

Classificador Fuzzy para Estimação de Parâmetros de Corte em Serras Feixe Circulares

Fernanda A. de Souza * Walmir Caminhas **

* Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica - Universidade Federal de Minas Gerais - Av. Antônio Carlos 6627, 31270-901, Belo Horizonte, MG, Brasil, (falvess@ufmg.br).

** Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica - Universidade Federal de Minas Gerais - Av. Antônio Carlos 6627, 31270-901, Belo Horizonte, MG, Brasil (e-mail: caminhas@cpdee.ufmg.br)

Abstract: In industrial environments, the correct definition of operating parameters is essential to ensure the productive cadence and conservation of assets. The equipment in this study consists of 4 circular saws, which had an outdated operational standard. Thus, in new product scenarios, operators set the cutting speed and feed values based on their own experience. This situation led to forced deterioration, increasing the occurrence of breakages and wear of the cutting blades. This work proposed to use the existing historical data in the PIMS - Plant Information Management System, evaluating through supervised learning, which combinations of cutting speed and feed are the most suitable for new products, thus reviewing the current procedure. For data classification, the c-means algorithms were used to group steels of similar hardness and Fuzzy c-means to evaluate the performance of the cuts. After the revision of the operational standard, the MTBF (Mean Time to Failure) and MTTR (Mean Time to Repair) indicators improve substantially, which can be translated into reduced operating costs.

Resumo: Em ambientes industriais, a correta definição dos parâmetros operacionais é fundamental para garantir a cadência produtiva e conservação dos ativos. Os equipamentos deste estudo consistem em 4 serras circulares, que possuíam um padrão operacional desatualizado. Desta forma, em cenários de novos produtos, os operadores definiam os valores de velocidade de corte e avanço baseados em sua própria experiência. Esta situação ocasionou em deterioração forçada, aumentando a ocorrência de quebras e desgaste das lâminas de corte. Este trabalho se propôs em utilizar os dados históricos existentes no PIMS - *Plant Information Management System*, avaliando através de aprendizagem de supervisão, quais combinações de velocidade de corte e avanço são as mais adequadas aos novos produtos, revisando assim, o procedimento vigente. Para classificação dos dados foram utilizados os algoritmos c-means, para agrupar aços de dureza semelhantes e Fuzzy c-means, para avaliar o desempenho dos cortes. Após a revisão do padrão operacional, os indicadores de MTBF (*Mean Time to Failure*) e MTTR (*Mean Time to Repair*) melhoram substancialmente, podendo ser traduzidos em redução de custos operacionais.

Keywords: Circular Layer Saw, k-means, c-means, Industrial Application, Steel Industry, Cutting Forces

Palavras-chaves: Serras Circulares tipo Feixe, k-means, c-means, Aplicação Industrial, Siderurgia, Forças de Corte

1. INTRODUÇÃO

$$V_c = \frac{\pi D n}{1000} \quad (1)$$

Segundo Shaw (2005), o processo de corte em serras circulares são influenciados pelas dimensões do material e sua respectiva composição química além das características da lâmina, como número de dentes e diâmetro. S

A velocidade de corte, V_c , é definida pela velocidade instantânea da aresta cortante da lâmina, segundo a direção e sentido de corte, conforme descrito por Abrão (2009), definido pela Equação (1), sendo D o diâmetro da lâmina e n, a velocidade de rotação da mesma.

A velocidade de avanço, V_f , é definida pela velocidade instantânea do ponto de referência da aresta cortante da lâmina, segundo a direção e sentido do movimento de avanço, conforme descrito por Abrão (2009), definido pela Equação (2), sendo f o avanço e n a velocidade de rotação da lâmina.

$$V_f = f n \quad (2)$$

Segundo a Moreira (2011), a força de usinagem F_u é a composição das forças de corte F_c , força de avanço F_f e força passiva F_p , aplicada sob a peça, capaz de gerar

* Reconhecimento do suporte financeiro deve vir nesta nota de rodapé.

deformação local e produzir cavaco. A força de corte F_c , segundo Abrão (2009), é a projeção da força de usinagem sobre o plano de trabalho na direção do corte (obtida através da velocidade de corte), definida pela Equação 3, sendo a_p a largura de usinagem, f_z , o avanço por dente, k_c , a pressão específica do material e z_e , o número de dentes em contato.

$$F_c = a_p f_z k_c z_e \quad (3)$$

1.1 Geometria de Corte

Segundo Mello (2015), uma segunda métrica utilizada para avaliar o número de dentes em uma lâmina, está na proporção de dentes existentes por comprimento de circunferência e, por consequência, o número de dentes em contato com material, expresso pela Equação (4), sendo Z o número de dentes da lâmina e ϕ_s o ângulo de pressão do dente da lâmina.

$$Z_e = Z \frac{\phi_s}{360} \quad (4)$$

Para este problema, o equipamento realiza cortes de tubos dispostos em feixe, podendo cortar mais de um tubo por vez. Portanto, a geometria de corte sofrerá alterações, conforme representado na Figura 1.

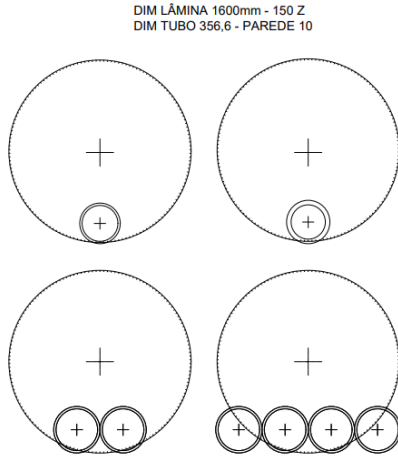


Figura 1. Geometria de corte em feixe

Deste modo, o número de dentes em contato será representado pela Equação 5, sendo R o raio da lâmina, r o raio do tubo e pa a parede do tubo. É importante citar que, conforme descrito por Lochmann (2012), é recomendado um número de dentes em contato durante o corte entre 4 a 8.

$$Z_e = \frac{2\phi_s \pi R - f(r - (r \text{sen}(\cos^{-1}(\frac{r-pa}{r}))))}{\pi \frac{D}{Z}} \quad (5)$$

2. ANÁLISE DE CLUSTERS

Segundo Izenman (2008), a *análise de cluster*, é o exemplo de aprendizagem não supervisionada mais conhecida para análise de dados multivariados. A técnica consiste em

algoritmos cujo principal objetivo é identificar e organizar um conjunto de dados em grupos de acordo com um critério definido.

2.1 O Algoritmo dos K -ésimos Vizinhos

Por definição, conforme Bishop (2008), um *cluster* pode ser definido por um grupo de pontos cujas distâncias entre membros são menores, quando comparadas às distâncias entre pontos externos ao *cluster*.

Desta forma, o objetivo é determinar os valores para r_{nk} e μ_k , possibilitando minimizar J , representado na Equação 6.

$$J = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K r_{nk} \|x_n - \mu_k\|^2 \quad (6)$$

O algoritmo *K-means*, conforme proposto por Macqueen (1967), dada a sua eficiência, é frequentemente utilizado em projetos de *cluster* de grande escala, entretanto uma de suas restrições é a necessidade do acesso prévio aos dados originais.

A versão do algoritmo *k-means* proposta por Macqueen (1967), realiza uma busca iterativa, na qual cada iteração envolve duas etapas correspondentes a otimizações sucessivas em relação a r_{nk} e ao μ_k , repetidas até a convergência.

2.2 Fuzzy C-means

Segundo Höppner (1999), a primeira versão do algoritmo FCM foi elaborada por R. Duda (1973), implementado uma partição de *hard cluster*. *Hard clustering* é uma partição na qual cada item somente pertence a um único *cluster*, ao passo que agrupamentos do tipo *soft clustering* possibilitam que os itens se encaixem em dois ou mais agrupamentos.

De modo a tratar os casos nos quais dados podem pertencer a mais de um cluster, Dunn. (1974) desenvolveu uma versão fuzzy do algoritmo inicialmente proposto por R. Duda (1973). A versão final foi elaborada por Bezdek (1973), ao introduzir o fuzzificador m ao código. Segundo J. Espinosa (2005), o principal objetivo do FCM é minimizar o custo da equação 7

$$J(X; U, K) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \mu_{ij}^2 d_{ijA}^2(x_i, k_i) \quad (7)$$

Sujeito as restrições descritas pelas Equações 8 e 9.

$$J(X; U, K) = \sum_{i=1}^c \mu_{ij} = 1 \forall j \quad (8)$$

$$0 < \sum_{j=1}^n \mu_{ij} < n \forall i \quad (9)$$

3. METODOLOGIA

3.1 Classificação dos Grupos de Aços

Ao avaliar o teor de concentração dos elementos químicos, é possível obter informações sobre as características físico-químicas dos aços. O teor os elementos, aliado ao valor

de CEQ (Carbono equivalente), são responsáveis pela identificação e caracterização do aço.

Considerando os dados obtidos via análise em laboratório, que determinam a concentração mínima e máxima esperada de cada elemento, para material, aliado ao valor de CEQ é possível classificar os aços tomando como critérios as concentrações dos elementos existentes. A Figura 2 representa o fluxo para obtenção dos grupos de corte.

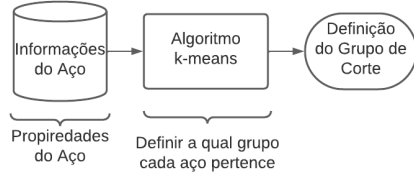


Figura 2. Diagrama de classificação dos grupos de aço

Os dados de entrada desta etapa estão menos suscetíveis a interferência humana, uma vez que são resultados de análises de laboratório de amostras. Foram simulados valores de $k = 3, 4, 5$ e 6 , que podem ser observados na Figura 3.

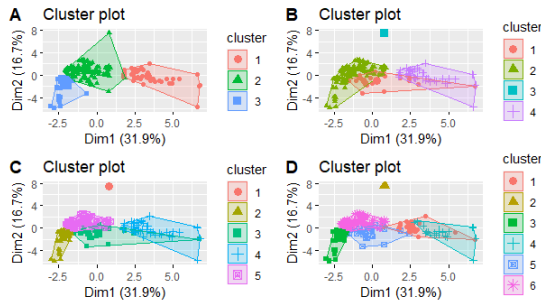


Figura 3. Visão do algoritmo k-means para $k=3, 4, 5$ e 6

A função *fvizcluster()* permite visualizar a representação dos dados em duas dimensões, através da técnica de *Principle Components Analysis*. Assim, a Dim1 representa projeção do teor de cada elemento químico, como carbono, cobre, níquel e molibdênio, representando 31,9% da variabilidade dos dados, ao passo que a Dim2 representa 16,7 %.

3.2 Agrupamento dos Cortes

A consulta aos dados históricos, referentes ao primeiro semestre de 2022, foi obtida através do sistema PIMS - *Plant Information Management System*. As variáveis de processo consideradas para este estudo estão listadas na Tabela 1.

He et al. (2023) em seu trabalho, utilizou a técnica de *Fuzzy c-means* para classificar dados para avaliar os indicadores de pegada verde em diferentes segmentos industriais. Dentre as etapas para desenvolvimento, estão a determinação do modelo de avaliação dos indicadores e uso do FCM para obter os melhores. Essa estratégia também foi utilizada neste trabalho, pois o modelo foi obtido através da dedução da fórmula de número de dentes em contato para o cenário cortes de tubos em feixe, conforme Equação 5 e os dados utilizados para obter o melhor corte.

Tabela 1. Variáveis de Serramento

Variável	Unidade
Velocidade de Corte	m/min
Superfície de Corte	m^2
Velocidade de Avanço	$\mu m/dente$
Potência de Corte	kW
Pressão Mordente	bar
Diâmetro Tubo	mm
Ordem de Produção	-
Aço	-
Fornecedor Lâmina	-
Diâmetro Lâmina	-
Nº Dentes Lâmina	-
Peças por feixe	-

O processo de agrupamento dos cortes é sintetizado pela Figura 4. É importante salientar que apenas cortes equivalentes devem ser comparados. Desta forma, criou-se um sistema de identificação do material composto pela concatenação das informações: Tipo de Aço, Parede e Diâmetro do Tubo.

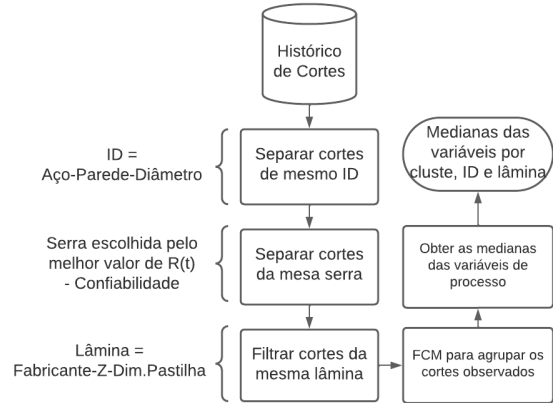


Figura 4. Agrupamento de Cortes

Um segundo critério de agrupamento para possibilitar uma correta comparação, é garantir que somente cortes realizados pelo mesmo tipo de lâmina sejam agrupados, pois as características da lâmina como diâmetro, número de dentes e espessura da pastilha interferem diretamente na força de corte resultante.

Após a separação de cortes equivalentes, o algoritmo FCM é executado sob a base de dados, considerando um cenário de 5 agrupamentos. A Figura 5 exemplifica o comportamento de 4 variáveis de processo através de um gráfico *boxplot*, separado por *cluster*. Os valores armazenados por cada *cluster* serão equivalentes às medianas de cada grupo. A escolha da mediana deu-se pela sua propriedade de retornar o valor central dos dados, sofrendo pouca interferência de uma provável assimetria dos mesmos.

3.3 Definição das Regras de Classificação

A partir da classificação dos grupos de aços e das medianas das variáveis de processo, separadas por cluster, ID e lâmina; é realizada a etapa de definição das funções de pertinência para avaliação dos grupos de corte obtidos, conforme demonstrado na Figura 6.

As funções de pertinência escolhidas para avaliação dos cortes procuraram encontrar um equilíbrio entre desem-

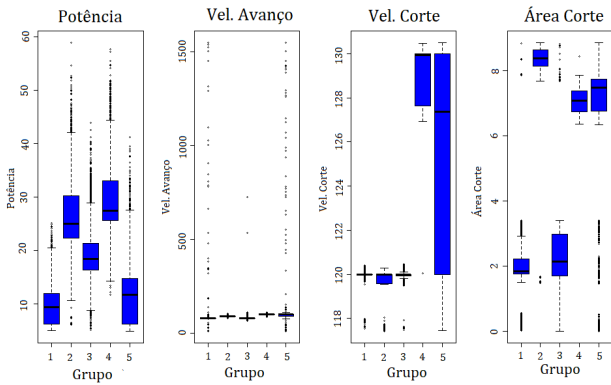


Figura 5. Agrupamento de Cortes

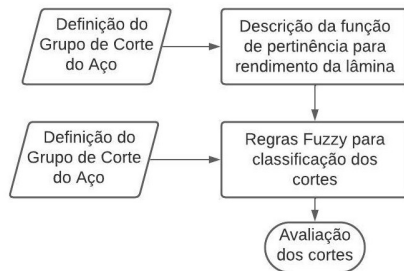


Figura 6. Agrupamento de Cortes - Exemplo para um material

penho do processo e conservação do ativo. Os 4 critérios escolhidos para as funções de pertinência são:

- Ze = número de dentes em contato;
- Quebra = Se há quebra registrada na data do corte;
- Área = Área total cortada pela lâmina;
- Potência = Potência medida no motor principal.

A saída do modelo, representada pela Figura 7, apresenta uma gradação das possíveis notas de avaliação dos cortes.

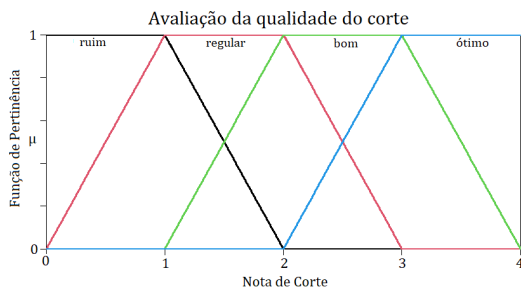


Figura 7. Função de Pertinência da Saída

Para o desenvolvimento desta solução, foi utilizado o pacote FuzzyR, inspirado nas funções nativas do MATLAB, para a linguagem R. O método de fuzzificação utilizado foi Mamdani, ao passo que o método de desfuzzificação escolhido foi o centróide, ambos parâmetros *default* da função.

A Figura 8 representa um histograma de exemplo da quantidade de cortes classificados por nota, para um determinado tipo de lâmina e produto. O objetivo é comparar os parâmetros utilizados nos cortes avaliados como "BOM" e "ÓTIMO" aos valores em cortes classificados como "REGULAR" ou "RUIM".

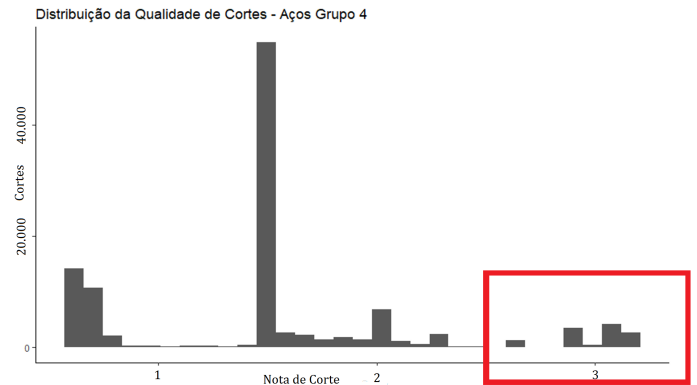


Figura 8. Exemplo de classificação de cortes

A Figura 9 demonstra quais as velocidades de avanço e corte registradas, para cada diâmetro disponível. É possível inferir que a combinação de velocidade de avanço 0,06 /*dente* e corte de 110 m/min é a mais adequada para os diâmetros apresentados.

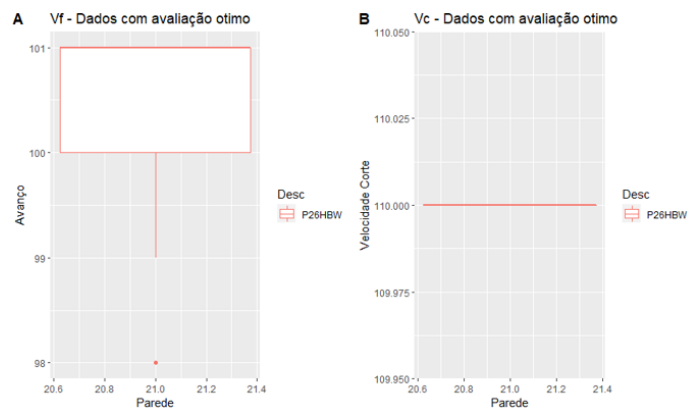


Figura 9. Boxplot de cortes classificados como "BOM"

Repetindo este processo para cada configuração de lâmina disponível, por grupo de corte, é possível determinar um novo padrão de velocidades de corte e avanço.

4. VALIDAÇÃO DE DESEMPENHO

De modo a validar a efetividade do novo padrão de cortes elaborado através da utilização das técnicas de *k-means* e *Fuzzy C-means*, os dados históricos serão avaliados nos aspectos: potência média durante o processo de corte e rendimento médio da lâmina. Desta forma, serão comparados dados amostrais das variáveis de processo listadas em duas épocas distintas: A primeira, antes do desenvolvimento deste trabalho e a segunda, após a consolidação deste trabalho e revisão dos procedimentos e parâmetros operacionais.

4.1 Rendimento de Lâmina e Potências Médias

Segundo Montgomery (2013), uma hipótese estatística é uma afirmativa sobre os valores dos parâmetros de uma distribuição ou modelo. Para avaliação da melhoria de rendimento das serras, foi considerado a hipótese nula, que consiste em avaliar se não houve alteração nos valores

observados entre as potências médias. Já a hipótese alternativa, considera que houve ganho de performance nas serras, ou seja, a potência média de corte após este estudo deve ser inferior aos dados coletados inicialmente conforme representado na Equação 10.

$$\begin{cases} H_0 : P\mu_1 = P\mu_2 \\ H_1 : P\mu_1 \neq P\mu_2 \end{cases} \quad (10)$$

A segunda métrica para avaliar se houve melhorias no desempenho das serras é pela área de corte média registrada. A hipótese nula considera que o valor médio da área total cortada manteve-se o mesmo para diferentes meses, ao passo que a hipótese alternativa considera que os valores médios da área total de corte serão distintos, conforme representado na Equação 11.

$$\begin{cases} H_0 : SC\mu_1 = SC\mu_2 \\ H_1 : SC\mu_1 \neq SC\mu_2 \end{cases} \quad (11)$$

Para realização deste teste, foram encontradas corridas semelhantes, realizadas nos meses de Abril e Outubro de 2022, para fins de comparação. Corridas são consideradas semelhantes quando o mesmo material é cortado, com o mesmo diâmetro e parede, utilizando lâminas de mesmo fabricante, diâmetro e quantidade de dentes. Tais medidas são variáveis controladas com o objetivo de reduzir o impacto das interferências externas no processo de corte. Para tornar o experimento mais robusto, foram repetidos testes em diferentes grupos e combinações de dimensões, conforme lista a seguir:

- Teste 1 - Amostra Aço Grupo 4, Lâmina A, Parede entre 15mm e 25mm
- Teste 2 - Amostra Aço Grupo 2, Lâmina A, Parede entre 15mm e 25mm
- Teste 3 - Amostra Aço Grupo 4, Lâmina B, Parede entre 15mm e 25mm

O teste de Shapiro-Wilk permite avaliar se um conjunto de dados se comporta como uma distribuição normal. Os valores podem ser verificados na Tabela 2, sendo SC os valores para o teste para a Superfície de Corte e POT, para Potência. Como todos os cenários o p-valor foi superior à 0,05, pode-se concluir que os dados são normais.

Tabela 2. Resultados do Teste de Shapiro-Wilk

Amostra	Teste	w-valor	p-valor
A	SC-04	1.444355e-43	0.9102453
A	SC-10	2.571215e-48	0.9051975
A	POT-04	9.660489e-46	0.8970777
A	POT-10	1.253334e-81	0.5647656
B	SC-Mai	2.696598e-63	0.7812256
B	SC-Out	2.601543e-45	0.9210748
B	POT-Mai	5.619134e-59	0.8260947
B	POT-Out	7.785486e-59	0.827423
C	SC-Mai	2.696598e-63	0.7812256
C	SC-Out	2.601543e-45	0.9210748
C	POT-Mai	7.785486e-59	0.8274235
C	POT-Out	5.619134e-59	0.8260947

Com a normalidade dos dados, o teste de Kruskal-Wallis foi utilizado. Segundo Sprent and Smeeton (2007), este teste é um método não paramétrico utilizado para testar se amostras se originam da mesma distribuição. Um teste

de Kruskal-Wallis significativa indica que ao menos uma amostra domina estocasticamente uma outra amostra. Para o objetivo desta avaliação, foram comparados os cenários de Potência Média de Corte e Superfície Média de Corte. Os resultados obtidos estão sintetizados na Tabela 3.

Tabela 3. Resultados do Teste de Shapiro-Wilk

Amostra	Teste	p-valor
A	SC	<2e-16
A	POT	<2e-16
B	SC	<2e-16
B	POT	<2e-16
B	POT	<2e-16
C	SC	<2e-16
C	SC	<2e-16

Para os 3 cenários, considerando Potência Média de Corte e Superfície Média de corte, o teste falha em rejeitar a hipótese alternativa. Isto indica que todas as amostras pertencem à distribuições diferentes, sinalizando que tanto as áreas de superfície médias, quanto as potências médias de corte nos meses de Abril e Outubro de 2022 são distintas. A Tabela 4 sinaliza a mediana de cada uma das variáveis e diferentes meses.

Tabela 4. Medianas por Amostra e Mês

Material	Pot/04	Pot/10	Sup.Corte/04	Sup.Corte/10
A	14.39	16.87	1.93	2.65
B	13.97	16.75	1.46	2.55
C	17.93	18.37	2.48	2.94

4.2 Confiabilidade

Segundo a ABNT NBR 5462: 1994, a confiabilidade pode ser definida como a capacidade de um item desempenhar uma função requerida sob condições especificadas, durante um intervalo de tempo estabelecido.

Segundo O'Connor and Kleyner (2011), a distribuição de Weibull é uma das mais utilizadas em análise de confiabilidade devido a sua flexibilidade. Segundo Riccardo Manzini (2010), os parâmetros β e θ representam respectivamente, os parâmetros de forma e vida. O valor de β permite avaliar em qual estágio de vida o ativo se encontra (Mortalidade Infantil, Vida útil e Mortalidade Sênil).

A função densidade de probabilidade de falha, pdf, em função do tempo é descrita pela Equação 12.

$$f(t) = \frac{\beta}{\theta^\beta} t^{\beta-1} \exp[-(\frac{t}{\theta})^\beta] \quad (12)$$

E sua função de confiabilidade $R(t)$ é definida pela Equação 13.

$$R(t) = \exp[-(\frac{t}{\theta})^\beta] \quad (13)$$

Cujo valor médio para a falha, MTTF, pode ser expresso pela Equação 14.

$$MTTF = \nu\Gamma(\frac{1}{\beta} + 1) \quad (14)$$

Dados completos, segundo Michael S. Hamada (2008), são informações de início e término de operação de um equipamento por quebra, ou seja, há precisão sobre o intervalo de tempo total de operação do equipamento. Para a realização deste estudo de confiabilidade, foram utilizados dados completos, uma vez que os instantes de quebra e retorno à operação são conhecidos.

Ao executar análise de confiabilidade mês a mês, é possível observar a evolução dos indicadores da serra após a implementação deste estudo, conforme sintetizado na Tabela 5.

Tabela 5. Valores dos parâmetros

Mês	β	θ	MTTF
4	0,44	0,04	0,10
5	0,45	0,02	0,05
6	0,08	0,01	0,04
7	0,23	0,01	0,20
8	0,68	0,18	0,23
9	0,42	0,10	0,29
10	0,81	0,12	0,36
11	0,85	0,15	0,41

Após a implementação da revisão do procedimento de corte e cartas operacionais segundo os limites de velocidades estipulados, o valor de β possui valor próximo a 1, sinalizando a região de vida útil da curva da banheira, além do aumento do valor estimado do MTTF.

4.3 Indicadores Operacionais

A principal métrica acompanhada pela equipe de manutenção é o *Breakdown*, este indicador representa uma relação percentual entre o número total de horas de falha e o número total de horas disponíveis para operação.

A Tabela 6 representa o desempenho da serra nos últimos 3 anos. Para garantir a confidencialidade dos dados, foram representados em relação a uma constante B.

Tabela 6. Indicadores de Desempenho

Ano	Serra 01
2021	2,4B
2022	2,8B
2023	0B

É possível observar uma melhora no desempenho da Serra circular, tanto pela redução em seu índice de quebras, tanto pelo maior rendimento das lâminas de corte após a revisão dos parâmetros de corte proposta por este estudo.

5. CONCLUSÃO

A análise dos dados históricos, como uma ferramenta capaz de guiar parâmetros operacionais e padrões de corte, mostrou-se uma abordagem eficaz, capaz de elevar a confiabilidade do ativo, além de proporcionar melhor rendimento de lâminas. Tais ganhos podem ser traduzidos em retorno financeiro considerável, pois este equipamento eram um gargalho no processo produtivo, tendo suas quebras zeradas após 6 meses.

Como proposta de continuidade deste trabalho, está no monitoramento do desgaste da lâmina, observável através do aumento da potência média de corte, identificando o melhor momento de substituição da mesma.

6. AGRADECIMENTOS

Este trabalho foi realizado com o apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) por meio do Programa de Excelência Acadêmica (PROEX).

REFERÊNCIAS

- Abrão, A.M. (2009). *Teoria da Usinagem dos Materiais*. Blucher, 1 edition.
- Bezdek, J.C. (1973). *Fuzzy Mathematics in Pattern Classification*. Master's thesis, Cornell University, Ithaca.
- Bishop, C.M. (2008). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, 8 edition.
- Dunn., J. (1974). A fuzzy relative of the isodata process and its use in detecting compact, well separated clusters. In *Journ. Cybern 3*, 95–104.
- He, Y., Tang, C., Zhang, D., and Liao, N. (2023). Assessing the effects of the influencing factors on industrial green competitiveness fusing fuzzy c-means, rough set and fuzzy artificial neural network methods. *Ecological Indicators*, 147, 109921.
- Höppner, F. (1999). *Fuzzy Cluster Analysis: Methods for classification, analysis and image recognition*. Springer, 1 edition.
- Izenman, A.J. (2008). *Modern Multivariate Statistical Techniques: Regression, Classification and Manifold Learning*. Springer, 1 edition.
- J. Espinosa, J.V. (2005). *Fuzzy Logic, Identification and Predictive Control*. Springer, 1 edition.
- Lochmann, K. (2012). *Formelsammlung Fertigungstechnik: Formeln – Richtwerte – Diagramme*. Carl Hanser Verlag, 3 edition.
- Macqueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Fifth Berkeley Symposium on Mathematics, Statistics and Probability*, 281–297.
- Mello, T.C. (2015). *Influência dos parâmetros do processo de serramento no corte de capacitores de filme metalizado ultrafino*. Master's thesis, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.
- Michael S. Hamada, Alyson G. Wilson, C.S.R.H.F.M. (2008). *Bayesian Reliability*. Springer, 1 edition.
- Montgomery, D.C. (2013). *Design and Analysis of Experiments*. Wiley, 8 edition.
- Moreira, M.C. (2011). *Serramento do aço ABNT 1045 utilizando serras circulares com insertos de metal duro e cermet*. Master's thesis, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte.
- O'Connor, P. and Kleyner, A. (2011). *Practical Reliability Engineering*. Willey, 5 edition.
- R. Duda, P.H. (1973). *Pattern Classification and Scene Analysis*. Willey, 1 edition.
- Riccardo Manzini, Alberto Regattieri, H.P.E.F. (2010). *Maintenance for Industrial Systems*. Springer, 1 edition.
- Shaw, M.C. (2005). *Metal Cutting Principles*. Oxford University Press, 2 edition.
- Sprent, P. and Smeeton, N.C. (2007). *Applied Nonparametric Statistical Methods*. Chapman and Hall, 4 edition.