganhando importância, complexidade e factibilidade como ferramenta de design. O processo de otimização proposto explora uma das possibilidades de aplicação de otimização robusta em problemas multifísicos e multiobjetivos encontrando designs factíveis e com características melhores que as máquinas comerciais testadas. A otimização sem a análise de robustez apresenta grande risco de projeto e fabricação podendo ocasionar violações de restrições pela variabilidade de produção e características dos materiais empregados. Para os problemas testados a análise de robustez utilizando a técnica amostragem Box-Behnken apresentou fronteiras de Pareto melhores que a técnica fatorial e tempos de execução menores. A existência de indivíduos não robustos na fronteira final obtida por Box-Behnken indica que essa técnica apresenta uma forma de relaxação das grandezas de análise de robustez e isso, por sua vez, pode auxiliar na obtenção de indivíduos com melhor desempenho.

## AGRADECIMENTOS

À USP-SC pelo fornecimento da estrutura física, à Flessak Eletroindustrial S/A pelo fornecimento dos dados e equipamentos para ensaios e à FPTI-Brasil pelo apoio institucional.

## REFERÊNCIAS

- Angle, M. (2016). *Modelling, design and optimization of permanent magnet synchronous machines*. Thesis. Massachusetts Institute of Technology. Massachusetts.
- Auger, A., Bader, J., Brockhoff D. and Zitzler, E. (2012). Hypervolume-based multiobjective optimization: Theoretical foundations and practical implications. *Theoretical Computer Science*, vol. 425, p. 75-103.
- Baranyai, M.; Mosavi, A.; Vadja, I.; Varkonyikoczy, A. R. (2017). Optimal Design of Electrical Machines: State of the Art Survey. *International Conference on Global Research and Education*. pp. 8-16.
- Bramerdorfer, G. (2019). Tolerance Analysis for Electric Machine Design Optimization: Classification, Modeling and Evaluation, and Example. *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 55.
- Bramerdorfer, G., Tapia, J. A., Pyrhönen, J. J. and Cavagnino, A. (2018). Modern electrical machine design optimization: Techniques, trends, and best practices. *IEEE Trans. Ind. Electronic*, vol. 65, no. 10, pp. 7672–7684.
- Bazzo, T., Kölzer, J. F., Carlson, R., Wurtz, F. and Gerbaud, L. (2017). Multiphysics design optimization of a permanent magnet synchronous generator. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 64, p. 9815 – 9823.
- Boldea, I.; Nasar, S. (2006). *Synchronous Generators*. Taylor & Francis, Boca Raton:
- Box, G. E. P. and Behnken, D. W. (2012). Some new three level designs for the study of quantitative variables, *Technometrics*, vol. 2, pp. 455–475, 1960. [Online]. Disponível:<http://amstat.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00401706.1960.10489912>.
- Bojoi, R., Cavagnino, A., Cossale, M., and Vaschetto, S. (2014) Methodology for the IPM motor magnetic model computation based on finite element analysis, in *Proceedings IEEE 40th Annual Conference Ind. Electron. Soc. (IECON)*, Oct. 2014, pp. 722–728.
- Cavagnino, A., Bramerdorfer G. and Tapia, J. A. (2017) Optimization of electric machine designs - Part I, *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 64, pp. 9716–9720, Dec. 2017.
- Cavagnino, A., Bramerdorfer, G. and Tapia, J. A. (2018). Optimization of electric machine designs—Part II. *IEEE Transactions Industrial Electronics*, vol. 65, pp. 1700–1703.
- Duchaud, J. L., Hlioui, S. Louf, F and Gabsi, M. (2014) Electrical machine optimization using a Kriging predictor. *17th International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS)*, Oct. 22-25, Hangzhou, China.
- Kahourzade, S., Gandomkar, A., Mahmoud, A., Rahim, A. Hew, P. H. and Udin, N. (2013). Design optimization and analysis of AFPM synchronous machine incorporating power density, thermal analysis, and back-emf THD. *Progress in Electromagnetic Research*, vol. 136, p. 327-367.
- Khelifa, M., Mordjaoui, M. and Medoued, A. (2007). An inverse problem methodology for design and optimization of an interior permanent magnetic motor. *Hydrogen Energy*, vol. 3, p. 345-367, 2007.
- Lei, G.; Yang, G. Y.; Shao, K. R.; Guo, Y. G.; Zhu, J. G. and Lavers, J. (2010). Electromagnetic device design based on RBF models and two new sequential optimization strategies. *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 48, p. 3181-3184.
- Lei, G.; Zhu, J.; Guo, Y. (2016). *Multidisciplinary design optimization methods for electrical machines and drive systems*. Springer-Verlag, Berlin.
- Nguyen, T., Lanfranchi, V., Doc, C. and Vilain, J. P (2009). Comparison of optimization algorithms for the desing of a brushless DC machine. *Electric Drives*, vol. 78, p. 1-6.
- Rasilo, P. (2017). Synchronous Generator Excitation Optimization and Design. *Thesis*. Helsinki University of Technology. Helsinki, pp. 69.
- Sethuraman, L. and Dykes, A. (2017). Generator SE: A Sizing Tool for Variable-Speed Wind Turbine Generators. *National Laboratory of the US Department of Energy*. National Laboratory of the US department of Energy.
- Spargo, A., Ilie, S. and Chan, J. (2017). Salient Pole Rotor Optimizations for Synchronous Generators using FEA software. *IEEE Workshop on Electrical Machines Design, Control and Diagnosis (WEMDCD)*. Nottingham.
- Wang, W. (2015). Rotor shape investigation and optimization of double stator switched reluctance machine. *IEEE Transaction on Magnetics*, vol. 51, p. 1-4.