

CENTRO ESTADUAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA PAULA SOUZA
FACULDADE DE TECNOLOGIA DE LINS PROF. ANTONIO SEABRA
CURSO SUPERIOR DE TECNOLOGIA EM GESTÃO DA QUALIDADE

LEANDRO RIBEIRO DOS SANTOS

**APLICAÇÃO DE ALGORITMOS GENÉTICOS PARA A CORREÇÃO
DE MEDIÇÕES DE ESPESSURA NA GALVANIZAÇÃO: SOLUÇÕES
PARA A VARIABILIDADE E MELHORIA DA PRECISÃO**

LINS/SP
2º SEMESTRE/2025



Assinado com Assinatura Eletrônica (Lei 14.063/2020 | Regulamento 910/2014/EC)
Hash SHA256 do original: ab2f33b7641dbee9e2fe826a78643eb9f59e96ed5540e5be2471e4b64cbfea02
Link de validação: <https://valida.ae/75a7114175209582ef545bbac197e297fd7598a90c6cfcb5d?sv>



Validador



CENTRO ESTADUAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA PAULA SOUZA
FACULDADE DE TECNOLOGIA DE LINS PROF. ANTONIO SEABRA
CURSO SUPERIOR DE TECNOLOGIA EM GESTÃO DA QUALIDADE

LEANDRO RIBEIRO DOS SANTOS

**APLICAÇÃO DE ALGORITMOS GENÉTICOS PARA A CORREÇÃO
DE MEDIÇÕES DE ESPESSURA NA GALVANIZAÇÃO: SOLUÇÕES
PARA A VARIABILIDADE E MELHORIA DA PRECISÃO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à
Faculdade de Tecnologia de Lins para a obtenção
do título de Tecnólogo em Gestão da Qualidade

Orientador: Prof. Dr. Roberto Outa.

LINS/SP
2º SEMESTRE/2025

Assinado com Assinatura Eletrônica (Lei 14.063/2020 | Regulamento 910/2014/EC)
Hash SHA256 do original: ab2f33b7641dbea9e2fe826a78643eb9f59e96ed5540e5be2471e4b64cbfea02
Link de validação: <https://valida.ae/75a7114175209582ef545bbac197e297fd7598a90c6cfcb5d?sv>



Validador



Santos, Leandro Ribeiro dos

S237a Aplicação de algoritmos genéticos para a correção de medições de espessura na galvanização: soluções para a variabilidade e melhoria da precisão / Leandro Ribeiro dos Santos. — Lins, 2025.

20f.

Trabalho de Conclusão de Curso (Tecnologia em Gestão da Qualidade) — Faculdade de Tecnologia de Lins Professor Antonio Seabra: Lins, 2025.

Orientador(a): Dr. Roberto Outa

1. Algoritmos Genéticos. 2. Galvanização. 3. Correção de Medições. 4. Variabilidade. 5. Revestimento de Zinco. I. Outa, Roberto. II. Faculdade de Tecnologia de Lins Professor Antonio Seabra. III. Título.

CDD 658.562

Gerada automaticamente pelo módulo web de ficha catalográfica da FATEC Lins mediante dados fornecidos pelo(a) autor(a).






LEANDRO RIBEIRO DOS SANTOS

**APLICAÇÃO DE ALGORITMOS GENÉTICOS PARA A CORREÇÃO DE
MEDIÇÕES DE ESPESSURA NA GALVANIZAÇÃO: SOLUÇÕES PARA A
VARIABILIDADE E MELHORIA DA PRECISÃO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à
Faculdade de Tecnologia de Lins como parte dos
requisitos para obtenção do título de Tecnólogo em
Gestão da Qualidade sob orientação do prof. Dr.
Roberto Outa

Data de aprovação: 10/12/2025


Roberto Outa
Data 23/12/2025 07:36
#f22c7464df9611f0800e42010a2b601f

SIGNATÁRIO

Orientador


Samuel Stabile
Data 23/12/2025 07:41
#f246f61fdf9611f0800e42010a2b601f

SIGNATÁRIO

Examinador1


Alyssa C. B. M. Gedo
Data 22/12/2025 21:33
#f2623f81df9611f0800e42010a2b601f

SIGNATÁRIO

Examinador2





SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	6
2 FUNDAMENTOS DA GALVANOPLASTIA.....	7
3 O ALGORITMO GENÉTICO	9
4 A SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL	10
5 METODOLOGIA EXPERIMENTAL	10
5.1 Primeira Etapa - Simulação Computacional do Teste De Conceito (Proof Of Concept - Poc).....	11
5.2 Segunda Fase - Introduzir na Simulação o Conceito do Algoritmo Genético..	13
6 DISCUSSÃO GERAL	18
7 CONCLUSÃO	19
8 REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA	19



APLICAÇÃO DE ALGORITMOS GENÉTICOS PARA A CORREÇÃO DE MEDIÇÕES DE ESPESSURA NA GALVANIZAÇÃO: SOLUÇÕES PARA A VARIABILIDADE E MELHORIA DA PRECISÃO

Leandro Ribeiro Dos Santos¹
Dr. Roberto Outa²

¹Acadêmicos do Curso de Gestão da Qualidade da Faculdade de Tecnologia de Lins
Prof. Antônio Seabra – Fatec, Lins – SP, Brasil

²Docente do Curso de Gestão da Qualidade da Faculdade de Tecnologia De Lins
Prof. Antônio Seabra – Fatec, Lins – SP, Brasil

RESUMO

Este estudo tem como objetivo aplicar algoritmos genéticos para corrigir as medições de espessura das camadas de zinco em chapas de aço galvanizadas, abordando problemas de variabilidade e melhorando a precisão e uniformidade dos revestimentos. A variabilidade no processo de galvanização frequentemente resulta em revestimentos não uniformes, comprometendo a durabilidade e a eficácia anticorrosiva. Utilizando algoritmos genéticos, o projeto ajusta as medições de espessura para reduzir a variabilidade, alinhando-as ao padrão de referência. Após a correção, as medições demonstram maior consistência e precisão, indicando uma camada de zinco mais uniforme. A integração de múltiplos parâmetros, como a preparação da superfície, a temperatura do banho de zinco, o tempo de imersão, a composição química do banho e a corrente elétrica, permitiu uma análise detalhada e a otimização do processo de galvanização. Esta abordagem melhorou a qualidade do produto final e forneceu uma ferramenta robusta para a indústria enfrentar e mitigar os desafios de variabilidade na galvanização.

Palavras-chave: Algoritmos Genéticos; Galvanização; Correção de Medições; Variabilidade; Revestimento de Zinco.

ABSTRACT

This study aims to apply genetic algorithms to correct the thickness measurements of zinc layers in galvanized steel sheets, addressing variability problems and improving the accuracy and uniformity of coatings. Variability in the galvanizing process often results in non-uniform coatings, compromising durability and anti-corrosion effectiveness. Using genetic algorithms, the project adjusts the thickness measurements to reduce variability, aligning them with the reference standard. After correction, the measurements demonstrate greater consistency and accuracy, indicating a more uniform zinc layer. The integration of multiple parameters, such as surface preparation, zinc bath temperature, immersion time, bath chemical composition, and electric current, allowed for detailed analysis and optimization of the galvanizing process. This approach has improved the quality of the final product and provided a robust tool for the industry to address and mitigate the challenges of variability in galvanizing.

Keywords: Genetic Algorithms; Galvanization; Correction of Measurements; Variability; Zinc Coating

1 INTRODUÇÃO

Os materiais metálicos desempenham um papel importante em nossa sociedade moderna, sendo utilizados em diversas indústrias, como a automotiva, aeroespacial e de construção. No entanto, a durabilidade e o desempenho desses materiais são frequentemente comprometidos por fatores ambientais e operacionais que causam desgaste e corrosão. Para mitigar esses problemas, a galvanoplastia se destaca como uma técnica eficaz para proteger as superfícies metálicas, aplicando uma camada de revestimento que melhora a resistência à corrosão e prolonga a vida útil dos componentes metálicos (Kanani, 2006).

A galvanoplastia, ou eletrodeposição, é um processo eletroquímico que envolve a aplicação de uma fina camada de metal sobre a superfície de um material base, utilizando uma corrente elétrica para reduzir os íons metálicos na solução eletrolítica. Esse processo não apenas melhora a aparência estética dos componentes, mas também oferece proteção contra a corrosão e o desgaste mecânico. Contudo, um dos desafios inerentes à galvanoplastia é a variabilidade na espessura do revestimento, que pode resultar em áreas desprotegidas ou com proteção insuficiente, comprometendo a eficácia do processo (bard; faulkner, 2001).

Para enfrentar esses desafios, os algoritmos genéticos surgem como uma solução promissora. Inspirados nos processos de seleção natural, esses algoritmos são capazes de encontrar soluções ótimas em problemas complexos e não lineares. Sua aplicação na galvanoplastia permite a otimização dos parâmetros do processo, ajustando as medições de espessura para reduzir a variabilidade e garantir uma camada de revestimento mais uniforme e eficaz (Holland, 1975; Goldberg, 1989).

Os algoritmos genéticos funcionam imitando a evolução natural, utilizando processos de seleção, cruzamento e mutação para gerar soluções que se aproximam cada vez mais do ótimo global. No contexto da galvanoplastia, isso significa ajustar de maneira iterativa os parâmetros do processo, como a densidade de corrente, o tempo de imersão e a concentração dos sais metálicos, para minimizar as inconsistências na espessura do revestimento. Esta abordagem tem se mostrado eficaz em diversos estudos, destacando-se como uma ferramenta poderosa para a otimização de processos industriais complexos (Goldberg, 1989). Além dos algoritmos genéticos, a simulação computacional tem se mostrado uma ferramenta poderosa no estudo e otimização de processos químicos, incluindo a galvanoplastia. Métodos de simulação permitem uma análise detalhada do comportamento dos sistemas eletroquímicos, possibilitando a previsão e ajuste de parâmetros operacionais para otimizar o processo de deposição metálica (Friedrich, 2015; Gillespie e Smith, 2016; Bastian e Wang, 2018). A simulação fornece uma visão aprofundada das interações moleculares e dos mecanismos de reação, que não seriam facilmente observáveis em experimentos laboratoriais, permitindo ajustes precisos e melhor controle do processo de galvanização.

Este trabalho tem como objetivo aplicar algoritmos genéticos para corrigir as medições de espessura das camadas de zinco em chapas de aço galvanizadas, abordando problemas de variabilidade e melhorando a precisão e uniformidade dos revestimentos. A utilização de algoritmos genéticos visa ajustar as medições de espessura para reduzir a variabilidade, alinhando-as ao padrão de referência. Após a correção, espera-se que as medições demonstrem maior consistência e precisão, indicando uma camada de zinco mais uniforme e eficaz. A abordagem proposta promete não apenas melhorar a qualidade dos produtos galvanizados, mas também

aumentar a eficiência e a sustentabilidade dos processos de galvanização, reduzindo desperdícios e custos operacionais.

2 FUNDAMENTOS DA GALVANOPLASTIA

A galvanoplastia é um processo de eletrodeposição utilizado para aplicar uma camada de metal sobre uma superfície. Isso é realizado passando uma corrente elétrica através de uma solução aquosa contendo sais metálicos, o que causa a deposição de íons metálicos na superfície do componente. Este processo é necessário para proteger a superfície, melhorar a resistência ao desgaste e proporcionar propriedades estéticas ou funcionais aos componentes (Kanani, 2006).

O processo de galvanoplastia de componentes grandes e pequenos é realizada com equipamentos especiais, das quais, dependendo do tamanho e da geometria dos componentes a serem revestidos e dos processos de galvanoplastia, são diferenciados por: galvanoplastia em rack; galvanoplastia em massa; galvanoplastia contínua; por fim a galvanoplastia em linha (Kanani, 2006).

- Galvanoplastia em Rack é utilizada para componentes acabados ou semi-acabados que possuem tamanho ou formato especial, tornando inviável o tratamento em massa. Esses componentes são fixados em racks ou suportes adequados para imersão em soluções de galvanoplastia. O processo envolve uma sequência de pré-tratamento, limpeza, revestimento e, em alguns casos, pós-tratamento. O método manual, que é intensivo em mão de obra, é utilizado para peças com características complexas. Em versões mais automatizadas, como a semiautomática, os racks são mecanicamente agitados e retornados automaticamente ao início do ciclo, enquanto a versão totalmente automática controla todas as etapas do processo por meio de sistemas computadorizados, incluindo o monitoramento de banhos e a dosagem de aditivos.
- Galvanoplastia em Massa é adequada para o revestimento de grandes quantidades de pequenos itens, como parafusos e porcas, quando a produção pode chegar a milhões de peças por dia. Métodos como o tambor de galvanoplastia, sinos de galvanoplastia e unidades de galvanoplastia vibratória são utilizados para tratar esses itens. Os tambores de galvanoplastia, cilíndricos ou poligonais, giram ao redor de um eixo e são eficazes para grandes quantidades de componentes pequenos, enquanto os sinos, com formato poligonal e eixo vertical, são melhores para volumes menores e permitem a retirada de amostras durante o processo.
- Galvanoplastia Contínua é empregada para revestir tiras de metal, fios e tubos, movendo os itens continuamente por uma ou duas fileiras de ânodos. Este processo é caracterizado por altas taxas de deposição e é altamente automatizado, com mínima necessidade de supervisão e manutenção. Ele proporciona economias significativas em termos de uso de matérias-primas e energia, especialmente em revestimentos onde a espessura do revestimento pode variar.
- Processos de Galvanoplastia em Linha representam uma evolução recente ao integrar galvanoplastia e acabamento diretamente na linha de produção. Esta abordagem reduz o uso de produtos químicos e efluentes, melhora a reciclagem dos produtos químicos utilizados e diminui o consumo de energia. A integração dos processos permite um controle mais próximo das etapas de galvanoplastia e produção, resultando em benefícios econômicos e ambientais significativos (Kanani, 2006).

Outros processos de revestimentos, além do processo de metalização descrito anteriormente, são:

- Evaporação a Vácuo envolve a deposição de revestimentos duros através de processos como deposição de vapor químico (CVD) e deposição física de vapor (PVD). No CVD, substâncias gasosas contendo o metal são depositadas sob pressão e calor, enquanto no PVD, o metal é evaporado e depositado na superfície do substrato.
- Revestimento por Soldagem e com Metal Fundido inclui técnicas como galvanização por imersão a quente, onde o substrato é imerso em metal fundido para formar uma camada metálica, e o revestimento por rolo ou cladding metálico, que aplica pressão para unir o revestimento ao substrato.
- Revestimento Orgânico e Pintura utiliza tintas líquidas e orgânicas aplicadas por pulverização. Tinturas inorgânicas, como compostos de cromo e fósforo, são queimadas a altas temperaturas, enquanto tintas orgânicas podem resistir a temperaturas de até 500°C. Tintas de baixo atrito também são aplicadas e curadas após secagem.
- Pulverização Térmica inclui processos como pulverização por plasma atmosférico e a baixa pressão, onde o material é aplicado usando um gás transportador ou em uma câmara de vácuo, e pulverização por chama, que utiliza uma chama de acetileno-oxigênio (Kanani, 2006).

O princípio eletroquímico de revestimento envolve a passagem de uma corrente elétrica através de uma solução eletrolítica, causando a deposição do metal desejado na superfície do objeto a ser revestido e inclui a Lei de Faraday para a eletrólise e a equação de Nernst (Bard e Faulkner, 2001; Schlesinger e Paunovic, 2010). A Lei de Faraday para a Eletrolise que demonstra a quantidade de massa depositada na superfície pode ser escrita como,

$$m = kQ \quad (1)$$

onde m é a massa depositada (g); k é a constante de proporcionalidade de equivalência eletroquímica (g/C); Q é a carga elétrica do circuito (C). A segunda lei de Faraday, determina que a massa de diferentes substâncias depositadas ou dissolvidas por uma quantidade igual de eletricidade é proporcional às suas massas equivalentes químicas (equivalentes gram-molares). Assim,

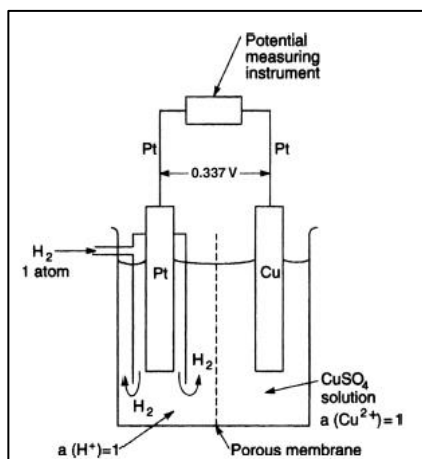
$$k = \frac{m_m}{nF} \quad (2)$$

o qual, m_m representa a massa molar do íon metálico (g/mol); n é o número de eletros transferidos na reação eletroquímica; F é a constante de Faraday 96485 C/mol. O potencial eletroquímico da galvanoplastia é definido pela equação de Nernst, assim,

$$E = E^0 - \frac{RT}{nF} \ln Q \quad (3)$$

onde E é o potencial do eletrodo (V); E^0 é o potencial padrão do eletrodo (V); R é a constante universal dos gases $\left(8.314 \frac{J}{mol K}\right)$; T é a temperatura em Kelvin; Q_r é a concentração dos íons envolvidos na reação (Bard e Faulkner, 2001; Schlesinger e Paunovic, 2010). A figura 1 mostra um eletrodo de cobre (Cu) que está em contato com uma solução que contém íons Cu^{2+} . Esse eletrodo é comparado com um eletrodo de referência padrão de hidrogênio, que tem um potencial fixo de zero volts. Basicamente, a figura visualiza as teorias aplicadas ao eletrodo de cobre.

Figura 1 - Potencial Eletroquímico Relativo Padrão do Eletrodo Cu/Cu^{2+}



Fonte: Schlesinger e Paunovic (2010), p.15.

A figura mostra o potencial eletroquímico relativo padrão (E_0) do eletrodo de cobre. Esse potencial é uma medida da tendência do eletrodo de cobre para ganhar ou perder elétrons quando está em contato com a solução. A medição é feita em condições padrão, onde a temperatura e a concentração dos íons são controladas para obter uma referência consistente. O valor de E_0 para o eletrodo Cu/Cu^{2+} é calculado usando a equação de Nernst, que relaciona o potencial do eletrodo à concentração dos íons Cu^{2+} na solução. (Schlesinger e Paunovic, 2010).

3 O ALGORITMO GENÉTICO

Os algoritmos genéticos são métodos de otimização baseados nos princípios da seleção natural e da genética. Desenvolvidos por John Holland na década de 1970, esses algoritmos têm sido amplamente utilizados para resolver problemas complexos e não lineares em diversas áreas, incluindo a engenharia e a ciência dos materiais (Holland, 1975). Eles funcionam imitando o processo de evolução biológica, utilizando mecanismos de seleção, cruzamento e mutação para evoluir soluções cada vez melhores para um dado problema.

Um algoritmo genético começa com uma população inicial de soluções potenciais, chamadas de indivíduos. Cada indivíduo é representado por um conjunto de parâmetros, ou genes, que formam um cromossomo. A qualidade de cada solução é avaliada por uma função de aptidão, que mede o quão bem a solução resolve o problema em questão. Os indivíduos com maior aptidão têm maior probabilidade de serem selecionados para reprodução, onde os genes dos pais são combinados para formar novos indivíduos, ou descendentes (Goldberg, 1989).

A matemática dos algoritmos genéticos envolve várias etapas e operações que garantem a evolução das soluções ao longo das gerações. A seguir, são descritos os principais componentes matemáticos desses algoritmos:

- **Representação dos Cromossomos:** Cada solução é representada como um vetor ou string de comprimento fixo. Se o problema envolve a otimização de n variáveis, o cromossomo pode ser representado como um vetor $x = (x_1; x_2; \dots; x_n)$.
- **Função de Aptidão:** A função de aptidão $f(x)$ avalia a qualidade de cada solução. Em problemas de minimização, uma solução melhor terá um valor de função de aptidão menor. A função de aptidão é importante, pois guia o processo evolutivo ao selecionar as melhores soluções para reprodução.

- O método de seleção escolhe os indivíduos que irão se reproduzir. Técnicas comuns incluem a roleta viciada (*roulette wheel selection*) e o torneio (*tournament selection*). Na roleta viciada, a probabilidade de seleção p_i de um indivíduo i é proporcional ao seu valor de aptidão $f(x_i)$, o qual $p_i = \frac{f(x_i)}{\sum_{j=1}^N f(x_j)}$ para N considerada o tamanho da população.
- Cruzamento (Crossover): O cruzamento combina os genes de dois pais para produzir um ou mais descendentes. Um método comum é o crossover de um ponto, onde um ponto de corte é escolhido aleatoriamente e os genes dos pais são trocados a partir desse ponto.
- Mutação: A mutação introduz diversidade na população ao alterar aleatoriamente alguns genes dos indivíduos. A probabilidade de mutação é geralmente baixa, mas é necessário para evitar a convergência prematura para soluções ótimas.
- Evolução das Gerações: O processo de seleção, cruzamento e mutação é repetido ao longo de várias gerações. Em cada geração, a população evolui, e as soluções tendem a melhorar progressivamente. O critério de parada pode ser um número fixo de gerações ou a convergência da função de aptidão (Goldberg, 1989).

4 A SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL

A simulação computacional de sistemas químicos oferece várias vantagens no estudo e na análise de processos químicos. Esses métodos permitem uma análise detalhada do comportamento de sistemas complexos, possibilitando a previsão de reações químicas e o ajuste de parâmetros operacionais para otimizar processos (Bastian e Wang, 2018). Através da simulação, é possível economizar tempo e recursos ao evitar a realização de experimentos físicos extensivos (Friedrich, 2015). Além disso, as simulações fornecem uma visão aprofundada das interações moleculares e dos mecanismos de reação que não seriam facilmente observáveis em experimentos laboratoriais (Gillespie e Smith, 2016). A Lei de Faraday e a equação de Nernst, aplicadas na galvanoplastia e na eletrodeposição, são importantes para compreender o processo de deposição eletroquímica. A Lei de Faraday para a eletrólise descreve a relação entre a quantidade de massa depositada e a carga elétrica aplicada (Friedrich, 2015), enquanto a equação de Nernst fornece uma forma de calcular o potencial eletroquímico com base na concentração dos íons (Gillespie e Smith, 2016). Essas equações determinam a modelagem e preveem o comportamento dos sistemas eletroquímicos durante a simulação (Bastian e Wang, 2018).

5 METODOLOGIA EXPERIMENTAL

A metodologia experimental deste trabalho de pesquisa foi dividida em duas etapas, sendo a primeira a simulação computacional que determina o teste de conceito (*Proof of Concept - PoC*). A segunda etapa é introduzir na simulação o conceito do algoritmo genético, ao qual o Algoritmo genético é um método de otimização inspirado na evolução natural que busca a melhor solução para um problema através de processos iterativos de seleção, cruzamento e mutação. Basicamente, ao aplicar um algoritmo genético na correção das medições, ele ajusta os pesos atribuídos aos dados de forma a minimizar os desvios em relação à referência, sem introduzir viés ou alterar as condições experimentais originais. Isso preserva a integridade dos resultados, garantindo que as correções sejam baseadas em uma otimização objetiva e não em modificações arbitrárias dos dados. Desta

forma, na galvanização, várias variáveis podem influenciar o resultado final, como a preparação da superfície do aço, a temperatura do banho de zinco, o tempo de imersão, a composição química do banho e a corrente elétrica utilizada. A preparação da superfície envolve a remoção de óxidos e contaminantes, que pode impactar a adesão do zinco. A temperatura e o tempo de imersão afetam a espessura e uniformidade da camada de zinco, enquanto a composição química do banho pode influenciar a qualidade do revestimento. A corrente elétrica é necessária, pois determina a taxa de deposição do zinco.

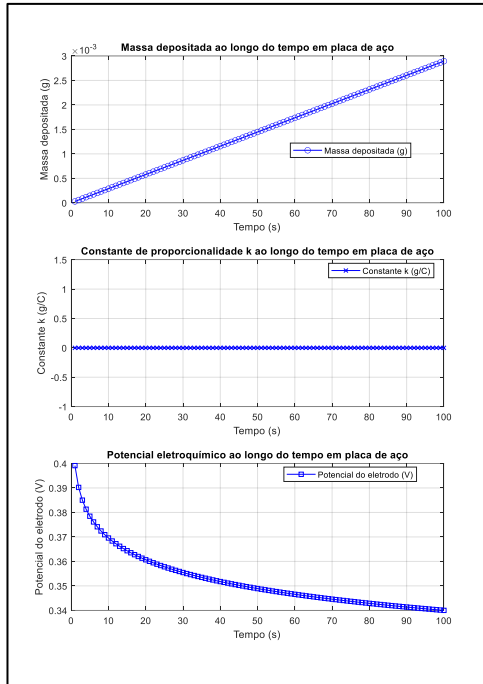
5.1 Primeira Etapa - Simulação Computacional do Teste De Conceito (Proof Of Concept - Poc)

Desta forma, a metodologia experimental para conduzir um teste de conceito (Proof of Concept - PoC) da simulação do processo de galvanoplastia, focando na deposição de massa e no potencial eletroquímico ao longo do tempo foi desenvolvida utilizando o software octave de código aberto. O objetivo do PoC é demonstrar a viabilidade da simulação do processo de galvanoplastia, identificar possíveis falhas e verificar se o modelo simulado pode replicar os comportamentos observados na prática. Especificamente, o desempenho maior está na validação da precisão do modelo para a previsão da massa depositada e do potencial eletroquímico, além de detectar falhas no processo de galvanização sob diferentes condições operacionais. A simulação da galvanização de aço foi desenvolvida considerando as condições boas e ruins do processo: condição boa com corrente constante e concentração de íons estável, e condição ruim com corrente variável e concentração de íons decrescente.

Inicialmente, foram definidos os parâmetros: massa molar do ferro, potencial padrão do ferro, número de elétrons transferidos, constante de Faraday, constante universal dos gases, temperatura, corrente aplicada para boa condição e corrente inicial e final para má condição, além do tempo de simulação com incremento de 60 segundos. Em seguida, foi configurado o ambiente de simulação, utilizando o Octave para implementar o modelo matemático, configurar vetores de tempo e condições iniciais, e definir critérios de sucesso como precisão da massa depositada e do potencial eletroquímico, além da detecção de falhas. O modelo do processo eletrolítico foi desenvolvido com base em equações fundamentais que regem a carga elétrica, a massa depositada e o potencial eletroquímico. Foram realizadas simulações para prever a massa depositada e o potencial eletroquímico, tanto para condições boas quanto ruins.

As constantes utilizadas na simulação foram, Constante de Faraday em C/mol ($F = 96485$); constante universal dos gases em $\frac{J}{mol \cdot K}$ ($R = 8.314$); Potencial padrão do eletrodo (V) para ferro ($E^0 = -0.44$); Temperatura em Kelvin ($25^\circ C$) ($T = 298$); Corrente constante para boa condição (A) (2); Corrente inicial para má condição (A) (2); corrente final para má condição (A) (0.5); Assim, a figura 1 mostra a relação de massa, constante de proporcionalidade e potencial eletroquímico do metal aço.

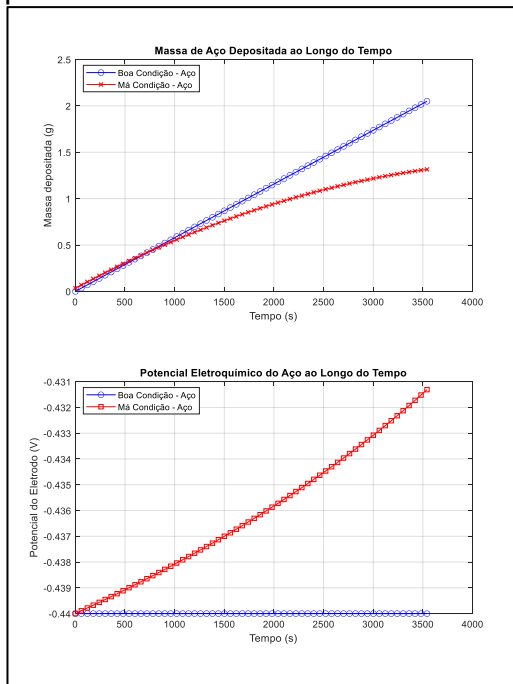
Figura 1 – Relação Massa, Constante de Proporcionalidade e Potencial Eletroquímico



Fonte: Proprio Autor

A figura 2 mostra o comportamento da massa e do potencial eletroquímico bom e ruim do metal aço, através das condições da corrente.

Figura 2 – Condição Boa e Ruim da Massa Depositada e do Potencial Eletroquímico

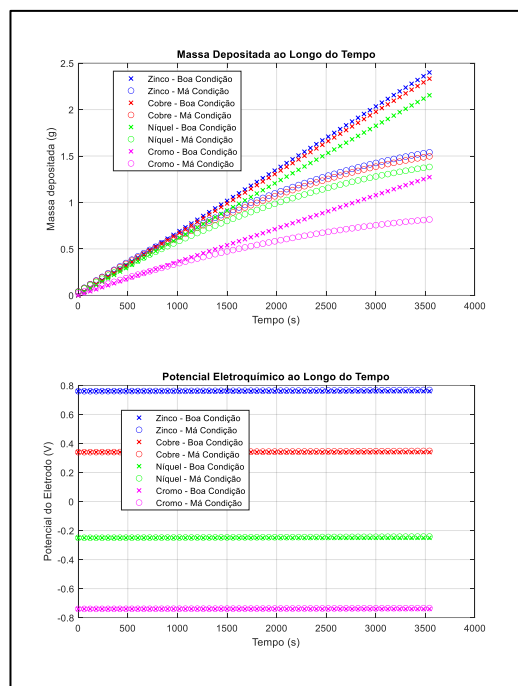


Fonte: Proprio Autor

A figura 3 mostra os diferentes metais zinco; cobre; níquel e cromo da Massa Depositada e do Potencial Eletroquímico, ambos bom e ruim.

Figura 3 - Condição Boa e Ruim da Massa Depositada e do Potencial Eletroquímico de Diferentes Metais

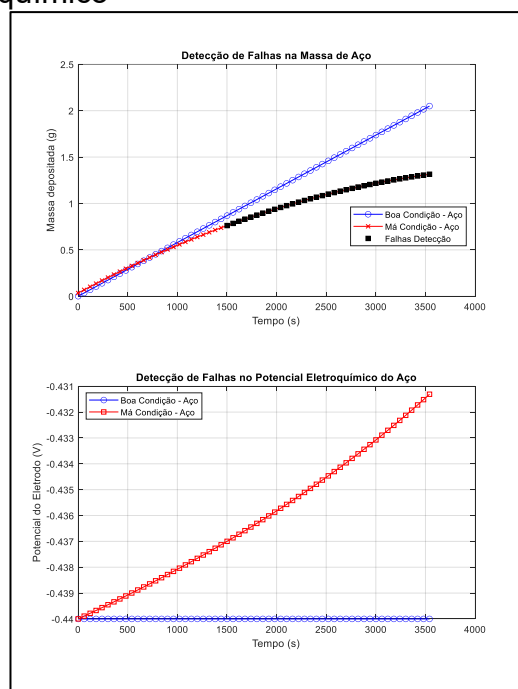




Fonte: Proprio Autor

A figura 4, mostra efetivamente a localização no gráfico (linha preta) a falha detectada no processo.

Figura 4 – Detecção de Falhas da Massa Depositada e do Potencial Eletroquímico



Fonte: Proprio Autor

5.2 Segunda Fase - Introduzir na Simulação o Conceito do Algoritmo Genético

A fase seguinte é incrementar um método de otimização que reconheça a falha no processo e demonstre a precisão e o cálculo do erro. Desta forma, foi incrementado o conceito do algoritmo genético para otimizar o processo de detecção de falhas na galvanização, ajustando um modelo baseado em parâmetros como corrente e concentração de íons.

Para o desenvolvimento desta atividade foi feito uma atividade prática que é um processo de galvanização em diferentes amostras metálicas de aço. A placa metálica de aço tem a dimensão em milímetros de 86 x 110 x 2, sendo ao total 5 amostras galvanizadas, sob as condições 3 (V); 15 (A); 3 minutos de tempo de imersão; pH 7 e temperatura da solução 33 graus Celsius. Neste processo, foi utilizado o equipamento de medição de espessura HW300PRO de diferentes materiais. Este instrumento foi projetado com tecnologia de ultrassom, sendo capaz de medir espessuras variando de 0,75 mm a 300 mm com alta precisão, geralmente em torno de $\pm 0,1$ mm. Sua resolução é de aproximadamente 0,01 mm, permitindo medições detalhadas. As medidas podem ser vistas na tabela 1.

Tabela 1 – Medidas de Espessura HW300PRO

Chapa de 86 x 110 x 2mm	Pontos de Medição	Dados de Medição				
		1	2	3	4	5
centro	1	0,06	0,06	0,07	0,09	0,07
	2	0,06	0,06	0,07	0,09	0,06
	3	0,06	0,06	0,07	0,09	0,07
canto sup. Esquerdo	4	0,07	0,08	0,09	0,11	0,11
	5	0,08	0,08	0,09	0,09	0,1
	6	0,06	0,08	0,09	0,11	0,11
canto sup. Direito	7	0,03	0,04	0,04	0,08	0,07
	8	0,03	0,04	0,06	0,08	0,07
	9	0,03	0,04	0,06	0,07	0,07
canto inf. Esquerdo	10	0,07	0,05	0,08	0,06	0,06
	11	0,06	0,06	0,07	0,07	0,05
	12	0,07	0,06	0,08	0,07	0,06
canto inf. Direito	13	0,03	0,04	0,08	0,06	0,05
	14	0,04	0,04	0,08	0,06	0,05
	15	0,03	0,04	0,07	0,07	0,06

Fonte: Proprio Autor

A tabela está organizada por pontos de medição distribuídos em diferentes regiões da chapa (centro, canto superior esquerdo, canto superior direito, canto inferior esquerdo e canto inferior direito), com valores medidos em milímetros em cinco diferentes medições para cada ponto. No centro da chapa (pontos de medição 1, 2 e 3), as espessuras variam entre 0,06 mm e 0,09 mm, com uma média em torno de 0,07 mm. No canto superior esquerdo (pontos de medição 4, 5 e 6), as medições mostram valores ligeiramente maiores, variando entre 0,07 mm e 0,11 mm, sugerindo uma camada de zinco mais espessa nesta região. No canto superior direito (pontos de medição 7, 8 e 9), as medições são menores, variando de 0,03 mm a 0,08 mm. O canto inferior esquerdo (pontos de medição 10, 11 e 12) apresenta medições bastante consistentes, entre 0,05 mm e 0,08 mm. No canto inferior direito (pontos de medição 13, 14 e 15), as espessuras variam de 0,03 mm a 0,08 mm, similares ao canto superior direito. Note que, em uma análise geral, os valores indicam que a camada de zinco não é uniforme, o que é comum devido à variabilidade no processo de galvanização. As medições no centro são mais consistentes e médias, enquanto os cantos, especialmente os superiores, mostram maior variabilidade, com o canto superior esquerdo tendo as maiores espessuras de zinco.

Na figura 5 é apresentado as amostras das placas de dimensão 86 x 110 x 2 que foram submetidas ao processo de galvanização.

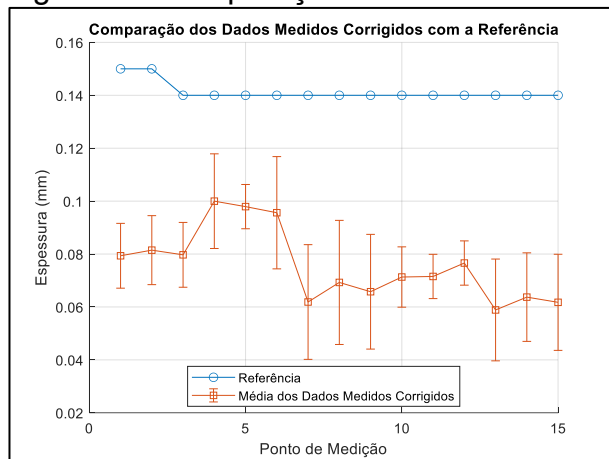
Figura 5 – Amostras Sem Galvanização e Com Galvanização



Fonte: Proprio Autor

Note que do lado esquerdo a peça está sem o processo de galvanização, demonstrando uma cor mais escura, resultante do processo de oxidação e impurezas. No lado direito a peça encontra-se galvanizada. A figura 6 mostra o resultado da aplicação do algoritmo genético

Figura 6 – Comparação dos Dados Medidos Corrigidos com a Referência



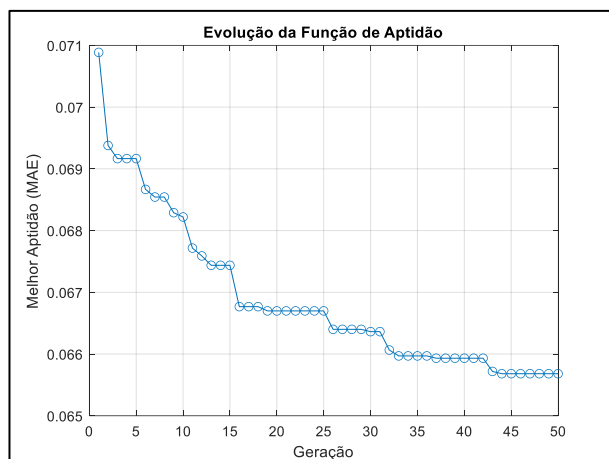
Fonte: Proprio Autor

Note que a figura apresenta um gráfico comparando a espessura medida da camada de zinco na chapa de aço galvanizada com a espessura de referência da chapa sem galvanização. No eixo vertical, está representada a espessura em milímetros, enquanto o eixo horizontal mostra os diferentes pontos de medição numerados de 1 a 15. A linha azul representa a espessura de referência, que se mantém constante em aproximadamente 0,14 mm ao longo de todos os pontos de medição. A linha laranja, com barras de erro, representa a média das espessuras medidas corrigidas após a galvanização.

O algoritmo de correção dos dados medidos ajusta as espessuras registradas para levar em conta a variabilidade e a precisão das medições. Ele calcula a média das espessuras medidas em cada ponto e utiliza as barras de erro para indicar a dispersão dos valores, refletindo a variabilidade nas medições devido a fatores como precisão do instrumento e a uniformidade da aplicação do zinco. As medições corrigidas tendem a ser menores que a referência, variando entre aproximadamente 0,06 mm e 0,10 mm, o que sugere que a galvanização não é completamente uniforme. Observa-se que as medições corrigidas da camada de zinco apresentam variação ao longo dos diferentes pontos de medição, diferentemente da referência constante. As barras de erro indicam a variabilidade das medições em cada ponto, mostrando a dispersão dos valores obtidos.

A diferença entre a espessura de referência e as espessuras medidas corrigidas pode ser atribuída à remoção de material durante o processo de preparação para a galvanização, à variabilidade inerente ao processo de aplicação do zinco e à precisão dos instrumentos de medição. Em resumo, o gráfico fornece uma visualização clara da diferença entre a espessura esperada sem galvanização e as medições reais após o tratamento, evidenciando a importância de considerar essas variações na análise da proteção anticorrosiva da chapa. A figura 7 mostra o gráfico de evolução da função de aptidão.

Figura 7 – Gráfico de Evolução de Aptidão



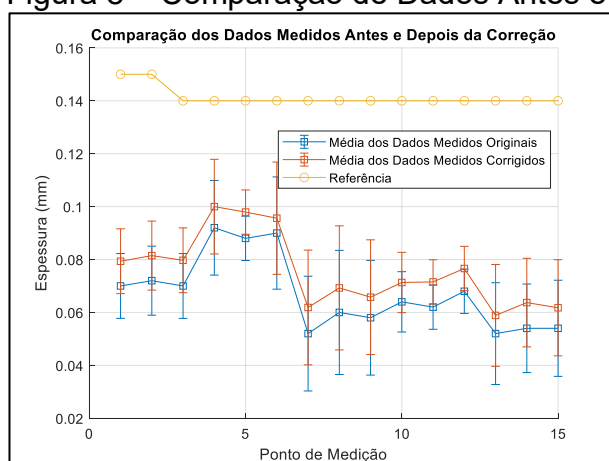
Fonte: Proprio Autor

Note que o gráfico apresenta a evolução da função de aptidão ao longo de 50 gerações, onde a função de aptidão é medida pelo erro absoluto médio (MAE). No eixo vertical, está representado o valor da melhor aptidão (MAE) em cada geração, enquanto o eixo horizontal mostra as gerações, numeradas de 0 a 50.

A linha azul com círculos mostra a trajetória da melhor aptidão ao longo das gerações. Observa-se que no início, a função de aptidão tem um valor maior, próximo a 0,071, e ao longo das gerações, há uma tendência de queda, indicando uma melhoria na aptidão. O gráfico mostra que há várias quedas abruptas seguidas de períodos de estagnação, o qual a aptidão se mantém relativamente constante. Isso sugere que o algoritmo de otimização está encontrando melhores soluções em determinados pontos e, em seguida, refinando essas soluções por algum tempo antes de encontrar melhorias adicionais.

Os pontos de queda mais significativos ocorrem nas primeiras 10 gerações e em torno das gerações 20, 30 e 40, onde há saltos claros na redução do MAE. A partir da geração 40, a função de aptidão se estabiliza em torno de 0,066, sugerindo que o algoritmo está convergindo para uma solução ótima ou próximo do ótimo. A figura 8 mostra a Comparação dos Dados Medidos Antes e Depois da Correção.

Figura 8 – Comparação de Dados Antes e Depois da Correção



Fonte: Proprio Autor

Note que, a figura apresenta um gráfico comparando os dados de espessura medidos da camada de zinco na chapa de aço galvanizada antes e depois da correção, com a espessura de referência da chapa sem galvanização. No eixo vertical,

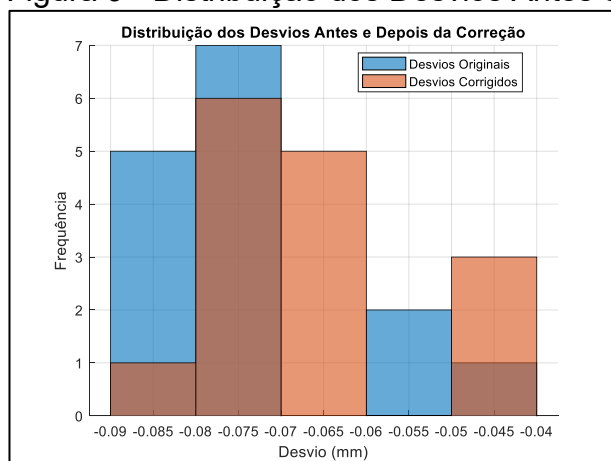
está representada a espessura em milímetros, enquanto o eixo horizontal mostra os diferentes pontos de medição numerados de 1 a 15.

A linha amarela indica a espessura de referência constante em aproximadamente 0,14 mm ao longo de todos os pontos de medição. A linha azul com barras de erro representa a média das espessuras medidas originais antes da correção, enquanto a linha laranja com barras de erro mostra a média das espessuras medidas corrigidas após a galvanização.

Observa-se que as medições corrigidas (linha laranja) são geralmente menores que as medições originais (linha azul) e a referência (linha amarela). As barras de erro indicam a variabilidade das medições em cada ponto, refletindo a dispersão dos valores obtidos. As espessuras medidas corrigidas variam entre aproximadamente 0,06 mm e 0,10 mm, enquanto as medições originais variam um pouco mais amplamente, entre 0,06 mm e 0,12 mm. A similaridade na forma das curvas dos dados medidos originais e corrigidos indica que a correção ajusta as medições para refletir uma média mais precisa, sem alterar significativamente o padrão geral das medições. Isso sugere que a variabilidade e a precisão dos instrumentos de medição, bem como a uniformidade da aplicação do zinco, afetam as medições de maneira consistente em todos os pontos.

A diferença entre a espessura de referência e as espessuras medidas corrigidas pode ser atribuída à remoção de material durante o processo de preparação para a galvanização, à variabilidade inerente ao processo de aplicação do zinco e à precisão dos instrumentos de medição. A correção dos dados medidos ajusta essas espessuras para levar em conta essas variabilidades e a precisão das medições, resultando em uma média mais representativa. A figura 9 mostra a Distribuição dos Desvios Antes e Depois da Correção.

Figura 9 - Distribuição dos Desvios Antes e Depois da Correção



Fonte: Proprio Autor

Note que, a figura apresenta um gráfico de distribuição de frequência comparando os desvios das espessuras medidas antes e depois da correção. No eixo vertical, está representada a frequência, ou seja, o número de ocorrências de cada intervalo de desvio. No eixo horizontal, são mostrados os intervalos de desvio em milímetros. As barras azuis representam os desvios originais das espessuras medidas antes da correção, enquanto as barras laranjas representam os desvios corrigidos após a aplicação do algoritmo de correção.

Os desvios são calculados em relação à espessura de referência de aproximadamente 0,14 mm. Observa-se que, antes da correção, os desvios variam entre -0,09 mm e -0,04 mm, com uma maior concentração em torno de -0,075 mm. Após a correção, a distribuição dos desvios se torna mais concentrada e próxima de

-0,065 mm, indicando que a correção dos dados medidos ajusta os desvios para uma faixa mais estreita e precisa. A similaridade na forma das distribuições de desvios antes e depois da correção sugere que o padrão geral das medições é mantido, mas com uma redução na variabilidade e um ajuste mais próximo à espessura de referência. Esse ajuste reflete a eficácia do algoritmo de correção em melhorar a precisão das medições, compensando fatores como a variabilidade na aplicação do zinco e a precisão dos instrumentos de medição.

A aplicação do algoritmo genético para a correção das medições de espessura na galvanização de chapas de aço resultou em uma melhor solução de correção de 0.0086 mm. Isso indica que o ajuste necessário para alinhar as medições de espessura com os valores de referência foi pequeno, mas significativo o suficiente para melhorar a precisão dos dados medidos. A melhor aptidão alcançada pelo algoritmo foi de 0.0657 mm, que representa o erro médio absoluto (MAE) entre as medições corrigidas e os valores de referência. Esse valor de MAE, igual a 0.0657 mm, reflete a precisão das medições corrigidas após a aplicação do algoritmo genético. Além disso, o erro quadrático médio (MSE) após a correção foi de 0.0045 mm². O MSE é uma medida que penaliza erros maiores de forma mais severa do que o MAE, e um valor de 0.0045 mm² indica que a maioria dos erros nas medições corrigidas eram relativamente pequenos. Isso confirma que a aplicação do algoritmo genético foi eficaz em reduzir a variabilidade e melhorar a uniformidade das medições de espessura.

6 DISCUSSÃO GERAL

A escolha do algoritmo genético para a correção dos dados de espessura na galvanização é motivada por sua capacidade de resolver problemas complexos e não lineares. Algoritmos genéticos são eficazes em encontrar soluções ótimas globais em espaços de busca complicados, onde as medições podem apresentar variabilidade significativa. Eles são robustos e flexíveis, capazes de lidar com funções de aptidão complexas e superfícies de erro com múltiplos mínimos locais, o que é necessário para lidar com a distribuição irregular de zinco na galvanização. A adaptabilidade dos algoritmos genéticos, por meio dos processos de seleção, cruzamento e mutação, permite ajustes iterativos eficazes das medições, mesmo quando os dados apresentam alta variabilidade. Esses algoritmos podem integrar múltiplos parâmetros e suas interações complexas, permitindo uma correção mais precisa das medições.

Na galvanização, várias variáveis podem influenciar o resultado final, como a preparação da superfície do aço, a temperatura do banho de zinco, o tempo de imersão, a composição química do banho e a corrente elétrica utilizada. A preparação da superfície envolve a remoção de óxidos e contaminantes, impactando a adesão do zinco. A temperatura e o tempo de imersão afetam a espessura e uniformidade da camada de zinco, enquanto a composição química do banho influencia a qualidade do revestimento. A corrente elétrica determina a taxa de deposição do zinco.

Ao utilizar um algoritmo genético, os ajustes nos dados medidos são feitos sem alterar as condições experimentais originais. O algoritmo minimiza os desvios de forma objetiva, garantindo a integridade do experimento. Em resumo, a aplicação de um algoritmo genético na correção das medições de espessura na galvanização proporciona uma correção precisa e objetiva, melhorando a qualidade das medições e mantendo a integridade das condições experimentais. Os gráficos apresentados demonstram a eficácia do algoritmo genético em ajustar as medições para refletir uma média mais precisa, sem alterar significativamente o padrão geral das medições. A comparação entre as medições antes e depois da correção mostra que a variabilidade

das medições é reduzida, e as espessuras corrigidas se tornam mais próximas da referência constante. Isso é evidente na distribuição dos desvios, onde a faixa de desvios se torna mais concentrada após a correção, refletindo uma melhora na precisão das medições.

7 CONCLUSÃO

A aplicação de algoritmos genéticos na correção das medições de espessura na galvanização demonstrou ser eficaz para resolver problemas de variabilidade e melhorar a precisão das medições. A galvanoplastia, como um processo necessário para proteger e melhorar as propriedades das superfícies dos materiais, enfrenta desafios devido à variabilidade na aplicação de camadas de zinco, que pode resultar em revestimentos não uniformes, comprometendo a durabilidade e a eficácia da proteção anticorrosiva.

Neste projeto, a utilização de algoritmos genéticos permitiu ajustar as medições de espessura para reduzir essa variabilidade, alinhando-as à referência constante. Os gráficos apresentados mostram que, após a correção, as medições se tornaram mais consistentes e precisas, refletindo uma camada de zinco mais uniforme e previsível. A capacidade de integrar múltiplos parâmetros, como a preparação da superfície, a temperatura do banho de zinco, o tempo de imersão, a composição química do banho e a corrente elétrica, permitiu uma análise detalhada e a otimização do processo de galvanização. Essa abordagem melhorou a qualidade do produto final e proporcionou uma ferramenta útil para a indústria enfrentar e mitigar os desafios da variabilidade no processo de galvanização. Para a indústria, os benefícios incluem a produção de revestimentos de zinco mais uniformes, aumentando a durabilidade e a eficácia anticorrosiva dos produtos galvanizados. Isso resulta em maior confiança na qualidade dos produtos, redução de desperdícios de material e melhorias na eficiência dos processos de produção, levando à diminuição dos custos operacionais.

Do ponto de vista científico, a aplicação de algoritmos genéticos na otimização da galvanoplastia oferece uma metodologia robusta para investigar e controlar processos complexos. A capacidade de integrar e analisar múltiplos parâmetros permite uma compreensão mais profunda dos mecanismos envolvidos na galvanização e abre novas possibilidades para a inovação e melhoria contínua dos processos eletroquímicos. A utilização de técnicas avançadas de otimização também contribui para o desenvolvimento de novos modelos teóricos e práticos, beneficiando a pesquisa científica e a aplicação industrial.

8 REFERÊNCIA BIBLIOGRAFICA

- Bard, A. J., & Faulkner, L. R. (2001). **Electrochemical Methods: Fundamentals and Applications**. John Wiley & Sons.
- Bastian, H., & Wang, Y. (2018). Advances in Chemical Process Simulation. **Journal of Chemical Engineering**, 54, 123-135.
- Besterfield, D. H. (2011). **Controle da qualidade total** (3ª ed.). São Paulo: Pearson Education.
- Friedrich, L. H. (2015). **Simulação Computacional de Processos Químicos**. São Paulo: Editora Química.
- Gillespie, J. R., & Smith, R. E. (2016). **Computational Chemistry: A Practical Guide for Applying Techniques to Real-World Problems**. Oxford: Oxford University Press.
- Goldberg, D. E. (1989). **Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning**. Addison-Wesley.
- Holland, J. H. (1975). **Adaptation in Natural and Artificial Systems**. University of Michigan Press.
- Kanani, N. (2006). **Electroplating - Basic Principles: Processes and Practice**. Elsevier's Science.
- Michalewicz, Z. (1996). **Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs** (3ª ed.). Springer.
- Montgomery, D. C. (2020). **Introduction to Statistical Quality Control** (8ª ed.). Hoboken: Wiley.

Schlesinger, M., & Paunovic, M. (2010). **Modern Electroplating** (5^a ed.). John Wiley & Sons.



Assinado com Assinatura Eletrônica (Lei 14.063/2020 | Regulamento 910/2014/EC)
Hash SHA256 do original: ab2f33b7641dbee9e2fe826a78643eb9f59e96ed5540e5be2471e4b64cbfea02
Link de validação: <https://valida.ae/75a7114175209582ef545bbac197e297fd7598a90c6fcb5d?sv>



Validador