

ESTIMATIVA DA VIDA ÚTIL EM MOLDES EM ALUMÍNIO POR MEIO DE REGRESSÕES NÃO-LINEARES

Evandro Menezes de Souza Amarante

Victor Gabriel Sousa Fagundes dos Santos

Pedro Guilherme Carvalho de Souza Marconi

Armando Sá Ribeiro Junior

Universidade Federal da Bahia, R. Prof. Aristides Novis, 2 - Federação, Salvador - BA, 40210-630, Brazil

evandro.amarante@ufba.br; victor.sousa@ufba.br; pedro.marconi@ufba.br; asrj@ufba.br

Valter Estevão Beal

Serviço Nacional de Aprendizagem Industrial – Centro Integrado de Manufatura e Tecnologia, Av. Orlando Gomes, 1845 - Piatã,

Salvador - BA, 41650-010, Brazil

valtereb@fielb.org.br

Cristiano Vasconcellos Ferreira

Universidade Federal de Santa Catarina, Campus Universitário, s/n - Trindade, Florianópolis - SC, 88010-970, Brazil

cristiano.v.ferreira@ufsc.br

Resumo: O processo de moldagem por injeção possibilita a produção de centenas de milhares de peças plásticas complexas, proporcionando uma grande produtividade e alta qualidade do produto final. Tradicionalmente, os moldes para injeção de termoplásticos são fabricados em aço devido a boa estabilidade térmica, alta resistência mecânica e pela possibilidade da fácil obtenção do acabamento superficial desejado, características que este material apresenta. Apesar dessas vantagens, o aço possui baixa condutividade térmica, quando comparado a outros materiais tais como o alumínio, resultando em maiores períodos necessários para que a peça resfrie antes da desmoldagem e, consequentemente, gere ciclos de operação mais longos. Por outro lado, a utilização do alumínio na fabricação do ferramental utilizado no processo de injeção ainda é limitada devido à sua baixa resistência mecânica (comparado ao aço), levando a uma desconfiança quanto ao número de peças que podem ser injetadas, portanto, quanto a sua vida útil. Além disso, a falta de dados a respeito da frequência de manutenção que deve ser executada no molde de alumínio para assegurar a qualidade das peças injetadas, corrobora para este cenário de incerteza, uma vez que essa informação é essencial para garantir a viabilidade destes moldes para a alta produção de peças plásticas. Nessa perspectiva, este artigo propõe um modelo matemático baseado em regressões exponenciais com o intuito de estimar do número máximo de ciclos que podem ser realizados antes da necessidade de manutenções preventivas e a avaliar a vida útil dos moldes de alumínio. Para que isto possa ser atingido, o modelo teve como referência o número de ciclos relacionado às manutenções preventivas, assim como a resistência mecânica e a dureza de vários materiais de moldes. Uma vez ajustado, o modelo (cujas previsões dependem apenas das propriedades mecânicas e não do tipo de material) também foi aplicado a moldes de alumínio a fim de avaliar a frequência das manutenções e vida útil, e por conseguinte criar estratégias para melhorar o seu desempenho.

Palavras-chave: processo de moldagem por injeção, molde de injeção de alumínio, vida útil do molde, regressões exponenciais

1. INTRODUÇÃO

Na área de moldagem por injeção de termoplásticos, diversos parâmetros do processo devem ser considerados para garantir que peças plásticas com diferentes graus de complexidade possam ser produzidas com a qualidade desejada. Dessa forma, para que haja êxito no alcance das metas estabelecidas é necessária uma correta seleção dos parâmetros utilizados, entre eles o molde de injeção.

Devido à alta resistência mecânica, a boa estabilidade térmica e a possibilidade de fácil acabamento que apresenta, o aço é amplamente empregado em moldes utilizados no processo de injeção. Entretanto, sua baixa condutividade, quando comparada a de outros materiais, como o alumínio, por exemplo, acarreta ciclos de operação relativamente longos e, consequentemente, propicia redução na produtividade. Nesta perspectiva, a utilização de ligas de alumínio garante uma boa e rápida distribuição de calor e dissipação, a qual resulta na redução dos tempos de ciclo e pode levar a altas produtividades e uma melhor qualidade das peças produzidas (Menges e Mohren, 1983).

Por outro lado, segundo Arieta Filho *et al.* (2019), ainda que apresente melhores propriedades térmicas e usinabilidade superior, o alumínio possui valores de propriedades mecânicas inferiores quando comparado ao aço, gerando incertezas

tanto em relação ao número de ciclos de operação seguros quanto à sua vida útil. Sob este aspecto, é importante ressaltar que os moldes, durante o processo de moldagem por injeção, estão submetidos a temperaturas elevadas (contato com o amolecido), contato com fluidos de resfriamento, assim como ação de cargas externas, de modo que esses esforços cíclicos, térmicos e de ataque físico-químico podem gerar desgastes do ferramental.

Esses fatores, associados a reduzida utilização dos moldes de alumínio para alta produção, corroboram não somente para a falta de estudos relacionados ao desempenho desses moldes, como também para a escassez de dados a respeito das manutenções periódicas que devem ser realizadas para garantir a qualidade final das peças injetadas e a longevidade do molde. Tais informações são essenciais tanto para o aumento da produtividade do processo, quanto para a criação de um cenário seguro da utilização do alumínio em território nacional.

Contudo, cabe citar que esse cenário vem se tornando mais otimista não só pelo fato de já existirem montadoras no âmbito internacional que utilizam o alumínio para a alta produção, conforme destacam Arieta Filho *et al.* (2019), como também pelos avanços no campo de controle de parâmetros e metodologia aplicada as manutenções preventivas apresentadas em (Aço especial, 2022), que, por sua vez, se constituiu como um importante objeto de estudo.

Não por acaso, Menges e Mohren (1983) destacam que parâmetros como o polímero utilizado no processo (com carga ou sem carga), as condições de processamento (pressão de injeção, temperatura) e a geometria do moldado fomentam um conjunto de variáveis que necessitam ser investigadas no campo da integridade dos moldes de injeção. À medida que o molde apresenta desgaste superficial, por exemplo, o seu fechamento pode ser comprometido, levando ao vazamento do material pela linha de partição e, conseqüentemente, ao surgimento de rebarbas nas peças injetadas. Esse tipo de defeito deve ser evitado e configura como indicativo na realização de paradas para manutenções dos moldes de injeção, as quais acarretam maior indisponibilidade e desgaste do ferramental, devendo, portanto, ser cuidadosamente examinadas. Como o uso de moldes de alumínio não está bem difundido, há uma carência de informações quanto a sua vida útil e autonomia, portanto é necessário desenvolver modelos que estimem os ciclos de manutenção, bem como a longevidade deste tipo de ferramenta.

Para a predição do número de ciclos e da vida útil do molde foram utilizados modelos matemáticos baseados em regressões exponenciais. A motivação para utilização destes modelos parte da simplicidade apresentada, além da boa acuracidade relacionado ao seu padrão matemático. Cabe destacar que modelos exponenciais apresentam rápida implementação prática e computacional, conforme salienta Gardner (2006). Tal abordagem é bastante utilizada em diferentes áreas de atuação, destacando-se a grande aplicabilidade no setor de financeiro. Contudo, há também estudos associados a áreas pouco exploradas, a exemplo de trabalhos relacionados a epidemias (de Penha, 2021) e sobre indicadores referentes a integridade de rolamentos, de Xu *et al.* (2020).

Sob esta perspectiva, com o intuito de avaliar a vida útil e a frequência das manutenções em moldes de alumínio, este trabalho propõe um modelo matemático baseado em regressões exponenciais para a predição do número de ciclos suportado por moldes constituídos por esse material. O modelo teve como referência números de ciclos relacionados a manutenções preventivas, bem como valores de resistência mecânica e dureza de diversos materiais.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

Tendo em vista a incerteza das informações acerca da utilização do alumínio em moldes para injeção de termoplásticos, foi desenvolvido um modelo matemático baseado em regressões exponenciais para estimar o número máximo de ciclos suportado por um molde antes que sejam necessárias manutenções preventivas. Na Tab.1 encontra-se a relação de materiais usados na fabricação de moldes para injeção e cujas propriedades (dureza e resistência média) serviram de referência para o ajuste da curva.

Tabela 1. **Propriedades mecânicas dos aços (Tabela de N° de injeções, 2022).**

Aços	Resistência (kgf/mm ²)	Resistência Média (kgf/ mm ²)	Dureza Brinell (HB)	Dureza Brinell Média (HB)
1045	61/67	64	169/187	178
1045 Ecofast	71/78	74,5	197/207	202
Protomold 1050	75/82	78,5	207/229	218
2311	91/100	95,5	269/293	281
2311 st	97/106	101,5	285/302	293,5
PMo Revolution (P20M)(1)	97/110	103	269/321	295
Ecoplast (P20)(1)	97/110	103	269/321	295
2738 HPM 32	101/110	105,5	293/311	302
SP 300	101/110	105,5	293/311	302
PMo Revolution (P20M) ST(2)	100/112	106	280/311	295,5
Ecoplast (P20) ST(2)	97/112	106	280/311	295,5
2738 HPM 35	110/120	115	311/340	325,5
PMo Revolution (P20M) ST(3)	119/132	125,5	311/375	343
Ecoplast (P20) ST(3)	119/135	127	331/375	353
2738 HPM 40	123/132	127,5	363/388	375,5
2711	123/132	127,5	363/388	375,5

SP 400	123/132	127,5	363/388	375,5
2738 HPM 45	136/146	141	401/429	830
ESK 2344 Temp.	149/158	153,5	495/514	504,5

Nas Tabs. 2 e 3, por sua vez, constam os dados referentes aos números de ciclos suportados pelos moldes até que fosse necessária uma determinada manutenção preventiva. No presente estudo, foram utilizadas amostras coletadas entre a primeira e a décima primeira manutenção para projetos de moldes trabalhando em idênticas condições (tipo do polímero e processamento) e cuja distinção reside apenas no tipo do material (aço).

Tabela 2. Quantidade de ciclos até a quinta manutenção dos moldes (Tabela de N° de injeções, 2022).

Aços	Injeções - Ciclos				
	Manutenção 1	Manutenção 2	Manutenção 3	Manutenção 4	Manutenção 5
1045	10000	25000	32500	40000	50000
1045 Ecofast	13846	34615	45000	55385	69231
Protomold 1050	18462	46154	60000	73846	92308
2311	53846	134615	175000	215385	269231
2311 st	76923	192308	250000	307692	384615
PMo Revolution (P20M)(1)	76923	192308	250000	307692	384615
Ecoplast (P20)(1)	92308	211538	300000	338462	423077
2738 HPM 32	92308	211538	300000	338462	423077
SP 300	92308	211538	300000	338462	423077
PMo Revolution (P20M) ST(2)	92308	211538	300000	338462	423077
Ecoplast (P20) ST(2)	92308	211538	300000	338462	423077
2738 HPM 35	365384	365384	475000	584615	730769
PMo Revolution (P20M) ST(3)	750000	750000	750000	923076	1153846
Ecoplast (P20) ST(3)	750000	750000	750000	923076	1153846
2738 HPM 40	750000	750000	750000	923076	1153846
2711	750000	750000	750000	923076	1153846
SP 400	750000	750000	750000	923076	1153846
2738 HPM 45	1250000	1250000	1250000	1538461	1923076
ESK 2344 Temp.	3000000	3000000	3000000	33692307	4615384

Tabela 3. Quantidade de ciclos da sexta até a décima primeira manutenção dos moldes (Tabela de N° de injeções, 2022).

Aços	Injeções - Ciclos					
	Manutenção 6	Manutenção 7	Manutenção 8	Manutenção 9	Manutenção 10	Manutenção 11
1045	60000	70000	80000	90000	100000	118182
1045 Ecofast	83077	96923	110769	124615	138462	163636
Protomold 1050	110769	129231	147692	166154	184615	218182
2311	323077	376923	430769	484615	538462	636364
2311 st	461538	538462	615385	692308	769231	909091
PMo Revolution (P20M)(1)	461538	538462	615385	692308	769231	909091
Ecoplast (P20)(1)	507692	592308	676923	761538	846154	1000000
2738 HPM 32	507692	592308	676923	761538	846154	1000000
SP 300	507692	592308	676923	761538	846154	1000000
PMo Revolution (P20M) ST(2)	507692	592308	676923	761538	846154	1000000
Ecoplast (P20) ST(2)	507692	592308	676923	761538	846154	1000000
2738 HPM 35	876923	1023077	1169231	1315385	1461538	1727273

PMo Revolution (P20M) ST(3)	1384615	1615384	1846253	2076923	2307692	2727272
Ecoplast (P20) ST(3)	1384615	1615384	1846253	2076923	2307692	2727272
2738 HPM 40	1384615	1615384	1846253	2076923	2307692	2727272
2711	1384615	1615384	1846253	2076923	2307692	2727272
SP 400	1384615	1615384	1846253	2076923	2307692	2727272
2738 HPM 45	2307692	2692307	3076923	3461538	3846153	4545454
ESK 2344 Temp.	5538461	6461538	7384615	8307692	9230769	10909090

Conforme pode ser verificado nas tabelas anteriores, os dados presentes dizem respeito apenas a aços. Entretanto, o modelo a ser desenvolvido é sobretudo uma função das propriedades mecânicas dos materiais, isto é, resistência e dureza média, de forma a ser possível utilizá-lo para materiais diferentes do aço, desde que as propriedades estejam dentro do intervalo tomado como referência para a predição. Além disso, Startks (2016) salienta que as diferenças construtivas no projeto do molde, nos tratamentos superficiais, térmicos e reparos devem ser consideradas na análise qualitativa dos resultados.

Uma vez estabelecido o conjunto de dados para análise, foram realizados os seguintes procedimentos: (1) análise e seleção dos dados, (2) pré-processamento dos dados e (3) treinamento e validação do modelo.

2.1. Análise e seleção dos dados

Inicialmente, com o objetivo de verificar se havia uma correlação entre os dados referentes ao número de ciclos relativo a cada manutenção e as variáveis dureza média (HB) e resistência média (kgf/mm^2), foram gerados, conforme pode ser observado na Fig. 1, dois gráficos de dispersão.

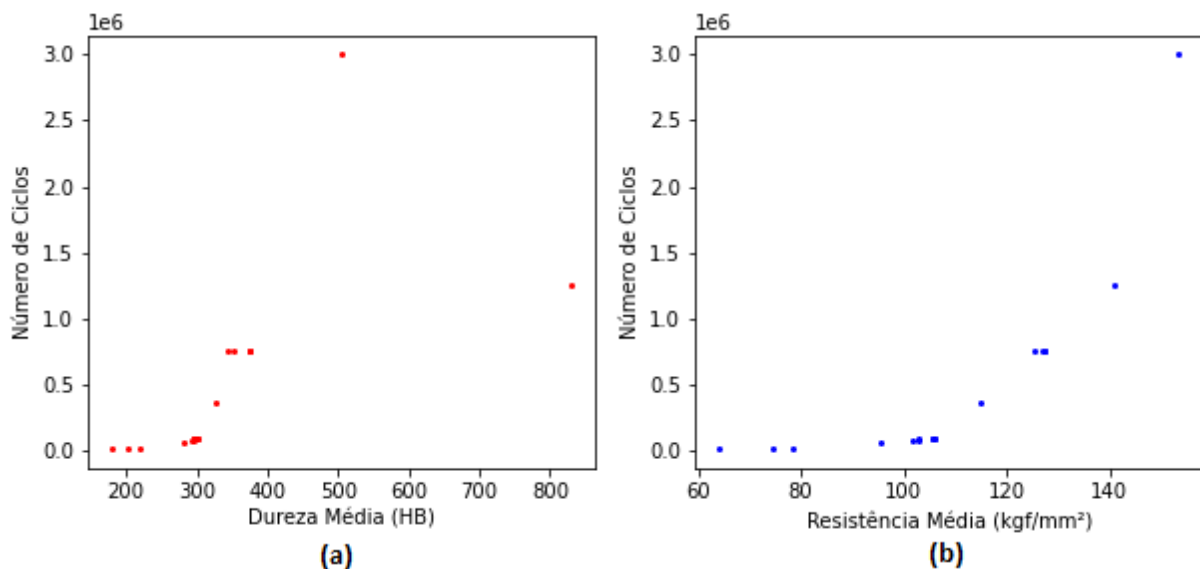


Figura 1. Número de ciclos até a primeira manutenção: (a) com base na dureza média (HB) e (b) com base na resistência média (kgf/mm^2) (Os autores, 2022).

A forma como os pontos estão localizados no plano indica a existência de uma tendência no comportamento dos dados. Conforme pode ser verificado na Tab.1, existem materiais que possuem o mesmo valor para as propriedades mecânicas e, conseqüentemente, valores idênticos para a quantidade de ciclos (Fig. 1). Desse modo, foi necessária, a fim de tornar claro o comportamento dos dados, a remoção dos seguintes aços: 2311 st, Ecoplast (P20)(1), 2738 HPM 32, SP 300, Ecoplast (P20) ST(2), 2738 HPM 35, PMo Revolution (P20M) ST(3), Ecoplast (P20) ST(3), 2738 HPM 40, 2711, SP 400, 2738 HPM 45.

Ainda foram utilizados diagramas de caixa para o número de ciclos, de acordo com Williamson *et al.* (1989), são ferramentas visuais para observação de valores discrepantes, distribuição e simetria em uma dispersão de dados, conforme pode ser observado na Fig. 2.

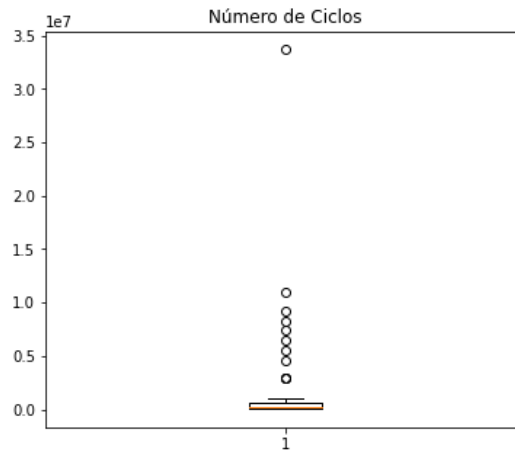


Figura 2. Diagrama de caixa do número de ciclos (Os autores, 2022).

De acordo com o gráfico da Fig.2, existem casos em que o número de ciclos se distancia do comportamento geral presente no conjunto de dados. Tendo em vista que os algoritmos paramétricos de regressão são afetados pela presença de amostras discrepantes, conforme Kotsiantis *et al.* (2007), foram descartados todos os casos em que o número de ciclos fosse igual ou superior a 10^6 do conjunto a ser utilizado para confecção do modelo.

Por consequência, o conjunto de dados utilizado contou dados dos seguintes materiais: 1045, 1045 Ecofast, Protomold 1050, 2311, PMo Revolution (P20M)(1) e PMo Revolution (P20M) ST(2). Para este conjunto, foram gerados, conforme pode ser observado na Fig. 3, dois novos gráficos de dispersão do número de ciclos até a primeira manutenção em função das variáveis dureza e resistência média.

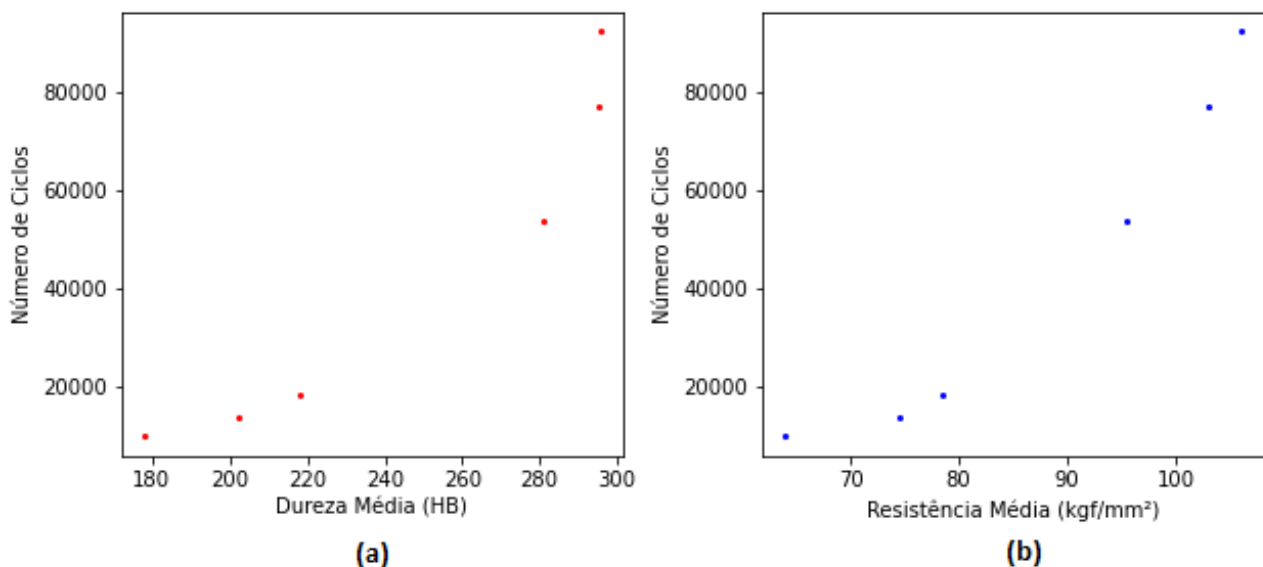


Figura 3. Número de ciclos até a primeira manutenção após tratamento: (a) com base na dureza média (HB) e (b) com base na resistência média (kgf/mm²) (Os autores, 2022).

O comportamento presente nas dispersões da Fig.3 se repetiu para as demais manutenções, de forma que, uma vez considerado também o número da manutenção como uma variável independente, foi possível desenvolver um modelo para a predição do número de ciclos referente a todas as manutenções consideradas.

Tendo em vista a semelhança entre as dispersões presentes na Fig.3 que, por sua vez, se repete para as demais manutenções consideradas, optou-se pela regressão exponencial enquanto função a ser utilizada na predição do número de ciclos.

2.2. Pré-processamento dos dados

Segundo (Mustaffa e Yusof, 2010), o pré-processamento é a etapa na qual as variáveis de entrada e/ou saída de um modelo de aprendizagem são transformadas, de modo a ser obtido um aprimoramento no desempenho. Halim *et al.* (2020) menciona que entre as ferramentas existentes, destacam-se as técnicas de normalização, responsáveis por alterar os valores dos atributos numéricos e inseri-los em uma escala comum.

A exemplo de uma estratégia de normalização, há a *StandardScaler*, responsável por adequar uma faixa qualquer de valores em um intervalo de média nula e desvio padrão unitário Eq. (1)

$$Z = \frac{x-u}{s} \quad (1)$$

onde z representa o intervalo transformado, x a faixa de valores original, u e s a média e o desvio padrão de x , respectivamente.

Um outro exemplo de pré-processamento são as transformações baseadas em leis de potência, responsáveis por tornar distribuições de dados assimétricas mais próximas do comportamento gaussiano e, desse modo, simplificar a criação modelos capazes de explicá-las e prever comportamentos, conforme (Raymaekers e Rousseeuw, 2021).

A transformação Box-Cox, representada pela Eq. (2), é um exemplo de família de transformações de potência utilizada, sendo restrita a dados positivos e caracterizada pelo fator λ , segundo (Li, 2005).

$$y(\lambda) = \begin{cases} \frac{y^\lambda - 1}{\lambda}, & \text{se } \lambda \neq 0 \\ \log y, & \text{se } \lambda = 0 \end{cases} \quad (2)$$

Dado a tendência exponencial observada nas dispersões dos dados, foi realizada também uma linearização, por meio da aplicação da função logarítmica natural, da variável de saída. De acordo com Ostertagova (2012), este processo torna possível descrever o comportamento do número de ciclos por meio de uma regressão múltipla, tal qual a observada na Eq. (3).

$$\ln(y) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \dots + \beta_k x_k \quad (3)$$

Para a aplicação tratada, foi considerada a utilização da regressão múltipla no caso polinomial, conforme pode ser observado na Eq. (4).

$$\ln(y) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_1^2 + \beta_5 x_1 x_2 + \beta_6 x_1 x_3 + \dots + \beta_{19} x_3^3 \quad (4)$$

onde os parâmetros β são obtidos por meio do método dos mínimos quadrados, conforme Mahaboob *et al.* (2018).

O modelo representado por meio da Eq. (4) foi então submetido a etapa de treinamento e validação e, posteriormente, sua resposta, uma vez realizada uma transformação exponencial, foi avaliada.

2.3. Treinamento e validação do modelo

Treinamento e validação são, respectivamente, as etapas nas quais um modelo de aprendizagem é ajustado, de modo a se estabelecer uma relação entre entradas e saída, e tem seu desempenho avaliado. Tratam-se, portanto, de procedimentos que influenciam diretamente no sucesso ou fracasso de um modelo, conforme Uçar *et al.* (2020).

Para minimizar as chances de falha, (Xu e Goodacre, 2018) mencionam que é fundamental uma estratégia eficiente de utilização do conjunto de dados selecionado. Entre as formas existentes, Uçar *et al.* (2020) relatam que a mais básica consiste em separar os dados em conjunto de treino e validação e, então, utilizá-los para construção e análise de desempenho do modelo. No entanto, Queipo *et al.* (2005) destacam que ao utilizar um único par (conjunto de treino, conjunto de validação), a performance de um algoritmo de aprendizagem acaba sendo dependente de quais pontos estão no conjunto de treino e quais estão no conjunto de validação, sendo mais interessante explorar as combinações existentes por meio de estratégias mais sofisticadas.

A exemplo dessas estratégias, Kohavi (1995) menciona a validação cruzada, que consiste de uma divisão randômica do conjunto de dados em k subconjuntos de aproximadamente mesmo tamanho. Uma vez selecionado um subconjunto, entre os possíveis, para a validação, os demais são utilizados para treinamento do modelo, de forma que o procedimento é repetido k vezes e, ao final, o desempenho do modelo é tomado como a média aritmética dos desempenhos individuais em cada combinação (conjunto de treino, conjunto de validação).

Para o modelo desenvolvido, foi utilizada a validação cruzada com 10 subconjuntos, valor recomendado na literatura por equilibrar a necessidade de avaliar distintas combinações com o recurso computacional exigido.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A fim de simplificar a apresentação e a análise dos resultados do modelo desenvolvido, esta seção foi dividida em duas subseções. Na primeira é apresentado o modelo proposto, assim como os valores de coeficiente de correlação (R^2) e desvio máximo, utilizados como critério de desempenho. Na segunda, são apresentados os números de ciclos preditos pelos modelos para a liga de alumínio selecionada.

3.1. Regressão polinomial

Por meio das ferramentas apresentadas na seção anterior, foi desenvolvido um modelo polinomial de grau 3, devido a não só a boa aderência dos dados a curva, como também pela verificação do mau desempenho em dados de validação

de polinômios com grau maior ou igual a 4, para a predição do número de ciclos suportado por um molde até que seja necessária uma dada manutenção preventiva. Por meio da Eq. (5) é possível observar a expressão matemática que caracteriza o modelo

$$\begin{aligned} \ln(C) \approx & 11,990 + 0,535 \cdot D + 0,410 \cdot R + 0,496 \cdot M - 0,08458203 \cdot D^2 \\ & - 0,004 \cdot D \cdot R + 0,160 \cdot D \cdot M + 0,107 \cdot R^2 - 0,140 \cdot R \cdot M - 0,084 \cdot M^2 \\ & + 0,003 \cdot D^3 - 0,036 \cdot D^2 \cdot R - 1,162 \cdot D^2 \cdot M - 0,046 \cdot D \cdot R^2 + 2,294 \cdot D \cdot R \cdot M \\ & - 0,193D \cdot M^2 - 0,033 \cdot R^3 - 1,180 \cdot R^2 \cdot M + 0,173 \cdot R \cdot M^2 + 0,150 \cdot M^3 \end{aligned} \quad (5)$$

onde D, R, M representam, respectivamente, as variáveis dureza, resistência média e número da manutenção após as etapas de transformação de potência e normalização, e C o número de ciclos até a realização da manutenção M. Na Tab. 4, por sua vez, pode ser observado o desempenho médio do modelo nas etapas de treinamento e validação.

Tabela 4. **Resultado do modelo de predição (Os autores, 2022).**

R ² de Treinamento	Desvio Máximo de Treinamento	R ² de Validação	Desvio Mínimo de Validação	Desvio Máximo de Validação
0,99725 ± 0,00027	14,98%	0,9936 ± 0,0033	0,07%	31,36%

Conforme a Tab.4, o modelo representou um bom ajuste dos dados, cabendo destaque aos valores elevados de coeficiente de correlação e o comportamento do desvio, que na maioria dos casos foi inferior a 10% e cujo máximo foi igual a 31, 36%, o que constitui um indicativo não só de aderência da função aos dados, como também a capacidade de prever dados não utilizados para a confecção da curva.

3.2. Estimativa para a liga Aluminum 7034-T6

Para realizar a predição do número de ciclos necessários para cada manutenção, assim como, para a vida útil do molde de alumínio, foi escolhida a liga Aluminum 7034-T6, uma vez que se trata de um material, além de ser recomendado para a fabricação de moldes, suas propriedades dureza e resistência se encontram dentro do intervalo no qual o modelo foi validado. Na Tab. 5 (Matweb.com, 2022) encontram-se as propriedades da liga mencionada.

Tabela 5. **Propriedades da liga de Aluminum 7034-T6**

Resistencia Média (kgf/ mm ²)	Dureza Brinell Média (HB)
74,4	210

Já na Tab. 6 podem ser observadas as quantidades de ciclo estimadas pelo modelo proposto para esse material.

Tabela 6. **Quantidades de ciclo previstas pelos modelos para a liga de Aluminum 7034-T6 para as manutenções (Os autores, 2022).**

Manutenções	Número de Ciclos
Manutenção 1	17312,61
Manutenção 2	32871,31
Manutenção 3	49128,42
Manutenção 4	64738,51
Manutenção 5	79272,89
Manutenção 6	93027,98
Manutenção 7	106789,87
Manutenção 8	121692,96
Manutenção 9	139206,73
Manutenção 10	161259,67
Manutenção 11	190525,73
Somatório de todas as manutenções	1055826,68

Os resultados fornecidos pelo modelo são coerentes quando comparados aos fornecidos para os moldes em aço, uma vez que esperava-se que a liga 7034-T6, dado seus valores de resistência média e dureza Brinell, apresentasse vida útil, assim como números de ciclos até a realização de manutenções, pertencentes ao range determinado pelos aços 1045 Ecofast e Protomold 1050, conforme pode ser observado no gráfico da Fig. 4.

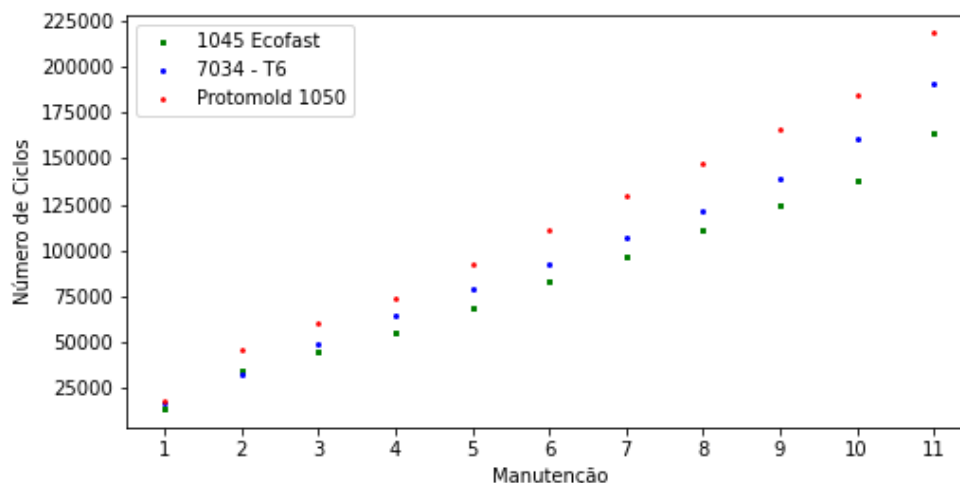


Figura 4. Número de ciclos estimado para cada manutenção da liga 7034-T6 (Os autores, 2022).

Já que o aço PMo Revolution (P20M)(1) apresenta valores maiores de resistência e dureza em comparação com os materiais mencionados, e tendo em vista que o aço P20 é o aço mais utilizado na fabricação dos moldes de injeção, por meio da Fig. 5 é possível comparar os resultados encontrados relacionados ao número de ciclos em função das manutenções realizadas com os estimados para a liga 7034-T6.

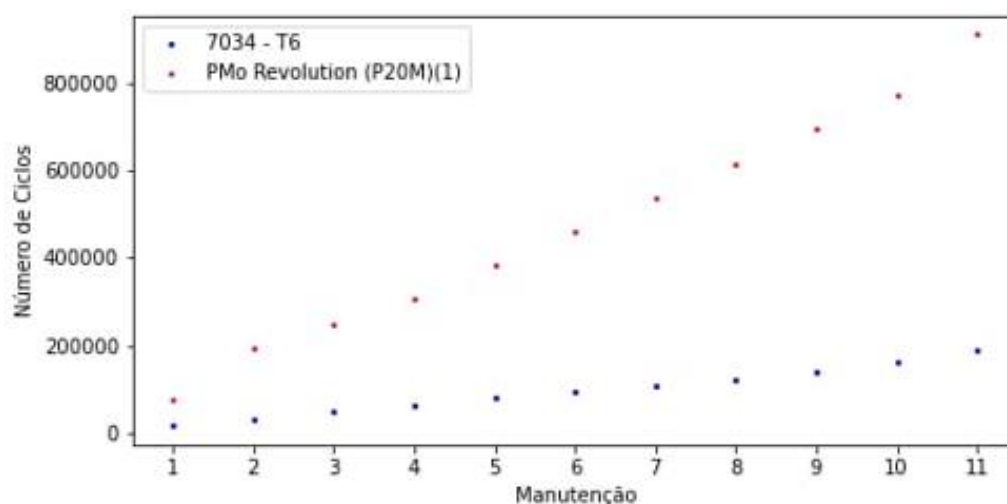


Figura 5. Número de ciclos estimado para a liga 7034-T6 e o aço PMo Revolution (P20M)(1) (Os autores, 2022).

Cabe destacar que, apesar das ligas da série 7000 serem as mais utilizadas, dada a boa resistência a fadiga e usinabilidade, os moldes fabricados com esses materiais são menos resistentes à corrosão em relação as demais, tornando-as, conforme abordado por Startks (2016), suscetíveis a trincas por corrosão sob tensão. Desse modo, há a necessidade de realizar tratamentos e reparos nos moldes, visando corrigir os danos estruturais que o material possa apresentar por conta dos esforços submetidos. Não por acaso, ao observar os dados presentes nas Tabs. 2 e 3, nota-se que, até a quarta manutenção, há uma variação decrescente entre uma manutenção e outra. Tal comportamento indica que a partir da quarta manutenção podem ter sido realizados tratamentos ou reparos no molde em aço, como, por exemplo, cromagem, nitretação, deposição de cordão de solda (soldagem TIG), entre outros processos, conforme apresentado por Chen *et al.* (2014).

Consequentemente, o resultado previsto para a liga 7034-T6 também considera a realização de tratamentos no molde no período exposto, como, por exemplo, anodização, banho de níquel químico e deposição física de vapor (PVD) de baixa temperatura, conforme Kaszynski (2002). Segundo Menges e Mohren (1983), os tratamentos citados não só aumentam a resistência à corrosão, mas também a resistência ao desgaste e à abrasão e, por vezes, facilita a desmoldagem da peça.

4. CONCLUSÃO

A avaliação da frequência de manutenções, bem como da vida útil de um molde constitui uma etapa essencial na análise de desempenho dos moldes de injeção. Neste contexto, o cenário de desconhecimento quanto ao comportamento dos moldes de alumínio é uma barreira a ser superada se desejado o uso em larga escala deste material no cenário nacional.

O modelo desenvolvido constitui não só uma provocação para futuros trabalhos na área, como também, dados os valores pequenos de desvio de treinamento e a aparente coerência das estimativas para o alumínio, ferramenta passível de ser

integrada no estudo dos moldes de injeção. Afinal, a equação desenvolvida é capaz de fornecer, sob determinadas circunstâncias, não só estimativas quanto ao número de ciclos suportado por um molde antes que sejam necessárias manutenções preventivas, como também é capaz de prever a vida útil desse molde.

De acordo com os resultados indicados na Tab. 4, o modelo apresentou uma boa capacidade de generalização, com um valor de coeficiente de correlação de 99,36 %, acompanhado por um desvio mínimo de validação de 0,07%, referente à sexta manutenção para o aço 1045, e um desvio máximo de validação em 31,36%, referente à primeira manutenção para o aço 1045 EcoFast. Se analisados os resultados de maneira global, tem-se que o desvio médio associado à predição do número de ciclos foi de 4,88%, corroborando o bom desempenho do modelo proposto.

Os resultados revelaram ainda que o alumínio 7034 – T6, avaliado por meio da ferramenta proposta, possui um desempenho melhor do que o aço 1045 Ecofast, visto que apresentou uma vida útil 11,59% superior. Entretanto, na comparação com o aço PMo Revolution (P20M)(1), o alumínio teve um desempenho 80,77% inferior. É importante salientar que, como a produtividade esperada para o molde de alumínio é maior, esta informação deve ser considerada nesta análise comparativa para ter a estimativa de vida útil em termos de número de peças injetadas. O que seria assim, uma informação mais significativa.

5. AGRADECIMENTOS

Este trabalho é um resultado parcial do Projeto DEMALAP - Demonstrador de Molde em Alumínio para Alta Produção patrocinado pelo Programa Rota 2030 do Governo Federal descrito na lei N°. 13.755/2018 e é coordenado pela FUNDEP. Os executores do projeto são as universidades SENAI CIMATEC, UFBA e UFSC. Nós agradecemos aos outros parceiros do projeto pelo suporte prestado: ESSS Engineering Simulation and Scientific Software Ltda.; Ford Motor Company Brasil Ltda., Moldit Brasil Ltda.; Open Mind Tecnologia Brasil Ltda.; Renault do Brasil S.A.; SMRC Fabricação e Comércio de Produtos Automotivos do Brasil Ltda. e Union Indústria de Moldes e Comércio Atacadista de Máquinas Eireli.

Tendo em vista a pouca disponibilidade das informações na literatura, os autores gostariam de agradecer ao engenheiro da AÇO ESPECIAL Leonardo Gaspar pelo auxílio fornecido para que o estudo fosse realizado.

6. REFERÊNCIAS

- Arieta Filho, F.G. Marchina, P.M. Dihlman, C. GONÇALVES, M., 2019. “Aplicação de ligas de alumínio em moldes para injeção de termoplásticos”. *Revista Ferramental*.
- Chen, C., Wang, Y., Ou, H., He, Y., & Tang, X. (2014). A review on remanufacture of dies and moulds. *Journal of Cleaner Production*, 64, 13-23.
- Gardner, E.S.Jr. Exponential smoothing: the state of the art – Part II. *International Journal of Forecasting*, 2006, v. 22, p.637-666.
- Halim, K. N. A., Jaya, A. S. M. and Fadzil, A. F. A., “Data Pre-Processing Algorithm for Neural Network Binary Classification Model in Bank Tele-Marketing,” *Int. J. Innov. Technol. Explor. Eng.*, vol. 9, no. 3, pp. 272–277, 2020, doi: 10.35940/ijitee.C8472.019320.
- Kohavi R., “A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection,” in *Proceedings of the 14th international joint conference on Artificial intelligence*, 1995, pp. 1137–1143.
- Kaszynski, J., 2002. “Choosing Thermally Conductive Tooling Materials”. *MoldMaking Technology*.
- Kotsiantis S.B., Kanellopoulos D., and Pintelas P. E., 2007. “Data Preprocessing for Supervised Learning”. *World Acad. Sci. Eng. Technol. Open Sci. Index* 12, Int. J. Comput. Inf. Eng., vol. 1, no. 12, pp. 4104–4109.
- Li P., “Box-Cox Transformations: An Overview.” pp. 1–45, 2005, [Online]. Available: <https://www.ime.usp.br/~abe/lista/pdfm9cJKUmFZp.pdf>.
- Mahaboob B., Venkateswarlu B., Narayana C., Ravi sankar J., and Balasiddamuni P., 2018. “A Treatise on Ordinary Least Squares Estimation of Parameters of Linear Model”. *Int. J. Eng. Technol.*, vol. 7, no. 4.10, pp. 518–522.
- MatWeb: Material Property Data. < <https://www.matweb.com/>>.
- Menges, G., & Mohren, P. (1983). *How To Make Injection Molding*. Hanser Publication, New York.
- Mustaffa, Z., and Yusof, Y., “A Comparison of Normalization Techniques in Predicting Dengue Outbreak,” *Int. Conf. Bus. Econ. Res.*, vol. 1, pp. 345–349, 2010.
- Ostertagova, E., “Modelling using polynomial regression,” *Procedia Eng.*, vol. 48, pp. 500–506, 2012, doi: 10.1016/j.proeng.2012.09.545.
- Penha, O. K. C. (2021). As funções exponenciais e suas aplicações no modelo epidêmico SIR.
- Queipo, N. V., Haftka, R. T., Shyy, W., Goel, T., Vaidyanathan, R. and Tucker, P. K., “Surrogate based-analysis and optimization,” *Prog. Aerosp. Sci.*, vol. 41, pp. 1–28, 2005, doi: 10.1016/j.paerosci.2005.02.001.
- Raymaekers, J. and Rousseeuw, P. J., “Transforming variables to central normality,” *Mach Learn*, 2021, doi: 10.1007/s10994-021-05960-5.
- Startks, D., 2016. “Aluminum Welding”. *MoldMaking Technology*.
- Uçar, M.K., Nour, M., Sindi, H and Polat K., “The Effect of Training and Testing Process on Machine Learning in Biomedical Datasets,” *Math. Probl. Eng.*, vol. 2020, p. 17, 2020, doi: 10.1155/2020/2836236.

Tabela de N° de injeções, 2022. *Aço Especial*.

Williamson D. F., Parker R. A. and Kendrick J.S., 1989. "The Box Plot: A Simple Visual Method to Interpret Data". *Ann. Intern. Med.*, vol. 110, no. 11, pp. 916–921.

Xu, Y. and Goodacre, R., "On Splitting Training and Validation Set: A Comparative Study of Cross-Validation, Bootstrap and Systematic Sampling for Estimating the Generalization Performance of Supervised Learning," *J. Anal. Test.*, vol.2, pp. 249–262, 2018, doi: 10.1007/s41664-018-0068-2.

Xu, F., Huang, Z., Yang, F., Wang, D., & Tsui, K. L. (2020). Constructing a health indicator for roller bearings by using a stacked auto-encoder with an exponential function to eliminate concussion. *Applied Soft Computing*, 89, 106119.

7. RESPONSABILIDADE AUTORAL

O(s) autor(es) é(são) o(s) único(s) responsável(is) pelo conteúdo deste trabalho.

A MODEL BASED ON NON-LINEAR REGRESSIONS TO PREDICT ALUMINUM INJECTION MOULDS LIFESPAN

Evandro Menezes de Souza Amarante, evandro.amarante@ufba.br¹

Victor Gabriel Sousa Fagundes dos Santos, victor.sousa@ufba.br¹

Pedro Guilherme Carvalho de Souza Marconi, pedro.marconi@ufba.br¹

Cristiano Vasconcellos Ferreira, cristiano.v.ferreira@ufsc.br²

Valter Estevão Beal, valtereb@fieb.org.br³

Armando Sá Ribeiro Júnior, asrj@ufba.br¹

¹Universidade Federal da Bahia, R. Prof. Aristides Novis, 2 - Federação, Salvador - BA, 40210-630, Brasil

²Universidade Federal de Santa Catarina, Campus Universitário, s/n - Trindade, Florianópolis - SC, 88010-970, Brasil

³Serviço Nacional de Aprendizagem Industrial – Centro Integrado de Manufatura e Tecnologia, Av. Orlando Gomes, 1845 - Piatã, Salvador - BA, 41650-010, Brasil

Abstract: *The injection moulding process allows the production of dozens of thousands of complexes, injected plastic parts, and provides great productivity and high quality of the final product. Traditionally, injection moulds are made of steel due to its good thermal stability, high mechanical strength and the possibility to easily obtain the desired surface finish that this material allows. Despite these advantages, steel has a low thermal conductivity when compared to other metals, such as aluminum, resulting in more time required for the part to cool down before demolding and consequently, longer injection moulding cycles. On the other hand, the use of aluminum on the fabrication of injection tools is still limited due to its low mechanical strength (in comparison to steel's), leading to a mistrust as to the number of parts that can be injected, therefore, to its lifespan. Moreover, the lack of data regarding the frequency of maintenance that must be carried out on the aluminum mold to assure the quality of the injected parts corroborate this scenario of uncertainty, since this information is essential to assess the viability of these molds in the manufacture of large lots of injected plastic parts. In this perspective, this article proposes mathematical models, based on exponential regressions, to predict both the maximum number of cycles supported before preventive maintenance is required, and the lifetime of aluminum injection moulds. To achieve this, these models took as reference the number of cycles related to preventive maintenance, as well as the mechanical strength and hardness of several injection mould materials. Once fit, the models (which predictions depend only on mechanical properties and not on the type of material) were also applied to aluminum moulds in order to evaluate its maintenance frequency and lifespan, and to create strategies to improve performance.*

Keywords: *Injection moulding process; Aluminum injection mould; mould lifespan; exponential regressions.*