

OTIMIZAÇÃO COMPUTACIONAL DO PROCESSO DE FABRICAÇÃO DE ELETRODOS REVESTIDOS.

Diego Henrique A. Nascimento
Mariana Presoti

Programa de Pós Graduação em
Modelagem Matemática e Computacional
CEFET-MG, Belo Horizonte, Brasil

Email: {diegocefetmg, marianapresoti01}@gmail.com

Elizabeth Fialho Wanner
Rogério Martins Gomes

Departamento de Computação
CEFET-MG, Belo Horizonte, Brasil

Email: {efwanner, rogerio}@decom.cefetmg.br

Abstract—Os eletrodos revestidos, utilizados na soldagem por arco elétrico, são submetidos durante o processo de fabricação a altas temperaturas para a remoção da umidade de seu revestimento, que é prejudicial a sua aplicação. Um tipo especial destes eletrodos, o Inox, apresenta alta sensibilidade ao processo de secagem resultando em altas taxas de rejeição. Assim, esse trabalho propõe otimizar, computacionalmente, o processo de fabricação, levando em consideração os parâmetros de qualidade, umidade e fragilidade, bem como o custo de produção. No processo de otimização, foram utilizadas duas técnicas multiobjetivo baseadas em algoritmos evolutivos, NSGA-II e SPEA2, e duas funções objetivos, uma referente à qualidade do produto, constituída pela soma ponderada dos parâmetros umidade e fragilidade, e outra relacionada ao custo de fabricação. Cada um dos algoritmos multiobjetivo foi implementado seguindo os mesmos parâmetros construtivos e o desempenho foi medido por meio da métrica hipervolume. Ao final, os resultados mostraram que é possível encontrar novos parâmetros do processo produtivo e que, além de atenderem as exigências de qualidade, conseguiram uma redução de até 31% nos custos de produção, dependendo do fator de ponderação utilizado na agregação dos parâmetros umidade e fragilidade.

Keywords—*Eletrodos Revestidos, Otimização Multiobjetivo, NSGA-II, SPEA2.*

I. INTRODUÇÃO

Um dos processos mais utilizados para unir peças metálicas é a soldagem por arco elétrico por meio do eletrodo revestido [1] [2]. O eletrodo revestido é um consumível de solda composto por dois elementos, a alma metálica, parte interna do produto em forma de vareta, e o seu envoltório ou revestimento cerâmico. O eletrodo revestido, quando utilizado, é preso a um equipamento de soldagem, onde é energizado com uma polaridade, enquanto as peças, as serem unidas, são energizadas com a polaridade inversa [3]. Ao tocar a peça, o eletrodo estabelece um arco elétrico, ocasionando a sua fusão e, conseqüentemente, a união das peças.

Existem diversos tipos de eletrodos revestidos e cada um deles é destinado à uma aplicação específica, cujos

critérios de qualidade e utilização são estabelecidos pela norma AWS (1991), *American Welding Society*. Um destes parâmetros de qualidade estabelecidos pela AWS é que a umidade do revestimento deve ser menor que 0,5%, em média, apresentando variações conforme o tipo do eletrodo. A umidade do revestimento é uma característica importante pois o excesso pode ocasionar poros no cordão de solda ou fragilização pela presença de hidrogênio de fusível na junta soldada [4]. Para garantir que o eletrodo atinja o nível de umidade estabelecido pela AWS, ele deve passar por várias etapas consecutivas de secagem, de maneira a remover a umidade excedente sem danificar o produto. Caso o aporte térmico fornecido ao eletrodo, durante as etapas de secagem seja alto, poderão aparecer trincas ou falta de aderência do revestimento em relação a alma. Este último problema ocorre devido à diferença de dilatação entre o material metálico e o cerâmico [5]. No início do processo de secagem, existe uma dilatação uniforme entre alma e o revestimento. Entretanto, no fim do processo de secagem, o revestimento perde elasticidade devido à sua cura, fazendo com que se formem regiões de folga entre a alma e o revestimento. Ao se desprender da alma, o revestimento se torna mais vulnerável a impactos mecânicos devido à sua natureza frágil [5]. Esse processo, chamado de fragilização do eletrodo, acaba inviabilizando o processo de embalagem e transporte do produto pelas quebras do revestimento.

Na fabricação de eletrodos, existe uma família de produtos chamados eletrodos especiais do tipo inox que apresentam uma maior fragilidade acarretando em um prejuízo, segundo a empresa modelo utilizada para o desenvolvimento do trabalho, de R\$ 13.800,00 por tonelada perdida. Assim, devido aos altos custos relacionados a fabricação e as perdas ocorridas, torna-se relevante o estudo do processo de fabricação a fim de se obter um conjunto de parâmetros de processo que atenda as especificações da AWS em relação a umidade do produto, elimine ou mitigue a fragilização dos eletrodos, bem como reduza os custos de fabricação.

Com isso em mente, o trabalho tem por objetivo aplicar técnicas de otimização multiobjetivo para obter

as melhores configurações do processo, buscando reduzir a umidade residual e a fragilidade do produto, bem como manter ou reduzir o seu custo de fabricação. Para isso, foram utilizados 2 modelos matemáticos que estabelecem as relações entre os parâmetros de processo e as variáveis tidas como resposta (fragilidade, umidade e custo). O primeiro modelo foi criado utilizando uma Rede Neural Artificial do tipo MLP (*Multilayer Perceptron*), implementada em um *software* livre chamado JustNN [6]. Esse modelo representa o processo de fabricação industrial e é capaz de fornecer uma simulação dos parâmetros de processo e prever uma resposta para o índice de umidade e fragilidade do produto. O segundo modelo, por sua vez, é uma função empírica de custo médio da produção do eletrodo revestido com base nos parâmetros de processo adotados. Esses modelos irão compor as funções objetivo durante a otimização computacional.

Recentemente, diversos trabalhos têm sido desenvolvidos na área de soldagem com o uso de inteligência computacional: controle dos parâmetros de soldagem [7] [8], detecção de defeitos [9] [10], bem como identificação das propriedades dos metais [11]. Entretanto, nenhum desses trabalhos abordam a soldagem sob o ponto de vista do processo produtivo, que precisa atender a uma série de requisitos a fim de garantir o padrão de qualidade final do produto.

II. O PROCESSO DE FABRICAÇÃO

O processo de secagem de um eletrodo revestido apresenta três etapas principais relevantes ao trabalho:

Tempo ao ar: após o eletrodo ser fabricado, ele inicia o ciclo de secagem em um pátio de espera, onde permanece por 6 horas. Durante essa etapa, o produto perde grande parte de sua umidade e adquire uma certa rigidez para suportar as demais etapas de secagem.

Primeira queima: após o Tempo ao ar, os eletrodos são encaminhados para um forno industrial de baixa temperatura, a gás natural, onde permanece por duas horas a uma temperatura de 150 °C, continuando o processo de secagem.

Segunda queima: após a Primeira queima, o produto é encaminhado para um forno industrial elétrico de alta temperatura, onde permanece de 4 a 5 horas a uma temperatura de 450 °C para finalizar o processo de secagem.

O processo modelado é composto pelas cinco variáveis envolvidas no processo de fabricação, ou seja, o tempo de permanência em cada etapa e as temperaturas nos fornos das duas queimas. As variáveis de resposta a serem otimizadas são a fragilidade e a umidade. A umidade do revestimento é medida utilizando um aparelho laboratorial chamado RC 412 da fabricante LECO. Esse equipamento mede a quantidade de moléculas de água desprendidas quando o revestimento é aquecido à uma temperatura de 600 °C [12]. A medição da fragilidade, por sua vez, é feita por meio de um ensaio destrutivo chamado de Teste de Queda. Esse ensaio simula o impacto ocasionado durante a embalagem e transporte do eletrodo, atuando sobre o revestimento do mesmo. Nesse teste, o eletrodo é abandonado de uma plataforma metálica em uma base, também

metálica, sendo a altura da plataforma regulada conforme o tipo de eletrodo. Após a queda, a massa do eletrodo é medida (m_{depois}) e depois é comparada com a massa antes da queda (m_{antes}). Para obtenção do resultado, aplica-se a Equação (1), onde é desconsiderado o peso do arame (m_{arame}).

$$F(m_{antes}, m_{arame}, m_{depois}) = \frac{m_{antes} - m_{depois}}{m_{antes} - m_{arame}} \quad (1)$$

O Teste de Queda possui um limite de aceitação de 3%, ou seja, o eletrodo não pode sofrer uma perda maior que 3% da massa do seu revestimento.

III. MODELOS DE SIMULAÇÃO

Devido ao alto custo de fabricação dos eletrodos, tornou-se inviável a execução de testes em um ambiente de produção. Dessa forma, o processo de fabricação foi investigado e um modelo de Rede Neural Artificial do tipo *Multilayer Perceptron* (MLP), baseada na plataforma JustNN (<http://www.justnn.com/>), foi implementado. Este modelo ofereceu 90% de assertividade na previsão dos resultados de fragilidade e umidade com base nas variáveis de entrada do processo. A Tabela 1 resume a arquitetura de rede, escolhida de forma empírica, utilizada nos testes.

Tabela 1: Arquitetura de teste das RNAs

	Rede	Erro (meta)	Ciclos (máx)
Just NN	6x4x4	0,1%	100.000

O método de treinamento utilizado na atualização dos pesos sinápticos foi o *Backpropagation* com o algoritmo de *Levenberg-Marquadt*, pelo fato de trabalhar com multicamadas e resolver problemas não-linearmente separáveis, característica presente no problema. As etapas de treinamento foram repetidas 5 vezes e os indicadores de desempenho, tais como o coeficiente de regressão entre os dados originais e os dados simulados durante o treinamento, foram calculados utilizando a média das execuções. Esse modelo irá compor uma das funções que se deseja otimizar nesse trabalho.

Considerando agora o processo de otimização da qualidade dos eletrodos revestidos, torna-se relevante observar o binômio custo de produção versus qualidade do produto. Muitas vezes, essas características são antagônicas, ou seja, não existe uma solução admissível que garanta o melhor valor em todos os aspectos de avaliação. Neste caso, um aumento na qualidade do produto, normalmente, implica em um aumento no custo de produção, o que poderia inviabilizar a sua competitividade em termos de mercado. Assim, para que a otimização da qualidade não seja inviabilizada pelo aumento dos custos, uma função de custo de fabricação, a ser utilizada em conjunto com as funções de qualidade, foi proposta. Nessa função de custos serão consideradas as seguintes variáveis:

Custo de manutenção mensal (M): custo relativo a manutenção preventiva e corretiva em cada um dos fornos, de primeira e segunda queima, por hora.

Custo operacional (MO): custo da mão-de-obra dos funcionários por hora de trabalho.

Custo energético (E): custo médio referente ao consumo de energia elétrica ou gás natural utilizado no processo de secagem por hora de funcionamento do equipamento.

Tempo da etapa (t): tempo de duração de um ciclo de produção.

Capacidade do processo(Z): capacidade produtiva de cada etapa do processo medidos em toneladas por hora.

Temperatura dos fornos (T): temperatura de trabalho em cada um dos fornos. Essa variável irá atuar como um ponderador dos custos energéticos nas etapas de secagem. Como o processo atual utiliza uma temperatura de 150 °C para primeira queima e 450 °C para a segunda queima, os valores de temperatura serão normalizados com base nesses valores. Assim, temperaturas acima dos valores atuais representarão um incremento nos gastos com energia e, caso contrário, representarão um decréscimo.

A Equação (2) representa o custo por tonelada de produto referente a etapa de tempo ao ar.

$$Custo_{ar} = \frac{t_{ar} \cdot MO_{ar}}{Z_{ar}} \quad (2)$$

As Equações (3) e (4) representam o custo referente as etapas de primeira e segunda queima.

$$Custo_{1Q} = \frac{t_{1Q} \cdot MO_{1Q}}{Z_{1Q}} + \frac{M_{1Q} \cdot t_{1Q}}{Z_{1Q}} + \frac{E_{Gás} \cdot t_{1Q} \cdot T_{1Q}}{150 \cdot Z_{1Q}} \quad (3)$$

$$Custo_{2Q} = \frac{t_{2Q} \cdot MO_{2Q}}{Z_{2Q}} + \frac{M_{2Q} \cdot t_{2Q}}{Z_{2Q}} + \frac{E_{Elétrica} \cdot t_{2Q} \cdot T_{2Q}}{450 \cdot Z_{2Q}} \quad (4)$$

As Equações (2), (3) e (4) foram somadas na Equação (5), a fim de se obter um custo total por tonelada de produto fabricado, tendo em vista qualquer parâmetro de processo desejado.

$$F_{custo} = Custo_{ar} + Custo_{1Q} + Custo_{2Q} \quad (5)$$

IV. OTIMIZAÇÃO MULTI OBJETIVO

O problema de otimização multiobjetivo pode ser formulado como se segue:

$$\begin{aligned} x^* &= \min_x f_k(x); k = 1, 2, \dots, m \\ \text{sujeito a: } &\begin{cases} g_i(x) \leq 0; & i = 1, 2, \dots, r \\ h_j(x) = 0; & j = 1, 2, \dots, p \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

Desta forma, $x \in \mathbb{R}^n$, $f(\cdot) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$, $g(\cdot) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^r$, e $h(\cdot) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p$. As funções g_i e h_j são as funções de restrição de desigualdade e igualdade, respectivamente. Os vetores $x \in \mathbb{R}^n$ são chamados *vetores de parâmetros* do problema multiobjetivo e formam o *espaço de parâmetros*. Os vetores $f(x) \in \mathbb{R}^m$ encontram-se num espaço vetorial denominado *espaço de objetivos*.

A otimização multiobjetivo, basicamente, busca encontrar um conjunto de soluções, no qual cada uma das soluções pertencente a este conjunto não possa ter um de seus elementos melhorados sem que haja a perda da qualidade dos demais objetivos, ou mesmo, haja violação de uma das restrições do problema [13]. Esse conjunto de soluções é denominado Pareto-Ótimo.

De maneira formal, uma solução $x^1 \in X$ domina outra solução $x^2 \in X$ se $f_i(x^1) \leq f_i(x^2)$ e $f_i(x^1) \neq f_i(x^2)$ para todo $i = 1, \dots, m$. Da mesma forma, diz-se que existe um $j = 1, \dots, m$, em que $f_j(x^1) \in Y$ domina $f_j(x^2) \in Y$, nessas mesmas condições.

Dizemos, portanto, que uma solução $x^* \in F_x$ é uma solução Pareto-Ótima se x^* não é dominado por nenhum outro ponto factível. Desta forma, $X^* \subset X$ é um conjunto Pareto-Ótimo se todas as soluções que o compõem são soluções Pareto-Ótimas. O conjunto-imagem $Y^* \subset Y$ associado ao conjunto Pareto-Ótimo é chamado de fronteira Pareto-Ótima.

Uma vez definidas as funções do problema a serem otimizadas, ou seja, fragilidade, umidade e custo de produção, foram escolhidas duas técnicas baseadas em computação evolucionária, NSGA-II (*Nondominated Sorting Genetic Algorithm*) [14] e SPEA2 (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*) [15]. A escolha foi realizada devido ao fato dessas técnicas não utilizarem gradientes de funções e também não necessitarem de propriedades matemáticas específicas das funções objetivo, tais como continuidade e derivação em todos os pontos [16]. Outra vantagem observada na escolha desses métodos baseados em técnicas evolutivas é que eles trabalham com um conjunto de soluções (algoritmos populacionais), permitindo encontrar diversos pontos ótimos para o problema em uma única execução [17].

Apesar de possuir três funções objetivos, duas delas poderiam ser agrupadas por apresentarem uma forte relação, ou seja, as funções fragilidade e umidade, relacionadas a qualidade do produto, poderiam ser agrupadas utilizando a técnica de escalarização chamada Soma Ponderada. O método de escalarização permite reduzir a dimensão de um problema multiobjetivo, ou mesmo, transformá-lo em um problema monoobjetivo quando necessário [18]. Entretanto, uma das limitações do método de Soma Ponderada é o fato de ser necessário estabelecer os pesos de cada um dos objetivos, definindo, desta forma, o grau de influência dos mesmos [19]. A Equação (7) apresenta a formulação do problema de uma forma geral.

$$\left\{ \begin{array}{l} \min : \lambda.f_1 + (1 - \lambda).f_2 \\ \min : F_{custo} \\ s.a. : f_1 < 0,5\% \\ f_2 < 3\% \\ sendo : x \in X. \end{array} \right. \quad (7)$$

Na Equação (7), o parâmetro λ indica a relevância de cada uma das funções objetivo no processo de otimização, sendo f_1 e f_2 funções objetivo referentes a umidade e fragilidade do eletrodo, respectivamente.

Durante a realização dos experimentos foram adotados 2 valores de λ distintos, $\lambda = 0,25$ e $\lambda = 0,50$, gerando dois problemas de otimização que podem ser expressos pelas Equações (8) e (9).

$$\left\{ \begin{array}{l} \min : 0,25.f_1 + 0,75.f_2 \\ \min : F_{custo} \\ s.a. : f_1 < 0,5\% \\ f_2 < 3\% \\ sendo : x \in X. \end{array} \right. \quad (8)$$

No problema representado pela Equação (8), a fragilidade apresenta uma importância três vezes maior que a umidade. Essa ponderação foi feita considerando que a fragilidade do eletrodo ocorre em um número maior de vezes que os problemas relacionados com o excesso de umidade.

$$\left\{ \begin{array}{l} \min : 0,5.f_1 + 0,50.f_2 \\ \min : F_{custo} \\ s.a. : f_1 < 0,5\% \\ f_2 < 3\% \\ sendo : x \in X. \end{array} \right. \quad (9)$$

No problema representado pela Equação (9), tanto a fragilidade quanto a umidade passaram a ter o mesmo peso de relevância. Essa ponderação foi feita com o objetivo de se buscar um equilíbrio dos parâmetros de qualidade.

Para cada uma das configurações anteriores, ou seja, para cada valor de λ , o sistema foi resolvido utilizando as técnicas SPEA2 e NSGA-II, com 20 execuções cada. A Tabela 2 apresenta os parâmetros adotados para a implementação e execução dos algoritmos evolutivos e foram escolhidos empiricamente de forma a garantir a obtenção dos melhores resultados em um menor tempo de processamento.

Para avaliar o desempenho de cada algoritmo foi utilizada a métrica de desempenho hipervolume [15]. Essa medida permite avaliar a convergência, espalhamento e cobertura de uma solução Pareto-Ótimo [15].

V. TESTES EXPERIMENTAIS

As Figuras (1) e (2) mostram as fronteiras de Pareto obtidas durante a execução dos testes para $\lambda = 0,25$ e $\lambda = 0,50$, respectivamente. Essas Fronteiras de Pareto são

Tabela 2: parâmetros adotados para a implementação e execução dos algoritmos evolutivos.

Teste	SPEA2	NSGA-II
População	100	100
Tam. do Arquivo	100	100
Gerações	500	500
Prob. Cruzamento	0,8	0,8
Prob. Mutação	0,1	0,1
Tipo de Cruzamento	<i>One-point</i>	<i>One-point</i>
Mec. de Nicho	<i>crowding</i>	<i>crowding</i>

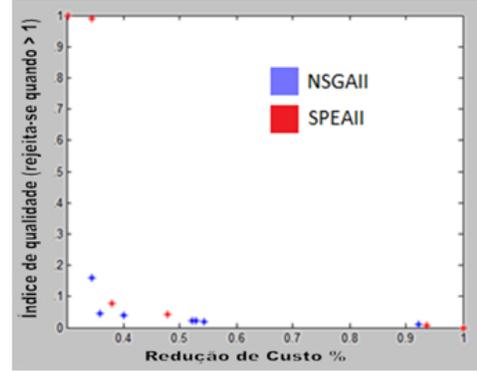


Figura 1: Fronteira de Pareto ($\lambda = 0,25$).

o resultado da combinação de todas as execuções realizadas e, por se tratar de um problema real, os parâmetros de processo apresentam uma natureza discreta, limitada pelo próprio processo de fabricação. Um exemplo dessa limitação é temperatura dos fornos, que variam de 5 °C em 5 °C. Essa discretização dos parâmetros de produção produz fronteiras de Pareto também discretas como mostrado nas Figuras (1) e (2).

Em cada execução dos algoritmos, foi avaliada a métrica hipervolume. A Tabela 3 apresenta o resultado médio dos hipervolumes referentes aos testes realizados para $\lambda=0,25$ e $0,5$, definidos anteriormente. Entretanto, não é possível afirmar qual algoritmo apresentou melhor desempenho baseado em um número restrito de amostras sem que haja uma verificação estatística da relevância e representatividade de toda a população de resultados.

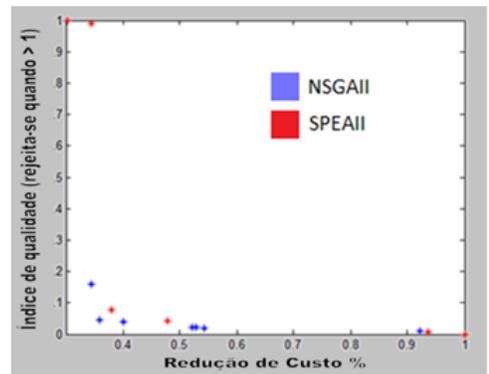


Figura 2: Fronteira de Pareto ($\lambda = 0,50$).

Tabela 3: Resultado médio dos testes realizados para cada problema definido.

Teste	SPEA2	NSGA-II
P01 ($\lambda = 0, 25$)	0,63	0,55
P01 ($\lambda = 0, 50$)	0,54	0,59

Para que seja avaliado qual algoritmo apresentou melhor resultado foi proposta uma análise de variância (ANOVA) para o conjunto de resultados encontrados, considerando cada valor de λ . Após serem verificadas as hipóteses iniciais de normalidade, homocedasticidade e aleatoriedade das amostras, condições necessárias a aplicação da ANOVA, os testes foram realizados e os resultados são apresentados nas Tabelas 4 e 5.

Tabela 4: Resultado médio dos testes realizados para o Problema 01 ($\lambda = 0, 25$).

	DF	SS	MS	F-Value	P-Value
Fator	1	0,0016	0,0016	0,06	0,807
Erro	38	0,98	0,026		
Total	39	0,98			

Tabela 5: Resultado médio dos testes realizados para o Problema 02 ($\lambda = 0, 50$).

	DF	SS	MS	F-Value	P-Value
Fator	1	0,023	0,023	1,73	0,196
Error	38	0,50	0,013		
Total	39	0,52			

A análise de variância sugere que os algoritmos apresentaram desempenhos diferentes do ponto de vista estatístico apenas para o problema 02 ($\lambda = 0, 5$), pois o *F-Value*, encontrado como resposta da ANOVA, foi maior que o *P-Value* [20]. Portanto, o algoritmo NSGA-II apresentou melhor desempenho para $\lambda = 0, 5$. Para $\lambda = 0, 25$, não foram encontradas evidências estatísticas que diferenciasssem os algoritmos, uma vez que o *F-Value* foi menor que *P-Value*.

Para exemplificar, foram escolhidas duas soluções obtidas pelo algoritmo NSGA-II, uma para cada valor de λ , com o objetivo de analisar a viabilidade de implementação em um processo produtivo real. A Tabela 6 mostra as soluções selecionadas.

Tabela 6: Propostas de novos parâmetros de produção.

	T_{Ar}	t_1 (h)	T_1 (°C)	t_2 (h)	T_2 (°C)	f_1	f_2
Caso1	6h	1h	150 °C	3h	420 °C	0,14	R\$1,29
Caso2	2h	2h	140 °C	3h	360 °C	0,17	R\$1,16

O Critério de seleção destas soluções foi baseado na viabilidade operacional das mesmas, ou seja, foi baseado na similaridade que as soluções apresentaram com o processo produtivo real, uma vez que os operadores já estão familiarizados com o processo corrente, e portanto, seria mais fácil a sua adaptação.

Estas soluções selecionadas representaram uma redução de 22,4% e 31% nos custos de fabricação para o valores de $\lambda = 0, 25$ e $\lambda = 0, 50$, respectivamente. Esses valores de redução foram calculados com base no processo de

fabricação atual, que apresenta um custo de processo de R\$1,67 por quilo de eletrodo produzido, uma vez que não foi encontrado na literatura nenhum estudo sobre o custo de produção de eletrodos revestidos.

VI. CONCLUSÃO

O objetivo deste trabalho foi propor a otimização do processo de produção de eletrodos especiais do tipo inox, levando em consideração os parâmetros de qualidade, umidade e fragilidade, bem como o custo de produção. Para isso, foram selecionados os métodos de otimização multi-objetivo NSGA-II e SPEA2. Da mesma forma e visando facilitar a análise, os objetivos referentes à qualidade do produto, umidade e fragilidade, foram agregados em uma só função, utilizando o método de escalarização Soma Ponderada. Para este trabalho, foram escolhidos 2 valores para o fator de ponderação λ , utilizado na agregação dos objetivos, ou seja, $\lambda = 0, 25$ e $\lambda = 0, 5$. Em cada caso, foram utilizados os algoritmos NSGA-II e SPEA2, em 20 execuções cada, conforme parâmetros estabelecidos. O desempenho de cada um dos testes foi avaliado, por sua vez, utilizando a métrica de hipervolume.

Os resultados mostraram a sensibilidade dos algoritmos multiobjetivos com relação à escolha do parâmetro λ , do método de escalarização Soma Ponderada, utilizado na agregação das variáveis umidade e fragilidade do produto. Foi possível observar pela ANOVA que para $\lambda = 0, 25$ não foram encontradas evidências estatísticas que diferenciasssem os algoritmos NSGA-II e SPEA2. No entanto, para $\lambda = 0, 5$ o algoritmo NSGA-II apresentou, estatisticamente, melhor desempenho que o SPEA2. Sendo assim, o algoritmo escolhido para validar o método foi o NSGA-II por tem apresentado bom desempenho para ambos os casos testados, ou seja, para $\lambda = 0, 25$ e $\lambda = 0, 5$.

De forma a investigar a validade do método, foram escolhidas duas soluções obtidas pelo algoritmo NSGA-II, uma para cada valor de λ , com o objetivo de analisar a viabilidade de implementação em um processo produtivo real. Ao final, os resultados mostraram que é possível encontrar novos parâmetros do processo produtivo que, além de atenderem as exigências de qualidade, conseguiram uma redução de 22,4% e 31% nos custos de fabricação para o valores de $\lambda = 0, 25$ e $\lambda = 0, 5$, respectivamente.

Finalmente, considerando as análises estatísticas realizadas, bem como a relativa diferença de redução dos custos de produção obtidos para diferentes valores de λ , uma sugestão de trabalho futuro seria a realização da análise do processo produtivo levando em consideração os três objetivos de forma independente, ou seja, sem realizar a agregação da umidade e fragilidade em um único objetivo.

AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer às agências de fomento CAPES, CNPq e FAPEMIG.

REFERENCES

- [1] I. G. Machado, *Soldagem e Técnicas Conexas: Processos*. Porto Alegre: Editado pelo Autor, Distribuído pela Associação Brasileira de Soldagem, Janeiro 1996.

- [2] H. B. Cary and S. C. Helzer, *Modern welding technology*, 6th ed. Prentice-Hall, 2004.
- [3] S. Kou, *Welding metallurgy*. John Wiley and Sons, 2003.
- [4] J. Kiefer, "Effects of moisture contamination and welding parameters on diffusible hydrogen," *Welding Journal-Including Welding Research Supplement*, vol. 75, no. 5, pp. 155 – 161, 1996.
- [5] W. D. Callister and D. G. Rethwisch, *Materials science and engineering: an introduction*. Wiley New York, 2007, vol. 7.
- [6] R. S. Huang, E. Nedelcu, Y. Bai, A. Wahed, K. Klein, H. Tint, I. Gregoric, M. Patel, B. Kar, P. Loyalka *et al.*, "Post-operative bleeding risk stratification in cardiac pulmonary bypass patients using artificial neural network," *Annals of Clinical & Laboratory Science*, vol. 45, no. 2, pp. 181–186, 2015.
- [7] G. E. Cook, R. J. Barnett, K. Andersen, and A. M. Strauss, "Weld modeling and control using artificial neural networks," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 31, no. 6, 1995.
- [8] K. Andersen, G. E. Cook, G. Karsai, and K. Ramaswamy, "Artificial neural networks applied to arc welding process modeling and control," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 26, no. 5, pp. 824–830, 1990.
- [9] J. Mirapeix, P. García-Allende, A. Cobo, O. Conde, and J. López-Higuera, "Real-time arc-welding defect detection and classification with principal component analysis and artificial neural networks," *NDT and E International*, vol. 40, no. 4, pp. 315–323, 2007.
- [10] A. Carvalho, J. Rebello, L. Sagrilo, C. Camerini, and I. Miranda, "MFL signals and artificial neural networks applied to detection and classification of pipe weld defects," *Ndt and E International*, vol. 39, no. 8, pp. 661–667, 2006.
- [11] Q. WANG, Y. NA, D. SUN, Y. LU, D. DENG, and Y. YANG, "Prediction of tensile property of tig welding joints in gh99 alloy by artificial neural network [j]," *Transactions of the China Welding Institution*, vol. 3, p. 022, 2010.
- [12] W. L. McCabe, J. C. Smith, and P. Harriott, *Unit operations of chemical engineering*. McGraw-Hill New York, 1993, vol. 5.
- [13] D. A. Van Veldhuizen and G. B. Lamont, "Evolutionary computation and convergence to a pareto front," in *Late breaking papers at the genetic programming 1998 conference*. Citeseer, 1998, pp. 221–228.
- [14] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii," *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, 2002.
- [15] E. Zitzler, M. Laumanns, and L. Thiele, "Spea2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm," 2001.
- [16] K. Deb, *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms*. John Wiley & Sons, 2001, vol. 16.
- [17] C. C. Coello, G. B. Lamont, and D. A. Van Veldhuizen, *Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [18] R. T. Marler and J. S. Arora, "The weighted sum method for multi-objective optimization: new insights," *Structural and multidisciplinary optimization*, vol. 41, no. 6, pp. 853–862, 2010.
- [19] I. Y. Kim and O. De Weck, "Adaptive weighted sum method for multiobjective optimization: a new method for pareto front generation," *Structural and Multidisciplinary Optimization*, vol. 31, no. 2, pp. 105–116, 2006.
- [20] D. C. Montgomery, *Design and analysis of experiments*. John Wiley & Sons, 2008.