



Congresso Internacional de Administração  
ADM 2021

Administração Ágil  
Inovação e Trabalho Remoto

25 a 27  
de outubro

Ponta Grossa - Paraná - Brasil

# APLICAÇÃO DA METODOLOGIA DMAIC PARA A REDUÇÃO DE REJEITOS NO TRATAMENTO DE OBJETOS EM UMA UNIDADE DE TRIAGEM AUTOMATIZADA DE UM OPERADOR LOGÍSTICO NACIONAL

## APPLICATION OF THE DMAIC METHODOLOGY FOR THE REDUCTION OF TAILINGS IN THE TREATMENT OF OBJECTS IN AN AUTOMATED SCREENING UNIT OF A NATIONAL LOGISTICS OPERATOR

ÁREA TEMÁTICA: GESTÃO DE OPERAÇÕES E LOGÍSTICA

Vicente Moreira, UFSC, Brasil, vicentemoreiras@gmail.com

Guilherme Gomes, UFSC, Brasil, gomes.guilherme@posgrad.ufsc.br

Carlos Manuel Taboada Rodriguez, UFSC, Brasil, carlos.taboada@ufsc.br

### Resumo

A melhoria contínua de processos consiste em um desafio para todas as empresas. A partir disso, o objetivo desta pesquisa foi aplicar um procedimento de melhoria baseado na metodologia DMAIC a fim de contribuir na redução de rejeitos no tratamento de objetos em uma unidade de triagem automatizada de um operador logístico nacional. A unidade opera em processo contínuo, no qual os objetos rejeitados exercem um impacto significativo em seus custos de operação e caracterizam a necessidade de implantação de melhoria no processo. Para tanto, a metodologia quantitativa considerou os dados primários de tratamento de 5.000 objetos, no período de 03/05/2021 até 07/05/2021. Os resultados obtidos propõe um modelo para estimar quais objetos tendem a serem rejeitados na unidade de tratamento automatizada, e assim propor alternativas ao fluxo interno para evitar desperdícios na operação.

**Palavras-chave:** rejeitos; modelo de regressão logística; DMAIC

### Abstract

Continuous process improvement is a challenge for all companies. From this, the objective of this research was to apply an improvement procedure based on the DMAIC methodology in order to contribute to the reduction of rejects in the treatment of objects in an automated sorting unit of a national logistics operator. The unit operates in a continuous process, in which the rejected objects exert a significant impact on its operating costs and characterize the need to implement an improvement in the process. For this purpose, the quantitative methodology considered the primary data for the treatment of 5,000 objects, in the period from 05/03/2021 to 05/07/2021. The results obtained propose a model to estimate which objects tend to be rejected in the automated treatment unit, and thus propose alternatives to the internal flow to avoid waste in the operation.

**Keywords:** waste; logistic regression model; DMAIC

## 1. INTRODUÇÃO

O *e-Commerce* continua em franca expansão nacional e internacional, com o aumento das compras *on-line* fortalece a necessidade de aparelhamento da cadeia logística por parte dos operadores logísticos. Para atender essa necessidade a empresa em estudo necessita implementar um modelo de operação mais flexível, ágil e enxuto (Xu, Cheng, & Huang, 2015). Na situação atual que as organizações estão vivenciando, em que as mudanças ocorrem de forma exponencial, estarão à frente às empresas que conseguirem incorporar em seus processos o aprendizado de maneira mais rápida e eficiente (McQuaid & Banerjee, 2015).

A unidade de Tratamento Automatizada em estudo tem como função básica receber, triar e expedir encomendas de/para sua circunscrição, de acordo com os padrões de qualidade e produtividade estabelecidos pela empresa. Para realizar o tratamento adequado dos objetos nesse cenário de crescimento no número de envio de objetos oriundos do e-commerce, precisa adquirir conhecimento especializado e científico para busca de soluções que atendam à crescente demanda.

Posto isto, este estudo é de fundamental importância, pois os operadores logísticos precisam não apenas adquirir novas tecnologias, mas avaliar novas formas de funcionamento de suas unidades operacionais, a fim de aumentar a sua produtividade bem como promover um ambiente propício à inovação.

Dentre as abordagens de melhoria de processos que podem ser empregadas, destaca-se a metodologia DMAIC (Define, Measure, Analyze, Improve, Control). Este estudo apresenta a aplicação dessa metodologia de melhoria para a redução de rejeitos no tratamento dos objetos.

O artigo está estruturado em cinco tópicos. Após este tópico introdutório, o segundo apresenta uma breve revisão sobre os conceitos que deram base para a aplicação da metodologia proposta. O seguinte relata os procedimentos metodológicos necessários para a realização do estudo. No quarto tópico, a aplicação da metodologia é descrita, contextualizando suas etapas no operador logístico que foi objeto de estudo. O artigo é encerrado com as considerações finais.

## 2. REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 Ciclo DMAIC

O ciclo DMAIC consiste num conjunto de técnicas para identificar e melhorar áreas específicas de um processo (Qureshi, Janjua, Zaman, Lodhi, & Tariq, 2014). Estas técnicas modelam uma sistemática que utiliza dados, ferramentas estatísticas e não estatísticas para realizar as análises, auxiliando na tomada de decisões para alcançar os resultados estratégicos definidos pela organização (Carpinetti, 2012; Werkema, 2013). A metodologia DMAIC foi efetivamente implementada em muitas aplicações, como desempenho de gerenciamento da cadeia de suprimentos (Duen-Yian Ye, ching-Hsue Cheng, 2007), gerenciamento de qualidade (Wang & Huang, 2004), fator humano e de processo na implementação Seis Sigma (Antony, Kumar & Madu 2005), internacionalização do ensino superior (Qureshi et al., 2014) e melhorias de processos de design (Eldin & Hamza, 2008).

## 2.2 Etapas DMAIC

Abaixo, serão descritas cada etapa do DMAIC e as ferramentas que podem ser utilizadas na metodologia:

1ª fase – D (*Define*): é uma fase de “Definição”, em que o papel da equipe, escopo e limite do projeto, requisitos e expectativas do cliente e os objetivos dos projetos selecionados são definidos. Nesta etapa é preciso definir o problema/efeito que se deseja eliminar, realizar a justificativa da viabilidade e o planejamento do projeto. Para isso é necessário verificar quais são os atributos de qualidade críticos do produto ou processo, além de realizar o mapeamento das etapas para a viabilização do projeto (Carpinetti, 2012; Jugulum & Samuel, 2010).

2ª fase – M (*Measure*): é uma fase de “Medição”, em que os fatores de medição são selecionados para serem melhorados, fornecendo uma estrutura para avaliar o desempenho atual e comparar e monitorar melhorias subsequentes. Nesta etapa é realizado o planejamento da coleta de dados, avaliação do sistema de medição, medição dos processos para investigar as causas dos problemas, realização da comparação dos dados e verificação das principais questões e oportunidades de melhorias nos processos, buscando fornecer informações suficientes para que na próxima etapa sejam descobertas as causas deste problema (Carpinetti, 2012; Werkema, 2013). Durante a fase de Measure ainda se faz necessário decidir se serão coletados novos dados ou se serão utilizados os dados já existentes, também deve ter como foco realizar as medições de resultados que sejam úteis para conseguir analisar o problema e definir quais as causas prioritárias que devem ser resolvidas para conseguir eliminar e/ou reduzir os problemas ou dependendo da complexidade é necessário que sejam quebrados em problemas menores (Werkema, 2013).

3ª fase – A (*Analyze*): é uma fase de “Análise”, em que a causa raiz dos problemas (defeitos) é determinada, entendendo por que os defeitos ocorreram, comparando e priorizando oportunidades para melhorias avançadas. O objetivo desta etapa é realizar a análise de dados coletados na etapa anterior com o intuito de determinar as variações dos processos e identificar as causas-raízes. Por meio das análises definem-se as principais oportunidades de melhoria e propõe-se um plano de ação para eliminar e impedir a reincidências das causas. Para realizar esta etapa, é requerido que os participantes possuam conhecimento específico para aplicar ferramentas de análise e resolução de problemas, como por exemplo o diagrama de Ishikawa, 5 Por Quês, ferramentas estatísticas, FMEA, entre outros (Carpinetti, 2012; Kwak & Anbari, 2004). Com a aplicação destas ferramentas buscam-se pistas das causas dos problemas e como os fatores estão influenciando na variação do resultado. Após a determinação das causas dos problemas a equipe poderá realizar um brainstorming e elencar as prioridades entre problemas a serem atacados (Werkema, 2013).

4ª fase – I (*Improve*): é a fase de melhoria, experimentação e utilização de técnicas estatísticas para gerar possíveis melhorias para reduzir a quantidade de problemas de qualidade e/ou defeitos. O principal objetivo desta etapa é implementar a solução proposta e avaliar os resultados. Nesta etapa são levantadas as potenciais soluções para a eliminação das causas dos problemas e verificada a viabilidade da implantação destas soluções. Com estes dados realiza-se a priorização das soluções com o intuito de definir quais serão implantadas e qual será a ordem de prioridade, a fim de alcançar os objetivos e metas estabelecidas no início do projeto (Werkema, 2013). Após definidas as prioridades, iniciam-se os testes das soluções nos processos a serem melhorados. Por meio dos resultados dos testes realizados verificam-se os possíveis ajustes e melhorias necessárias, avaliam-se os potenciais ganhos e a viabilidade para realizar a implantação da solução em todo o processo produtivo (De Mast & Lokkerbol, 2012; Werkema, 2013).

5ª fase – C (*Control*): Nesta etapa implementa-se o plano de controle dos processos, define-se a capacidade dos novos processos e avalia-se o alcance dos objetivos e metas definidas. Após esta avaliação os resultados devem ser monitorados para que não sejam perdidos ao longo do tempo. Caso os resultados não sejam satisfatórios, a equipe deve retornar a etapa de medir e reanalisar a coleta dos dados (De Mast & Lokkerbol, 2012; Werkema, 2013). Caso os resultados sejam alcançados, é necessário realizar a padronização dos processos e das atividades que foram alteradas, bem como realizar a comunicação e capacitação dos envolvidos nos processos que sofreram alterações. Por fim, deve-se definir um plano de monitoramento dos resultados, o qual é uma etapa importante para evitar que os problemas solucionados reincidam novamente (Werkema, 2013).

### 2.3 Regressão logística

A regressão logística é uma técnica estatística que visa estimar probabilidades de ocorrências em variáveis dependentes do tipo binário (Hair et al., 2009). A regressão logística, é uma técnica da estatística útil para situações nas quais se deseja prever a presença ou ausência de uma determinada característica ou resultado, baseado em valores de um conjunto de variáveis independentes (Arango, 2001).

## 3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Em conformidade com o objetivo deste trabalho, o estudo é caracterizado como exploratório. O processo exploratório objetiva familiarizar o pesquisador com o problema objeto da pesquisa e permite a construção de hipóteses (Gil, 1991). Quanto a sua natureza, é classificada como aplicada, pois tem como motivação básica a solução de problemas concretos, práticos e operacionais (Zanella, 2009). O presente estudo será realizado por meio de uma pesquisa-ação. A pesquisa-ação é do tipo participativa e consiste em relacionar pesquisa e ação em um processo no qual os atores e pesquisadores se envolvem e participam de modo cooperativo ou participativo na elucidação da realidade em que estão inseridos (Thiollent, 2002).

Os procedimentos técnicos que serão utilizados neste estudo serão a pesquisa bibliográfica e o estudo de caso. A pesquisa bibliográfica é feita a partir do levantamento de referências teóricas já analisadas, e publicadas por meios escritos e eletrônicos (Fonseca, 2002). A característica principal do estudo de caso é a profundidade do estudo (Zanella, 2009).

Para este estudo será utilizada de forma conjunta o método qualitativo e quantitativo na coleta e análise de dados. A pesquisa quantitativa recorre à linguagem matemática para descrever as causas de um fenômeno, as relações entre variáveis, etc. A utilização conjunta da pesquisa qualitativa e quantitativa permite recolher mais informações do que se poderia conseguir isoladamente (Fonseca, 2002). Os estudos que empregam uma metodologia qualitativa podem descrever a complexidade de determinado problema, analisar a interação de certos elementos, classificar e compreender processos dinâmicos (Klein, 2015).

A metodologia proposta para a melhoria de processos seguiu a sequência de etapas da estrutura DMAIC. Na fase de definição foi realizado um levantamento da quantidade de objetos induzidos na máquina de tratamento automatizado na unidade em estudo, identificando a quantidade de objetos com tratamento normal e os rejeitados. O detalhamento das especificações do problema dos objetos rejeitados se deu na etapa “Medir”. De posse dos dados mensurados na etapa anterior, procedeu-se a construção dos modelos de regressão logística utilizando-se o software estatístico Minitab®. A aplicação da metodologia que é descrita neste artigo se limitou a apresentar o plano de ação na etapa “Melhorar” (*Improve*) e o painel de indicadores na etapa “Controlar”.

#### 4. APLICAÇÃO DO CICLO DMAIC

A unidade de tratamento automatizada em que o método foi aplicado pertence a uma empresa de grande porte e um dos maiores operadores logísticos do Brasil. Por questões de sigilo, optou-se por não divulgar o nome da empresa neste artigo, omitindo todos os dados que pudessem identificá-la. A unidade iniciou há algum tempo a implantação de algumas metodologias para a melhoria da qualidade, como Fluxograma de Processos, Cartas de Controle, Diagrama de Pareto e POP (Procedimento Operacional Padrão). Este trabalho teve como objetivo usar a metodologia de melhoria contínua DMAIC para eliminar, reduzir ou amenizar problemas após a indução de objetos na máquina automatizada de triagem para os destinos indicados nos seus endereçamentos. As técnicas do DMAIC foram utilizadas para melhorar este processo, com ênfase nos problemas relacionados aos rejeitos durante o processo de tratamento dos objetos.

A unidade no qual o método foi aplicado tem necessidade de melhorias em seu atual sistema produtivo. Como o seu processo produtivo é de fluxo contínuo, os objetos não tratados de forma automatizada impactam negativamente na produtividade. A metodologia DMAIC foi utilizada para alcançar a meta de reduzir o percentual de objetos rejeitados e os custos que estas rejeitos ocasionam.

##### 4.1 Definir

Na fase de definição foi realizado um levantamento da quantidade de objetos induzidos na máquina de tratamento automatizado na unidade em estudo. No período de 03/05/2021 até 07/05/2021, conforme Tabela 1, consta identificado a quantidade de objetos com tratamento normal e os rejeitados.

Status	03/05/2021	04/05/2021	05/05/2021	06/05/2021	07/05/2021
Tratamento Normal	137.513	91.193	107.783	105.359	104.529
Rejeitados	17.235	8.780	9.277	9.950	9.576
% de objetos Rejeitados	11,14%	8,78%	7,92%	8,63%	8,39%
Total	154.748	99.973	117.060	115.309	114.105

Fonte: Elaborado pelos autores (2021)

Tabela 1 – Levantamento de objetos tratados

Na Figura 1, a distribuição do tratamento dos objetos no decorrer dos dias pesquisados apresenta-se disposta num gráfico que busca traçar um comparativo dos resultados encontrados nas bases de modo a facilitar a visualização.

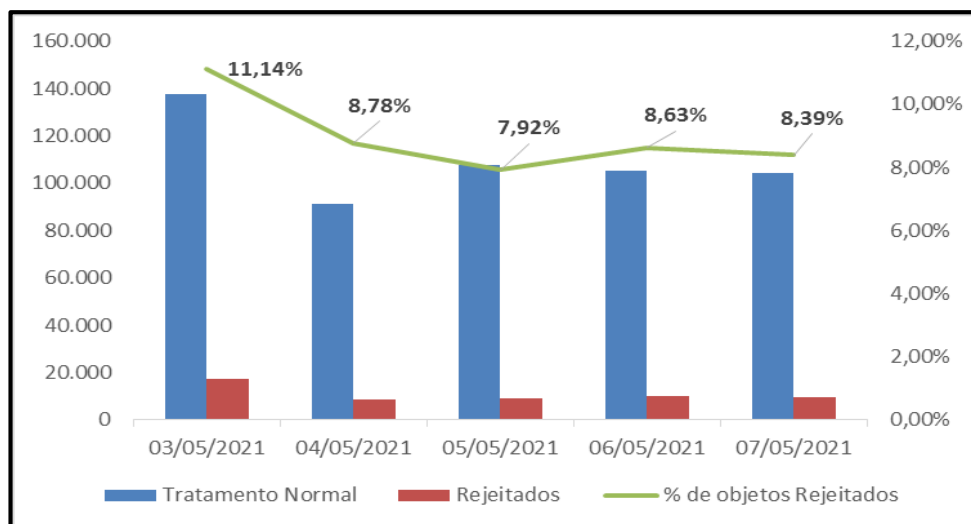


Figura 1 – Comparativo gráfico dos objetos tratados

O problema foi mensurado em termos de rejeitos ocasionados por diversos motivos. O ponto de partida para o estudo foi o enunciado formal do problema “no período de 03/05/2021 até 07/05/2021, a unidade deixou de tratar de forma automatizada um total de 54.818 objetos num universo de 601.195, apresentando um percentual de 9,12% de rejeição. O detalhamento das especificações do problema se deu na etapa seguinte do ciclo: “Medir”.

## 4.2 Medir

A Tabela 2 apresenta a quantidade de objetos rejeitados, por motivo, no período de 03/05/2021 até 07/05/2021.

Motivos da Rejeição	03/05/2021	04/05/2021	05/05/2021	06/05/2021	07/05/2021	Total	Percentual
Erro na alimentação	5.412	2.946	3.834	4.295	3.614	20.101	37%
Não tem código para leitura	5.101	2.043	2.124	2.065	2.146	13.479	25%
Não lido	3.675	1.684	1.292	1.782	1.724	10.157	19%
Não possui registros	1.232	1.072	1.110	920	1.018	5.352	10%
Duas etiquetas lidas	781	458	519	449	565	2.772	5%
Máxima recirculação	506	306	169	142	195	1.318	2%
Destino não programado	282	204	134	134	128	882	2%
Erro de Sintaxe	166	35	48	102	108	459	1%
Descarga Bloqueada	80	32	47	61	78	298	1%
<b>Total</b>	<b>17.235</b>	<b>8.780</b>	<b>9.277</b>	<b>9.950</b>	<b>9.576</b>	<b>54.818</b>	<b>100,00%</b>

Fonte: Elaborado pelos autores (2021)

Tabela 2 – Levantamento da quantidade de objetos rejeitados por motivo

Com base na aplicação do Gráfico de Pareto nos motivos dos rejeitos, conforme Figura 2, verificou-se que o erro na alimentação/indução do objeto na máquina, a indução de objetos sem código de barras para leitura e os objetos não lidos foram responsáveis por 80% dos rejeitos.

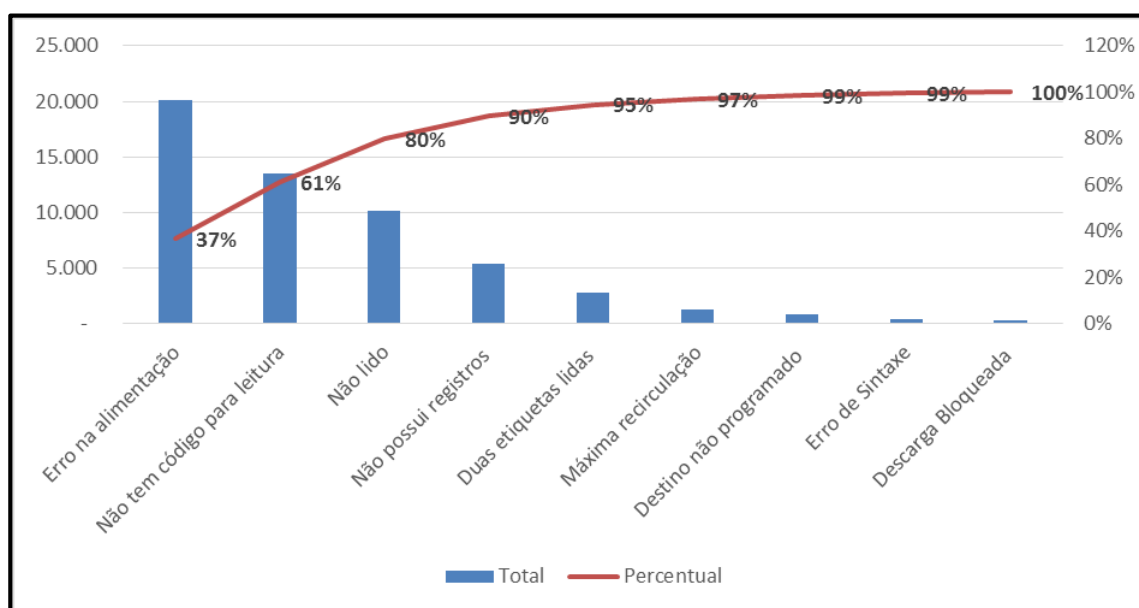


Figura 2 – Principais motivos da geração de rejeitos

Como erro na alimentação/indução do objeto na máquina e a indução de objetos sem código de barras para leitura são provocados por erro humano e falha no recebimento do objeto na sua postagem, respectivamente, optou-se por analisar os erros de leitura dos objetos que geraram a rejeição de 10.157 objetos no período estudado, representando 19% do total de objetos rejeitados.

### 4.3 Analisar

De posse dos dados mensurados na etapa anterior, procedeu-se a construção dos modelos de regressão logística utilizando-se o *software* estatístico Minitab®. Como uma das hipóteses levantadas pelos gestores envolvidos no processo foi de que os erros de leitura dos objetos são provocados em razão da sua dimensão, as variáveis dos objetos preditoras utilizadas na geração dos modelos foram: peso, volume, comprimento, largura e altura. A eficiência no tratamento do objeto foi classificada como “Tratamento Normal” e “Rejeitado”. Para aplicação dessas informações na equação logística, estes dados foram transformados em variável binária, sendo atribuído 0 para tratamento normal e 1 para rejeitado.

Antes de iniciar a utilização do *software* estatístico Minitab, foi utilizado o *software* Excel para seleção de forma aleatória de 5.000 amostras, sendo escolhidos 1.000 dados de cada um dos dias selecionados.

Na sequência são apresentadas as três simulações realizadas.

Primeiro modelo: O primeiro modelo utilizou como variáveis independentes: peso, volume, comprimento, largura e altura, apresentando as variáveis destacadas na Figura 3.

Source	DF	Adj Dev	Adj Mean	Chi-Square	P-Value
Regression	5	35,04	7,0074	35,04	0,000
Z_Peso	1	7,75	7,7543	7,75	0,005
Z_Vol	1	1,83	1,8331	1,83	0,176
Z_Comp	1	8,25	8,2504	8,25	0,004
Z_Larg	1	2,85	2,8523	2,85	0,091
Z_alt	1	2,49	2,4923	2,49	0,114

Coefficients				
Term	Coef	SE Coef	VIF	
Constant	-3,3667	0,0824		
Z_Peso	-0,412	0,168	2,04	
Z_Vol	0,279	0,199	7,09	
Z_Comp	-0,346	0,123	2,21	
Z_Larg	-0,208	0,124	2,51	
Z_alt	0,239	0,150	4,34	

Fonte: Elaborado pelos autores (2021)

Figura 3 – Variáveis modelo 1

Com base neste modelo, a equação de regressão  $P(1) = 1 / (1 + \exp(Y'))$ , a variável  $Y'$  foi expressa com os seguintes parâmetros ou valores dos coeficientes logísticos que formaram o modelo:

$$Y' = -3,3667 - 0,412 Z\_Peso + 0,279 Z\_Vol - 0,346 Z\_Comp - 0,208 Z\_Larg + 0,239 Z\_alt$$

No modelo estimado, as variáveis significativas ( $p\text{-valor} < 0,05$ ) foram peso e comprimento.

Segundo modelo: O segundo modelo utilizou como variáveis independentes: peso, comprimento, largura e altura, apresentando as variáveis destacadas na Figura 4.

Source	DF	Adj Dev	Adj Mean	Chi-Square	P-Value
Regression	4	33,20	8,3010	33,20	0,000
Z_Peso	1	6,47	6,4733	6,47	0,011
Z_Comp	1	6,55	6,5487	6,55	0,010
Z_Larg	1	1,63	1,6312	1,63	0,202
Z_alt	1	11,79	11,7912	11,79	0,001

Coefficients				
Term	Coef	SE Coef	VIF	
Constant	-3,3581	0,0815		
Z_Peso	-0,365	0,162	1,85	
Z_Comp	-0,251	0,100	1,42	
Z_Larg	-0,148	0,116	2,08	
Z_alt	0,382	0,107	2,07	

Fonte: Elaborado pelos autores (2021)

Figura 4 – Variáveis modelo 2

Com base neste modelo, a equação de regressão  $P(1) = 1 / (1 + \exp(Y'))$ , a variável  $Y'$  foi expressa com os seguintes parâmetros ou valores dos coeficientes logísticos que formaram o modelo:

$$Y' = -3,3581 - 0,365 Z\_Peso - 0,251 Z\_Comp - 0,148 Z\_Larg + 0,382 Z\_alt$$

Quanto aos valores do VIF, percebemos que todas as variáveis apresentaram valores entre 1 e 3, indicando que as preditoras podem estar moderadamente correlacionadas.

Neste modelo estimado, as variáveis significativas ( $p$ -valor < 0,05) foram peso, comprimento e altura.

Terceiro modelo: O terceiro modelo utilizou como variáveis independentes: peso, comprimento e altura, apresentando as variáveis destacadas na Figura 5.

Source	DF	Adj Dev	Adj Mean	Chi-Square	P-Value
Regression	3	54,37	18,1219	54,37	0,000
Z_Peso	1	13,08	13,0816	13,08	0,000
Z_Comp	1	22,28	22,2809	22,28	0,000
Z_alt	1	17,74	17,7442	17,74	0,000

Coefficients				
Term	Coef	SE Coef	VIF	
Constant	-2,8509	0,0640		
Z_Peso	-0,418	0,131	1,80	
Z_Comp	-0,3187	0,0701	1,11	
Z_alt	0,3320	0,0775	1,66	

Figura 5 – Variáveis modelo 3



Com base neste modelo, a equação de regressão  $P(1) = 1 / (1 + \exp(Y'))$ , a variável  $Y'$  foi expressa com os seguintes parâmetros ou valores dos coeficientes logísticos que formaram o modelo:

$$Y' = Y' = -2,8509 - 0,418 Z\_Peso - 0,3187 Z\_Comp + 0,3320 Z\_alt$$

Neste modelo estimado, as variáveis significativas ( $p$ -valor < 0,05) foram peso, comprimento e altura.

Quanto aos valores do VIF, percebemos que todas as variáveis apresentaram valores entre 1 e 3, indicando que as preditoras podem estar moderadamente correlacionadas.

Após avaliação dos resultados apresentados pelos modelos, optou-se pelo modelo 3 para continuidade do estudo.

O próximo passo foi calcular a probabilidade de ocorrência da variável dependente binária, dada uma condição da variável preditora, Ayres et al. (2005) indicam a seguinte função:

$$P = \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta^1 X))}$$

Onde:

- P: probabilidade de ocorrência;
- exp: base dos logaritmos neperianos;
- $\beta_0$ : coeficiente linear;
- $\beta_1$ : coeficiente angular;
- X: variável independente.

Para verificação da probabilidade de ocorrência do evento, adotou-se que valores inferiores a 0,85 indicam que a máquina não irá rejeitar o objeto durante o tratamento.

Após apuração dos resultados de probabilidade de ocorrência de 3.000 amostras escolhidas de forma aleatória dos dados de tratamento da máquina do dia 21/05/2021, foi construída a Tabela 3 que é uma forma de visualizar quanto o modelo classifica corretamente os eventos, com base no ponto de corte estabelecido como sendo de 0,85. É importante lembrar que outros pontos de corte podem ser aplicados conforme o interesse do pesquisador em relação aos erros do tipo I e do tipo II.

Observação		Predição			Porcentagem Predição Correta
		Tratamento Normal			
		Sim	Não	Total de objetos	
Tratamento Normal	Sim	2.853	72	2.925	97,54%
	Não	1	74	75	98,67%

Tabela 3 – Levantamento da quantidade de objetos rejeitados por motivo

Diante dos resultados encontrados será proposta a utilização do modelo 3 de regressão logística que apresentou uma porcentagem de predição correta de 97,54% para objetos com tratamento normal e de 98,67% para os objetos rejeitados.

#### 4.4 Melhorar

No presente artigo, foi escolhida a ferramenta 5W2H para suportar os planos de ação. Para Meira (2003), o 5W2H ganhou popularidade com a disseminação de técnicas de gestão da qualidade e, posteriormente, com técnicas de gestão de projetos.

Quando algo precisa ser implantado, as seguintes perguntas entram em cena (Meira, 2003):

- O que deve ser implementado?
- Por que deveria ser implementado?
- Quem é o responsável pela ação?
- Onde deve ser executado?
- Quando deve ser implementado?
- Como deve ser conduzido?
- Quanto custará a implementação?

O quadro 1 apresenta o plano de ação a fim de utilizar o modelo de regressão logística encontrado na etapa anterior para reduzir a quantidade de objetos rejeitados durante o processo de tratamento automatizado.

<b>WHAT</b> (O que)	<b>WHY</b> (Por quê)	<b>WHEN</b> (Quando)	<b>WHO</b> (Quem)	<b>WHERE</b> (Onde)	<b>HOW</b> (Como)	<b>HOW MUCH</b> (Quanto Custa)
<b>Implementar o cálculo de regressão no sistema de tratamento de objetos</b>	Para conseguir retirar o possível objeto que será rejeitado no tratamento automatizado e encaminhá-lo para tratamento manual	Até 08/2021	TI e Gerência envolvida	Unidade em estudo	Por meio do desenvolvimento de programação na linguagem do sistema de indução de objetos	Horas dedicadas dos técnicos envolvidos na solução (a definir)
<b>Testar Sistema</b>	Para verificar se tudo está funcionando conforme o planejado	Até 09/2021	TI Gerência envolvida e Operadores	Unidade em estudo	Por meio do acompanhamento do processo	Horas dedicadas dos técnicos envolvidos no teste do sistema (a definir)
<b>Desenvolver procedimento operacional padrão (POP) da nova funcionalidade</b>	Para padronizar o processo de tratamento de objetos	Até 09/2021	Gerente do Projeto, Equipe de Capacitação	Unidade em estudo e Área de Educação	Por meio do normativo adotado pela empresa na elaboração dos POP's	Horas dedicadas dos técnicos envolvidos na construção do POP (a definir)
<b>Treinar operadores e gestores envolvidos no processo</b>	Para garantir que todos os envolvidos no processo estejam devidamente capacitados	Até 10/2021	Equipe de Capacitação	Unidade em estudo	Por meio de planos de Capacitação	Horas dedicadas dos técnicos envolvidos na capacitação (a definir) Material didático envolvido (a definir)
<b>Fonte: Elaborado pelos autores (2021)</b>						

Quadro 1 – Plano de Ação para Redução dos Rejeitos no Tratamento

#### 4.5 Controlar

Devido a limitação do tempo para o monitoramento e a implantação do plano de ação proposto, a última etapa do ciclo DMAIC não pôde ser apresentada neste artigo. Entretanto, foram indicados alguns indicadores que estão relacionados com o plano de ação. Estes indicadores serão acompanhados quinzenalmente para verificar a evolução da aplicação do modelo proposto

pelo estudo e poderá ser fruto de pesquisas futuras. O painel de indicadores proposto é apresentado no quadro 2.

Um indicador é uma medida de execução e/ou medição de um processo e é um fator crítico de sucesso para uma organização. As empresas usam indicadores em vários níveis para avaliar o atingimento de suas metas. (Novika, 2019).

<b>KPI (Indicadores)</b>	<b>Forma de Cálculo</b>	<b>Meta</b>
Redução de <b>Rejeitos</b>	Quantidade de objetos rejeitados pela quantidade total de objetos postados	=ou< 8,5%
Assertividade Modelo de Regressão Logística	Quantidade de objetos previstos como “normais” que foram rejeitados em relação ao total de objetos indicados como “normais”	=ou< 2%
Horas de Treinamento	Público-Alvo selecionado para capacitação pela quantidade de técnicos treinados	100%
Encaminhamento no Prazo	Quantidade de objetos tratados na unidade de tratamento e encaminhados no prazo pela quantidade de objetos tratados na unidade	99%

Fonte: Elaborado pelos autores (2021)

Quadro 2 – Indicadores Processo

## 5. CONCLUSÃO

Este artigo propôs uma metodologia de melhoria baseada na abordagem DMAIC de melhoria contínua, o qual permite, de forma consistente e simples, medir a eficácia do processo analisado. Com as devidas adaptações, o método proposto pode constituir num modelo de referência para a unidade analisada, uma vez que ele foi pioneiro no que diz respeito à aplicação de modelos de regressão logística.

Para alcançar o objetivo proposto nesse artigo, a aplicação da metodologia DMAIC se limitou até a fase do planejamento de melhorias, sem apresentar um relato da execução das ações corretivas e do monitoramento dos indicadores propostos. Nesse sentido, foi apresentado o plano de ação na etapa “Melhorar” (*Improve*) e o painel de indicadores na etapa “Controlar”.

Notou-se por meio dos levantamentos realizados uma quantidade elevada de objetos que não foram tratados de forma automatizada em decorrência de uma série de problemas operacionais. Isso ficou evidenciado após a aplicação do DMAIC e algumas ferramentas da qualidade. Observou-se no período pesquisado vários pontos em que é possível a adoção de melhorias e diante disso a metodologia DMAIC, juntamente com a aplicação de um modelo de regressão logística, se desponta como solução para a mitigação dos problemas identificados. É sugerido para futuros estudos, verificar a assertividade do modelo escolhido e sugerido no plano de ação proposto na etapa etapa “Melhorar” (*Improve*).

## REFERÊNCIAS

- Antony, J., Kumar, M., Madu, C. N. (2005). Six sigma in small- and medium- sized UK manufacturing enterprises: Some empirical observations. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 22(8), 860–874. Recuperado de <https://doi.org/10.1108/02656710510617265>
- Arango, H. G. (2001). *Bioestatística: Teórica e Computacional*. (Guanabara Koogan, Org.). Rio de Janeiro.
- Carpinetti, L. C. R. (2012). *Gestão da qualidade: conceitos e técnicas*. (Atlas, Org.) (2º ed). São Paulo.
- De Mast, J., & Lokkerbol, J. (2012). An analysis of the Six Sigma DMAIC method from the perspective of problem solving. *International Journal of Production Economics*, 139(2), 604–614. doi:10.1016/j.ijpe.2012.05.035
- Duen-Yian Ye, ching-Hsue Cheng, M.-L. C. (2007). A modified two-tuple FLC model for evaluating the

- performance of SCM: By the Six Sigma DMAIC process. *Applied Soft Computing Journal*, 7(3), 1027–1034. Recuperado de <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2006.06.008>
- Eldin, S., Hamza, A. (2008). Design process improvement through the DMAIC Six Sigma approach: a case study from the Middle East. *International Journal of Six Sigma and Competitive Advantage*, 4(1), 35–47. Recuperado de <https://doi.org/10.1504/IJSSCA.2008.018419>
- Fonseca, J. J. . (2002). *Metodologia da pesquisa científica*. Fortaleza: UECE.
- Ge Wang, Samuel H. Huang, J. P. D. (2004). Product-driven supply chain selection using integrated multi-criteria decision-making methodology. *International Journal of Production Economics*, 91(1), 1–15. Recuperado de [https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(03\)00221-4](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(03)00221-4)
- Gil, A. C. (1991). *Métodos e técnicas de pesquisa social*. (Atlas, Org.). São Paulo.
- Hair JR., J.F.; William, B.; Babin, B.; Anderson, R.E. *Análise multivariada de dados*. 6.ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.
- Jugulum, R.; Samuel, P. (2010). *Design for Lean Six Sigma: A Holistic Approach to Design and Innovation*. (John Wiley). New Jersey.
- Klein, A. Z. (2015). *Metodologia de pesquisa em administração: uma abordagem prática*. (Atlas, Org.). São Paulo.
- Kwak, Y. H., & Anbari, F. T. (2004). Success factors in managing Six Sigma projects. *Proceedings of PMI Research*, 1–14. Recuperado de <http://en.scientificcommons.org/43460666>
- McQuaid, P., & Banerjee, R. (2015). Establishing long-lasting relationships between industry and academia. *CEUR Workshop Proceedings*, 1368, 75–79.
- Meira, R. C. (2003). *As ferramentas para a melhoria da qualidade*. (SEBRAE, Org.) (2º ed). Porto Alegre.
- Qureshi, M. I., Janjua, S. Y., Zaman, K., Lodhi, M. S., & Tariq, Y. Bin. (2014). Internationalization of higher education institutions: Implementation of DMAIC cycle. *Scientometrics*, 98(3), 2295–2310. doi:10.1007/s11192-013-1163-9
- Thiollent, M. (2002). *Metodologia da Pesquisa-Ação*. (Cortez, Org.). São Paulo.
- Werkema, C. (2013). *Métodos PDCA e DMAIC e Suas Ferramentas Analíticas*. (Elsevier, Org.) (1º ed). Rio de Janeiro.
- Xu, S. X., Cheng, M., & Huang, G. Q. (2015). Efficient intermodal transportation auctions for B2B e-commerce logistics with transaction costs. *Transportation Research Part B: Methodological*, 80(2015), 322–337. doi:10.1016/j.trb.2015.07.022
- Zanella, L. C. H. (2009). *Metodologia de estudo e pesquisa em administração*. (UFSC, Org.). Florianópolis.