

Otimização de dispositivos magnéticos empregando elementos finitos e algoritmos genéticos usando a linguagem lua

Optimization of magnetic devices employing finite elements and genetic algorithms using Lua language

Florisvaldo Cardozo Bomfim Junior^{1*}, Keiji Yamanaka¹, Antônio Manoel Batista da Silva², Tarniê Vilela Nunes Narques² Edilberto Pereira Teixeira²

RESUMO

O propósito deste trabalho é mostrar a utilização de elementos finitos combinados com os algoritmos genéticos na otimização do núcleo de ferro de um indutor no que diz respeito ao volume de material utilizado em seu projeto. O processo leva em consideração a não saturação do núcleo, um valor específico de indutância, e as restrições de construção para reduzir o custo de montagem do dispositivo. Para os cálculos computacionais foi utilizada a linguagem LUA, por sua rapidez e sua perfeita compatibilidade com o programa de elementos finitos utilizado. Dessa forma, o programa desenvolvido apresentou uma alta velocidade de processamento, por estar sendo executado diretamente dentro do *software* FEM (Finite Element Method Magnetics), obtendo-se resultados promissores quanto a economia de materiais sem comprometer as características desejadas que ficaram dentro das especificações necessárias.

Palavras-Chave: Algoritmo Genético; Elementos Finitos; FEM; Otimização;

ABSTRACT

The purpose of this work is to show the use of finite elements combined with genetic algorithms in optimizing the iron core of an inductor with regard to the volume of material used in its design. The process takes into account core non-saturation, a specific inductance value, and construction constraints to reduce device assembly cost. For the computational calculations, the LUA language was used, due to its speed and its perfect compatibility with the finite element program used. In this way, the developed program presented a high processing speed, as it was being executed directly within the FEM (Finite Element Method Magnetics) software, obtaining promising results in terms of material savings without compromising the desired characteristics that were within the necessary specifications.

Keywords: Genetic Algorithm; Finite elements; FEM; Optimization;

¹ Universidade Federal de Uberlândia

*E-mail: florisvaldo.bomfim@gmail.com

² Universidade de Uberaba

INTRODUÇÃO

Durante o desenvolvimento do projeto de um dispositivo eletromagnético, depara-se com imprecisões significativas, pois grande parte dos cálculos é realizada de forma analítica, o que conforme Meeker (2022), apresenta um erro considerável quando comparado aos cálculos realizados via elementos finitos.

O artigo apresentado por Meeker, demonstra o cálculo de indutância primeiramente calculado de forma analítica e posteriormente por elementos finitos, apresentando uma diferença entre as indutâncias calculadas de 19,65%.

O que vem a atender necessidades o mercado atual, que apresenta uma grande concorrência quanto a valores de mercadorias e a qualidade dos produtos. Nessas condições a empresa que investir na otimização de seus produtos, estará à frente das demais, controlando sua fatia de mercado. Em consonância com essas premissas, o trabalho proposto visa apresentar uma técnica de otimização inteligente por meio dos algoritmos genéticos, para determinar as dimensões, visando reduzir a quantidade de materiais usada para a sua confecção.

Fundamentos Para a Investigação

Algoritmos Genéticos (AG)

Algoritmos genéticos são algoritmos de otimização numérica, inspirados tanto na seleção natural quanto na genética natural, podendo ser aplicado na solução de uma ampla gama de problemas, dentre eles podem ajudar a resolver problemas práticos do dia a dia (LENDEN, 2012). A ideia de usar uma população de soluções para resolver problemas de otimização de engenharia prática foi considerada, várias vezes, durante as décadas de 1950 e 1960. No entanto, o AG foi inventado por John Holland, em 1960. Os seus motivos para desenvolver tais algoritmos foram muito além da resolução de problemas convencionais (COLEY, 1999). A constituição dos algoritmos genéticos é:

- um número ou população de suposições da solução para o problema;
- uma maneira de calcular o quão são boas ou ruins as soluções individuais dentro da população;
- um método para misturar fragmentos para formar melhores soluções;
- um operador de mutação para evitar a perda permanente de diversidade dentro das soluções.

SBX (*Simulated Binary Crossover*)

O crossover binário simulado (SBX - *Simulated Binary Crossover*) trabalha com dois indivíduos selecionados P1 e P2 e cria dois novos indivíduos C1 e C2. O operador SBX, e o *crossover* Blend são considerados operados autoadaptativos, pois se adaptam automaticamente durante a execução de um algoritmo genético. O *crossover* SBX utiliza uma distribuição de probabilidade não uniforme bimodal. O indivíduo criado é uma aproximação de centro nos dois indivíduos pais, isto é, tem maior probabilidade de ser gerado em duas regiões, cujos centros são os dois indivíduos pais (Deb et al, 1995). Esse sistema pode ser representado pelas seguintes expressões:

$$ui = rand() \quad (1)$$

$$Bqi = (2 \cdot ui)^{\frac{1}{n+1}} \quad ui \leq \frac{1}{2} \quad (2)$$

$$Bqi = \left(\frac{1}{2 \cdot (1 - ui)} \right)^{\frac{1}{n+1}} \quad ui > \frac{1}{2} \quad (3)$$

$$C1 = \frac{1}{2} \cdot ((1 - Bqi) \cdot P1 + (1 + Bqi) \cdot P2) \quad (4)$$

$$C2 = \frac{1}{2} \cdot ((1 - Bqi) \cdot P2 + (1 + Bqi) \cdot P1) \quad (5)$$

onde o índice i é uma referência ao i -enésimo alelo; Bqi é definido pela Equação 2 e 3; ui uma variável aleatória com distribuição uniforme entre 0 e 1. Note que, como não pode existir coeficientes negativos, existe um teste que traz para zero os alelos que porventura se tornem negativos ao final da recombinação.

Método dos Elementos Finitos

O método dos elementos finitos consiste em um procedimento numérico para determinar soluções aproximadas para equações diferenciais, realizando uma subdivisão do problema em partes menores chamadas de elementos finitos (Larson & Bengzon, 2015).

O propósito da metodologia dos elementos finitos é a de realizar a solução de equações diferenciais para várias entradas, tendo como ideia principal a de que um dispositivo deve ter a sua geometria dividida em várias partes, daí o nome elementos

finitos. O nome dado a essas subdivisões é chamada de malha, que são usualmente constituídas por triângulo. Os vértices dessa malha são utilizados para montar uma matriz de equações. A ferramenta utilizada para esse trabalho foi o FEMM 4.2, sendo uma união de programas usados para a resolução de problemas eletrostáticos e eletromagnéticos de baixa frequência. Esse *software* trabalha discretizando o domínio de entradas em pequenos triângulos (de forma automática ou não) e logo após interpola os valores em cada vértice dos triângulos.

Linguagem Lua

Lua é uma linguagem usada em muitas aplicações industriais e sistema de informação (IERUSALIMSKY, 2015). Sendo atualmente a linguagem *script* mais usada na produção de imagens e jogos. Essa linguagem foi inteiramente projetada e desenvolvida no Brasil por uma equipe na PUC-Rio (Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro). Tal linguagem é usada em aplicações diversas, tendo as seguintes características:

- Programação procedural
- Programação orientada a objetos
- Programação Funcional
- Programação orientada a dados

Indutor

Indutor é um dispositivo passivo que funciona armazenando energia em um campo magnético (Bolestayd, 2013). O dispositivo pode ser com núcleo de ar ou de material magnético, sendo utilizado como filtro passa baixa ou passa alta conforme a configuração. A indutância é uma grandeza física que é associada aos indutores, simbolizada pela letra L. Para um indutor linear, a tensão entre seus terminais é dada pela taxa de variação da corrente no tempo multiplicada pelo valor da indutância conforme a equação 1.

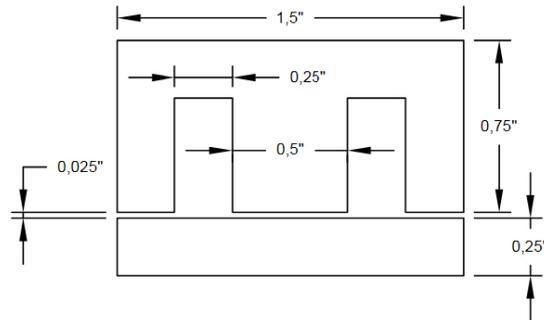
$$V_L(t) = L \cdot \frac{\delta i(t)}{\delta t} \quad (6)$$

em que: $V_L(t)$ é a tensão instantânea, L é a indutância, $i(t)$ é a corrente e $di(t)/dt$ derivada da corrente em relação ao tempo.

Método Proposto

Para a demonstração do método proposto foram consideradas as medidas e materiais usados no projeto do indutor ilustrado na figura 1 e tabela 1, respectivamente. Com esses dados e informações ele foi simulado no software FEMM, para o levantamento do fluxo magnético e seu valor de impedância.

Figura 1 - Indutor adotado para a otimização



Fonte: Bomfim Junior, 2022

Tabela 1 : Dados o indutor adotado

Características	
Largura :	1.5"
Altura:	1"
Profundidade:	1"
Número de espiras:	66
Corrente do Circuito:	1A
Entre-ferro:	0.025"
Condutor :	18 AWG
Material Núcleo:	M-15 Steel

Fonte: Bomfim Junior, 2022

Para mostrar a precisão dos elementos finitos são comparados os valores da indutância calculadas de forma analítica com as geradas por meio dos elementos finitos. A determinação da indutância de forma analítica é dada por:

$$R = \frac{lg}{\mu_0 \cdot a_{pole}} \quad (7)$$

$$L = \frac{n^2}{R} \quad (8)$$

em que: R é a relutância magnética, lg é o comprimento do entreferro, μ_0 :é a permeabilidade magnética, n é o número de espiras e L é a indutância. Dessa forma obtêm-se que:

$$R = \frac{2 \cdot 0.025}{\mu_0 \cdot \mu_m \cdot a_{pole}} = 3.2 \cdot 10^6$$

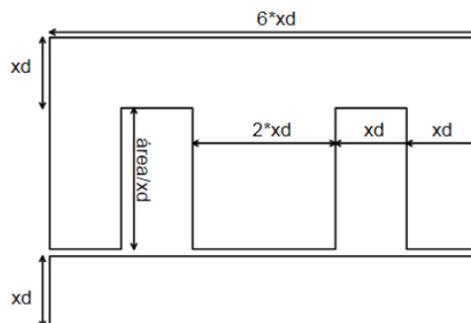
$$L = \frac{n^2}{R} = 1.36 \text{ mH}$$

Por outro lado, o valor obtido para a indutância usando o método dos elementos finitos é $L = 1,7841\text{mH}$. Comparando os valores pode ser observado que valor da indutância obtido via elementos finitos é um valor maior que o valor obtido da forma convencional.

Modelo de Estrutura

Após a definição das dimensões e materiais a serem utilizados, o algoritmo, em linguagem Lua, foi desenvolvido para realizar a montagem bidimensional do indutor que segue as condições de medidas apresentadas na figura 2.

Figura 2 - Estrutura do Indivíduo



Fonte: Bomfim Junior, 2022

Função "Fitness"

Para cada indivíduo da população, obrigatoriamente passa por uma avaliação por meio de uma função. O valor gerado representa o quão adaptado o indivíduo se encontra ao ambiente que ele se encontra. A função “*fitness*” para o algoritmo em questão levou em consideração o valor da indutância em Henry e a densidade de fluxo em Tesla.

$$erro_{Henry} = \sqrt{(Henry_{Alvo} - Indivíduo_{AG})^2} \quad (9)$$

$$erro_{DF} = \sqrt{(DF_{Alvo} - Indivíduo_{AG})^2} \quad (10)$$

Dessa forma, a função fitness para essa finalidade desse presente algoritmo é descrita pela expressão 11.

$$Função_{fitness} = NP1 \cdot erro_{Henry} + NP2 \cdot erro_{DF} \quad (11)$$

Onde: DF é a densidade de fluxo e NP_n é o nível de prioridade.

Estrutura do Cromossomo

No Algoritmo Genético cada indivíduo da população é constituído por um cromossomo, sendo representado no formato binário, decimal ou conjunto de decimais e outros (Motta, 2022). Dessa forma, esses valores são utilizados durante todo o processo de procura da solução. A estrutura do cromossomo desenvolvida para o presente trabalho possui três elementos, sendo eles a profundidade, a largura e a distância do entreferro (EF).

Parâmetros do AG proposto

Para o correto funcionamento do algoritmo genético as configurações dos seus parâmetros são de suma importância para a obtenção de um resultado ótimo em um menor tempo. O AG foi configurado com valores em torno dos considerados padrões na literatura:

- População: 200
- Gerações: 50
- Probabilidade de recombinação: 0,95 (na falha, os pais selecionados são copiados)
- Probabilidade de mutação: 0,15

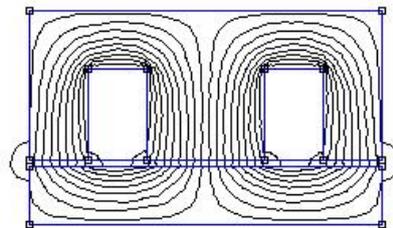
- Atualização: substituição dos pais pelos filhos
- Função fitness: Henry = 1,78418 H e Densidade de Fluxo = 0,5 Tesla

A prioridade primária da função fitness é o valor da indutância do dispositivo, tendo como secundária o valor da densidade de campo. Dessa forma a densidade é ajustada apenas quando o valor primário estiver em uma região ótima. Conforme apresentado na equação 11 em que se estipula o valor de NP1 maior que NP2.

Resultados

O algoritmo proposto foi configurado visando o aperfeiçoamento de um indutor que apresente um valor indutância igual a 1,7841 mH (volume de 1,5 in³), apresentado no item método proposto. O propósito foi obter um indutor que não apresente uma elevada saturação no núcleo e que reduza a quantidade de material utilizado em sua construção. Após a primeira época foi apresentado o primeiro indivíduo mais apto (figura 3), o qual resultou um valor de volume igual 2,17 in³, um valor de indutância de 4,6853 mH e densidade de fluxo 0,05961 Tesla. Suas dimensões são apresentadas na tabela 2.

Figura 3 - Indivíduo inicial



Fonte: Bomfim Junior, 2022

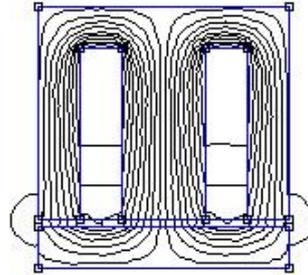
Tabela 2: Dimensões do melhor indivíduo da primeira época

Dimensionamento do individuo inicial	
Altura:	1.01''
Largura:	1.68''
Profundidade:	2.44''
Janela Altura:	0.45''
Janela Largura:	0.28''

Fonte: Bomfim Junior, 2022

Na quinta época, foi notada uma grande variação do seu formato juntamente com o seu volume, o mesmo teve a sua área de base comprimida e seu altura elevada, passando para um volume de 1,09 in³, uma indutância de 1,795 mH e densidade de fluxo igual à 0,1076 Tesla, conforme figura 4 e tabela 3.

Figura 4 - Indivíduo intermediário



Fonte: Bomfim Junior, 2022

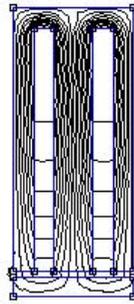
Tabela 3: Dimensões do melhor indivíduo da sexta época

Dimensões do sexton indivíduo	
Altura:	1.06''
Largura:	1.04''
Profundidade:	1.17''
Janela Altura:	0.72''
Janela Largura:	0.17''

Fonte: Bomfim Junior, 2022

O algoritmo estabilizou a partir da décima época, atingindo o seu objetivo, que é o valor da indutância desejado. Tendo um volume final de 0,7929 in³, densidade de fluxo igual à 0,2374 Tesla (O que não compromete o seu funcionamento) e um valor de indutância de 1,78418 mH, sua estrutura e apresentada na figura 5 e tabela 4 .

Figura 5 - Indivíduo final



Fonte: Bomfim Junior, 2022

Tabela 4: Dimensões do melhor indivíduo da sexta época

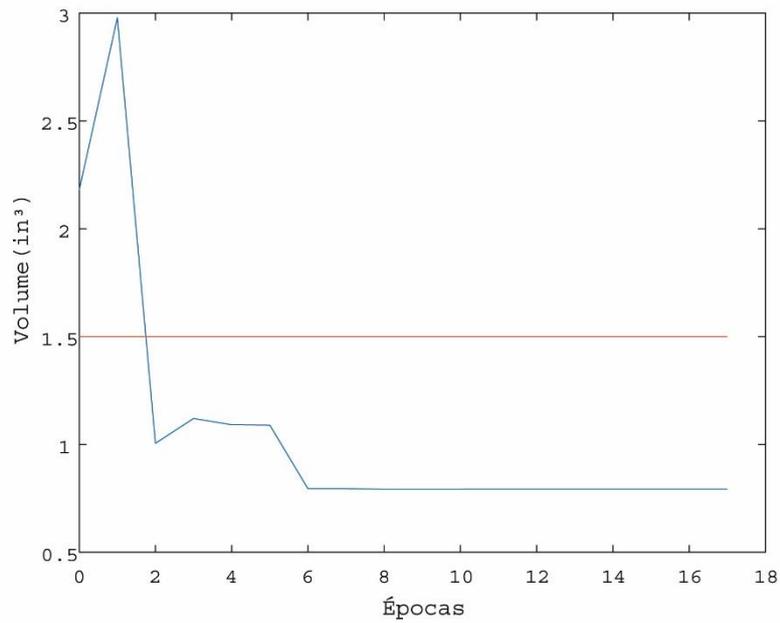
Dimensões do sexto indivíduo	
Altura:	1.45''
Largura:	0.60''
Profundidade:	0.98''
Janela Altura:	1.25''
Janela Largura:	0.10''

Fonte: Bomfim Junior, 2022

Variância Volumétrica da Estrutura

A figura 6 a seguir demonstra o gráfico de variação do volume dos melhores indivíduos encontrados durante o processo de otimização. Como o algoritmo tem o objetivo encontrar o valor da indutância e a densidade de fluxo o núcleo do indutor tende a se comprimir para satisfazer as condições da função fitness. Pode ser observado no gráfico da referida figura, que conforme o passar das épocas o volume tende a ficar inferior ao valor inicial de $1,5 \text{ in}^3$ que almeja reduzir.

Figura 6 - Gráfico de variação do volume

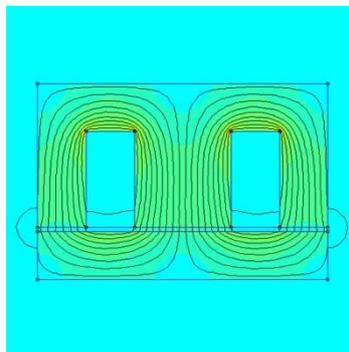


Fonte: Bomfim Junior, 2022

Para realizar a validação do modelo encontrado, montou-se a estrutura do indutor escolhida para a otimização realizando sua simulação no *software* FEMM (figuras 7) e levantado os valores apresentados a seguir:

- Total current = 1 A
- Voltage Drop = 0.0701971 V
- Flux Linkage = 0.00178418 Webers
- Flux/Current = 0.00178418 Henries
- Voltage/Current = 0.0701971 Ohms
- Power = 0.0701971 Watts

Figura 7- Simulação do Indutor a ser otimizado

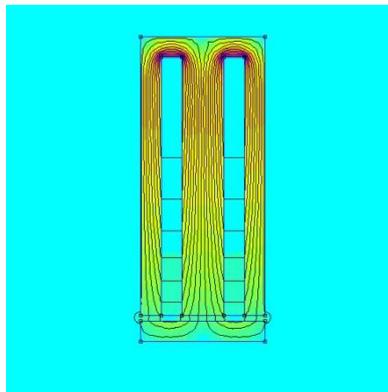


Fonte: Bomfim Junior, 2022

Logo após levantados os valores do indutor alvo, foi realizado a simulação do indutor idealizado pelo algoritmo genético (figura 8) e levantado os valores apresentados a seguir:

- Total current = 1 A
- Voltage Drop = 0.0687189 V
- Flux Linkage = 0.00178417 Webers
- Flux/Current = 0.00178417 Henries
- Voltage/Current = 0.0687189 Ohms
- Power = 0.0687189 Watts

Figura 8 - Simulação do Indutor otimizado



Fonte: Bomfim Junior, 2022

As figuras 7 e 8, apresentam dois indutores de dimensões diferente, mas com valores de indutâncias iguais. Dessa forma, validando o processo de otimização por meio dos elementos finitos e algoritmos genéticos, que visou a redução de materiais mantendo o mesmo valor de indutância.

Conclusão

Por meio dos resultados obtidos, ficou comprovado que a união dos elementos finitos com algoritmos genéticos é uma ferramenta poderosa para otimizar dispositivos eletromagnéticos. Para o caso analisado ficou demonstrando que é possível uma economia de até 50% de material na construção do dispositivo gerando um produto que manteve a indutância pretendida, uma redução no volume e nas perdas por efeito joule, devido a não saturação do núcleo. Em eventuais estudos posteriores, a mesma técnica

pode ser aplicada a outros dispositivos eletromagnéticos como transformadores, motores e geradores.

REFERÊNCIAS

- ARENALES, S.; DAREZZO, A. Cálculo numérico: aprendizagem com apoio de software. Cengage Learning, 2008.
- COLEY, D. A. An introduction to genetic algorithms for scientists and engineers. World Scientific Publishing Co Inc, 1999.
- DEB, K.; AGRAWAL, R. B. (1995). Simulated binary crossover for continuous search space. *Complex Systems*, 9:115–148.
- MEEKER, DAVID. Inductance Calculation Example. 2022. Disponível em: <<http://www.femm.info/examples/induct1a/induct1a.htm>>. Acesso em: 16 de dezembro de 2022.
- BOYLESTAD, R. L.; NASHELSKY, L. *Dispositivos eletrônicos e teoria de circuitos*. 11ª ed. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2013. xii, 766 p.
- LENDEN, RICARDO. Algoritmos Genéticos. São Paulo: Ciência Moderna, 2012. 496 p. ed. 3°. ISBN 8539901951
- LARSON, MATS G. & BENGZON, FREDRIK, . *The Finite Element Method*. New York : Springer Nature b. V., 2015. 416 p. ed. 1°.
- IERUSALIMSCHY, ROBERTO . *Programando em LUA*. São Paulo: LTC, 2015. 400 p. ed. 3° . ISBN 9788521626992.
- MOTTA, ALLAN RONNEY VIANNA. *Otimização De Rotas De Helicópteros Offshore Utilizando Algoritmo Genético*. Curitiba-PR: CRV, 2022. 94 p. ed. 1°.

Recebido em: 23/12/2022

Aprovado em: 15/01/2023

Publicado em: 19/01/2023