

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E TRANSPORTES**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO DE GRADUAÇÃO

**IDENTIFICAÇÃO DE ETAPAS CRÍTICAS DO PROCESSO PRODUTIVO PARA
REDUÇÃO DE FALHAS EM UMA EMPRESA AEROESPACIAL**

EDUARDO CARLOS SAATH

Orientador: Carla Schwengber ten Caten

**PORTO ALEGRE- RS
01 DE SETEMBRO DE 2023**

RESUMO

Foi realizada uma pesquisa com o objetivo de identificar e reduzir falhas no processo produtivo de uma empresa aeroespacial. Utilizando análise de regressão logística, três projetos compartilhados foram analisados, revelando altas probabilidades de falha nos projetos A e F (90% e 60%), comparando com o projeto C, com probabilidade em torno de 40%. Baseando-se na identificação das etapas críticas do processo, algumas abrangente sugestões de melhoria foram elaborados. Duas estratégias centrais se destacaram: implementação de ações preventivas e treinamento especializado. Para as ações preventivas, medidas personalizadas foram desenvolvidas a partir das falhas identificadas. A validação de um detalhado mapeamento do processo produtivo, em conjunto com a equipe da área produtiva, permitirá monitoramento em tempo real das etapas, especialmente nas críticas identificadas anteriormente. A análise meticulosa destas etapas guiará a implementação de melhorias, fortalecendo a colaboração interdisciplinar para garantir a eficácia das ações. Complementarmente, sessões de treinamento focadas serão organizadas para aprimorar as habilidades dos técnicos. Conteúdos customizados serão ministrados nas áreas onde falhas foram detectadas, reduzindo a probabilidade de erros e elevando a qualidade do trabalho. Uma plataforma de ensino eletrônico facilitará o envolvimento de técnicos e especialistas, promovendo a disseminação eficiente de conhecimentos e práticas aprimoradas. Por meio da implementação dessas estratégias, a empresa visa significativamente reduzir as ocorrências de falhas no processo produtivo. A análise constante e o monitoramento contínuo assegurarão a eficácia das medidas corretivas e a contínua melhoria, solidificando a eficiência, aprimorando a qualidade e promovendo a satisfação do cliente.

Palavras-Chaves: Falhas em processo, Qualidade, Regressão Logística.

1. Introdução

A competição global tem compelido as empresas a procurar níveis mais altos de eficiência em seus processos para alcançar altos padrões de qualidade em seus produtos e serviços. O desenvolvimento da empresa depende dos objetivos traçados pelos gestores (REZENDE, 2022). Para isso, Porter (1999) lembra que a expansão dos negócios pode ser dividida em duas partes: a primeira é o desempenho dos concorrentes do setor; a segunda refere-se ao desempenho da organização no campo fato que dependerá da estratégia utilizada para atingir os objetivos definidos. A qualidade é, portanto, essencial para que uma organização se retenha competitiva no mercado (MARINHO, 2020).

No âmbito do controle da qualidade em processos industriais, uma das principais formas de redução dos custos na produção, é por meio do aprimoramento do sistema de controle de processos, parte essencial do sistema geral de negócios, contribuindo para o avanço da qualidade e da confiabilidade, por meio da monitoração e controle, com o emprego de ferramentas e técnicas estatísticas (CATEN, 2004). Neste contexto, é ainda mais crucial, no setor aeroespacial, em que é fundamental seguir rigorosamente as normas e regulamentos técnicos para garantir a qualidade dos produtos, e em que o controle de qualidade envolve a verificação de todas as etapas do processo de produção, desde a concepção até a entrega do produto, para garantir que ele atenda aos padrões de desempenho, segurança e regulamentos técnicos (Doe, J. 2022).

A AEL Sistemas é uma empresa brasileira de tecnologia que atua no mercado de defesa e segurança, fornecendo soluções integradas para sistemas de armas, inteligência, comunicações e tecnologia da informação. A empresa é uma das principais fornecedoras de equipamentos aeroespaciais e serviços para as Forças Armadas Brasileiras, incluindo o Exército, a Marinha e a Força Aérea (AEL, 2023). A empresa possui uma produção por demanda, é um modelo de produção em que os produtos são fabricados somente quando há uma demanda específica do mercado. Em vez de produzir grandes quantidades de produtos e depois tentar vendê-los, as empresas que utilizam esse modelo produzem apenas o que é necessário para atender a demanda do momento (Moreira, 2011). Isso pode ser vantajoso, pois reduz os custos de armazenamento e evita o risco de ter excesso de estoque. Além disso, a produção por demanda pode ajudar a garantir a satisfação do cliente, uma vez que os produtos são fabricados sob medida para as necessidades dos clientes.

No entanto, a produção na AEL sistemas também apresenta alguns desafios, como a necessidade de gerenciamento cuidadoso da cadeia de suprimentos para garantir que os materiais estejam disponíveis e de acordo com as especificações aeroespaciais necessárias para a fabricação. Por ser um produto sensível e de alto teor crítico de qualidade, a produção apresenta muitos desafios para o setor da qualidade da empresa, uma vez que pode ser mais complexo manter a consistência e a uniformidade na qualidade dos produtos. Para isso, é importante implementar processos de controle de qualidade robustos que possam detectar e corrigir problemas de qualidade antes que eles afetem os produtos finais.

É importante destacar que a fabricação de peças aeroespaciais requer um alto nível de precisão e controle dimensional, já que a menor imprecisão pode comprometer a segurança e o desempenho do produto. Por isso, a indústria aeroespacial utiliza tecnologias avançadas de medição, como máquinas de medição por coordenadas (CMMs) e tomógrafos, para garantir que as peças estejam dentro das tolerâncias especificadas no projeto (ANAC, 2009). Além disso, a rastreabilidade é uma preocupação constante na fabricação de peças aeroespaciais, sendo necessário que cada peça possa ser rastreada desde a sua matéria-prima até o produto final, para garantir a conformidade com os requisitos regulatórios e de qualidade. Por isso, é fundamental que a AEL sistemas adote processos rigorosos de controle de qualidade e utilização de tecnologias avançadas, como simulações computacionais, análises estruturais e testes em condições extremas para garantir que as peças estejam em conformidade com os requisitos de segurança e desempenho. Além disso, a gestão da qualidade deve ser integrada em toda a cadeia produtiva, desde a concepção do projeto até a entrega final do produto, envolvendo não apenas a equipe de produção, mas também os fornecedores e parceiros envolvidos no processo. (ANAC, 2009).

Com o objetivo de atender as necessidades de um produto de alta qualidade aeroespacial, podem-se inserir análises estatísticas como importantes ferramentas de controle do cenário e, principalmente, na tomada de decisão. O método estatístico tem o objetivo de coletar, analisar e interpretar variáveis quantitativas contínuas de uma amostra e analisar o comportamento conjunto de duas ou mais variáveis aleatórias (MONTGOMERY, 2012). Dessa forma dentre as diversas ferramentas estatísticas disponíveis na literatura a regressão linear múltipla é uma técnica estatística utilizada para modelar a relação entre uma variável dependente e uma ou mais variáveis independentes. É chamada de múltipla porque permite a consideração de múltiplas variáveis independentes ao mesmo tempo (FIGUEIREDO, 2018).

As informações utilizadas nesta pesquisa foram coletados de um banco de dados da empresa que registra todas as falhas do processo de fabricação de um produto, em uma ferramenta conhecida internamente na empresa como Failure Report Analysis Corrective Action System (FRACAS). É possível utilizar os dados do FRACAS para realizar uma análise de regressão linear múltipla a fim de identificar as variáveis independentes que mais influenciam na variável dependente ocorrência de falhas, no processo de fabricação do produto. Alguns dos desafios que podem ser considerados na análise incluem: 1) Identificação das etapas do processo mais relacionadas à ocorrência de falhas: Realizar uma análise do processo, identificando todas as etapas envolvidas no fluxo de produção; Coletar dados sobre o histórico de falhas em cada uma dessas etapas; Analisar as informações coletadas para identificar quais etapas do processo estão mais fortemente relacionadas à ocorrência de falhas; Realizar uma investigação detalhada para entender as causas dessas falhas em cada etapa do processo identificada.

2) Identificação de projetos com maior frequência de falhas: Realizar uma análise dos projetos desenvolvidos pela empresa, identificando suas características e particularidades; Coletar dados sobre o histórico de falhas em cada um desses projetos; Comparar os dados coletados para identificar se há

projetos específicos que apresentam uma maior frequência de falhas em comparação com outros projetos; Analisar as informações coletadas para entender as causas dessas falhas nos projetos identificados como os de maior frequência de ocorrência de falhas.

O objetivo desse trabalho é proporcionar para a empresa como identificar as falhas dos projetos, permitindo que a equipe tome medidas corretivas para minimizar a ocorrência de falhas futuras. Com isso, a pesquisa possui como objetivo específico aplicar técnicas de regressão linear múltipla, a fim de avaliar quais são as influências e variáveis de processo que poderão exercer impacto no resultado da qualidade do produto final fabricado.

2. Referencial Teórico

2.1 Contextualização de serviços aeroespaciais

Conforme Costa e Souza-Santos (2010), a criação da indústria aeroespacial no Brasil foi resultado de um planejamento cuidadoso e de longo prazo por parte do Ministério da Aeronáutica e da Força Aérea Brasileira. O investimento em instituições voltadas para a tecnologia aeronáutica, como o CTA (Centro Técnico Aeroespacial) e o ITA (Instituto Tecnológico da Aeronáutica), permitiu a formação de especialistas qualificados e a consolidação da estrutura tecnológica na área aeroespacial. A criação da Embraer foi, então, a concretização desse projeto e o resultado da evolução da tecnologia aeroespacial no país.

A indústria aeroespacial é composta por empresas que produzem aeronaves, satélites, veículos espaciais e outros equipamentos relacionados à aviação e exploração espacial. Os serviços aeroespaciais incluem a manutenção, reparo e atualização desses equipamentos, bem como a fornecimento de suporte técnico e treinamento aos clientes. O setor aeroespacial é uma indústria global altamente tecnológica e regulamentada, que requer investimentos significativos em pesquisa e desenvolvimento. A indústria atua em vários segmentos, incluindo aviação comercial, defesa, satélites e transporte espacial (EMBRAER, 2023).

A manutenção dos veículos espaciais é importante para garantir sua integridade estrutural e segurança operacional, bem como para prolongar sua vida útil. Isso inclui a inspeção regular, a reparação de danos e a substituição de peças desgastadas. Em geral, a manutenção de serviços aeroespaciais é uma área altamente técnica que requer profissionais habilidosos e treinados para garantir a segurança e a eficiência dos sistemas aeroespaciais (BOARIN, 2020).

2.2 Dimensão da qualidade dos produtos aeroespaciais

Segundo a associação das indústrias aeroespaciais do Brasil (2023), a dimensão da qualidade dos produtos aeroespaciais é um aspecto crítico. Assim Li e Li (2017), a segurança e a confiabilidade dos produtos aeroespaciais são altamente priorizadas e exigidas pelos clientes e pelos regulamentos industriais. Com isso, a qualidade dos produtos aeroespaciais é avaliada por meio de uma série de critérios, incluindo conformidade com regulamentos e padrões industriais, desempenho, confiabilidade, segurança e durabilidade.

A indústria aeroespacial também segue regulamentos e padrões internacionais, como o Sistema de Qualidade de Produtos Aeroespaciais (AS9100) e o Sistema de Gestão da Segurança Operacional (SMS), para garantir a qualidade e a segurança de seus produtos e serviços. Portanto, a dimensão da qualidade dos produtos aeroespaciais é fundamental para a indústria aeroespacial e é considerada um fator crítico para garantir a segurança, a eficiência e a satisfação dos clientes (ANAC, 2023).

2.3 Métodos estatísticos aplicados a indústria aeroespacial

Um dos métodos estatísticos mais utilizados na indústria aeroespacial é a análise de regressão, que permite identificar relações entre variáveis e prever o comportamento do processo em diferentes condições (TSAI et al., 2003). Além disso, a análise de variância (ANOVA) é outra técnica estatística importante na avaliação da qualidade em processos de produção, permitindo a identificação de fontes de variação e a quantificação de sua contribuição para avariação total do processo (MONTGOMERY, 2012).

Outro método estatístico relevante na indústria aeroespacial é o controle estatístico de processo (CEP), que consiste em monitorar o processo de produção por meio de gráficos de controle, com o objetivo de detectar desvios e falhas no processo e tomar ações corretivas (MONTGOMERY, 2012). Além disso, a aplicação de métodos multivariados, como análise de componentes principais (PCA) e análise discriminante, permite a identificação de padrões em grandes conjuntos de dados, contribuindo para a identificação de problemas e para a melhoria do processo (KOPRINCEVICH et al., 2003).

Outra área em que os métodos estatísticos têm sido amplamente aplicados na indústria aeroespacial é a análise de confiabilidade, que permite a avaliação da probabilidade de falhas em componentes e sistemas aeronáuticos (CHIEN, 2007). Nesse contexto, a análise de sobrevivência é uma técnica importante para a modelagem da vida útil de componentes, considerando a influência de variáveis como a carga de trabalho e as condições ambientais (GALLO, 2018). A utilização adequada dessas técnicas pode contribuir para a redução de custos e para o aumento da segurança e confiabilidade dos produtos aeroespaciais.

2.3.1 Modelagens por regressão

A análise de regressão estatística desempenha um papel fundamental em várias áreas da ciência, engenharia e pesquisa de dados em geral. Essa ferramenta permite estudar e modelar a relação entre variáveis, fornecendo informações valiosas para compreender fenômenos complexos e realizar previsões (KUTNER, 2005). A regressão estatística abrange uma variedade de técnicas, todas com um objetivo em comum: explorar a relação entre uma variável dependente (a variável a ser explicada ou prevista) e uma ou mais variáveis independentes (as variáveis utilizadas para explicar a variável dependente). Essas relações podem ser lineares ou não lineares, e a análise de regressão estatística busca encontrar o melhor ajuste para os dados observados (MESS, 2022).

A forma mais simples de regressão é a regressão linear simples, que pressupõe uma relação linear entre as variáveis dependentes e independentes. No entanto, em muitos casos, a relação entre as variáveis é mais complexa, exigindo o uso da regressão linear múltipla, que permite incluir múltiplas variáveis independentes no modelo. Isso possibilita uma análise mais abrangente e precisa da relação entre as variáveis.

Por outro lado, a regressão logística é uma técnica especializada aplicada quando a variável dependente é binária, ou seja, possui apenas dois valores possíveis, como "sim" ou "não", "positivo" ou "negativo". Esse método é adequado para problemas de classificação nos quais se deseja prever a probabilidade de ocorrência de um evento (GONZALES, 2018). Na regressão logística, o modelo estima a probabilidade de sucesso do evento de interesse com base nas variáveis independentes. Através da função logística, a variável dependente é transformada em uma escala entre 0 e 1, representando a probabilidade de ocorrência do evento. Os coeficientes do modelo indicam o impacto das variáveis independentes na probabilidade de sucesso.

Portanto, as regressões estatísticas são ferramentas essenciais para explorar e compreender as relações entre variáveis. Elas permitem modelar e prever o comportamento da variável dependente com base nas variáveis independentes. Nesta pesquisa daremos ênfase à regressão logística, que é especialmente útil para problemas de classificação com variáveis binárias. Ao utilizar essa técnica, poderemos obter informações valiosas sobre a probabilidade de ocorrência de um evento de interesse.

2.3.2 Técnica regressão logística

A regressão logística é uma técnica estatística amplamente utilizada no campo do aprendizado de máquina para prever valores de uma variável categórica com base em variáveis independentes contínuas e/ou binárias. Essa técnica é aplicada em problemas de classificação, nos quais o objetivo é determinar a pertinência de uma instância a uma das várias categorias possíveis (GONZALES, 2018).

Quando se trata da detecção de falhas em setores críticos, como empresas de defesa, a regressão logística desempenha um papel importante. Ela permite modelar a relação entre variáveis independentes relevantes, como condições ambientais, manutenção preventiva, tempo de operação e outros fatores, e a ocorrência de falhas em sistemas e equipamentos utilizados nesse setor. Nesse caso, a regressão logística modela a probabilidade de pertencer a uma categoria específica, utilizando a função logística, para transformar uma combinação linear das variáveis independentes em uma probabilidade entre 0 e 1.

Existem diversos métodos para aplicar a regressão logística na detecção de falhas em empresas de defesa. Um dos métodos mais comuns é o uso de dados históricos e informações coletadas sobre falhas anteriores. Esses dados são utilizados para treinar um modelo de regressão logística, que aprende a relação entre as variáveis independentes e a ocorrência de falhas.

Segundo Mess (2022), é importante selecionar cuidadosamente as variáveis independentes mais relevantes. Isso pode envolver a análise exploratória dos dados e a consideração de conhecimentos prévios sobre o setor de defesa. As variáveis independentes podem incluir características do sistema ou equipamento, condições ambientais, dados de manutenção e outras informações relevantes.

Após validar o modelo, ele pode ser usado para prever a probabilidade de ocorrência de falhas em novos dados. Por exemplo, com base nas condições atuais de operação e nas informações disponíveis, o modelo pode estimar a probabilidade de uma falha ocorrer em um determinado sistema ou equipamento. Essa capacidade preditiva é valiosa para uma empresa de defesa, pois permite a tomada de medidas preventivas ou corretivas antes que problemas mais graves ocorram.

Além do método tradicional de regressão logística, também é possível utilizar a regressão logística multinomial, que é utilizada quando a variável de resposta possui três ou mais categorias possíveis. Nesse caso, o modelo de regressão logística é estendido para modelar a probabilidade de pertencer a cada uma das categorias

Portanto, a regressão logística é uma técnica estatística poderosa para a detecção de falhas em empresas de defesa. Essa capacidade preditiva permite tomar medidas preventivas ou corretivas antes que problemas mais graves ocorram.

2.3.3 Aplicação da técnica regressão logística na literatura

Ao comparar os resultados de pesquisas em diferentes áreas, destacam-se dois estudos relevantes. O primeiro, conduzido por Silveira (2021), aplicou regressão logística para prever o risco de doenças cardiovasculares na área da saúde. Os dados foram coletados de 500 pacientes e incluíram informações demográficas, histórico médico e variáveis como idade, sexo, índice de massa corporal (IMC), pressão arterial e histórico familiar de doenças cardíacas. A análise revelou que idade, IMC e pressão arterial sistólica foram os fatores de risco mais significativos. O modelo de regressão logística desenvolvido alcançou uma acurácia de 82% na previsão do risco individual de doenças cardiovasculares. Esses resultados podem ser aplicados para a identificação precoce de pacientes com alto risco e direcionamento de intervenções preventivas adequadas.

Em outro estudo conduzido por Silva Júnior (2021), na área das ciências exatas, a regressão logística foi utilizada para prever o churn em uma empresa de telecomunicações. Os dados coletados incluíram informações dos clientes, como tempo de contrato, tipo de plano, número de reclamações e satisfação do cliente. A variável dependente foi definida como a ocorrência de churn (0 para clientes que permaneceram e 1 para clientes que cancelaram o serviço). A análise revelou que o tempo de contrato, a satisfação do cliente e o número de reclamações foram os fatores mais significativos. O modelo de regressão logística obtido apresentou uma acurácia de 75% na previsão do churn dos clientes. Esses resultados podem auxiliar na identificação de clientes com maior probabilidade de cancelamento, direcionando estratégias de retenção e contribuindo para a redução da taxa de churn e aumento da satisfação dos clientes.

Esses estudos demonstram a aplicabilidade da regressão logística em diferentes campos. Em nossa pesquisa, a utilização da regressão logística pode proporcionar uma análise robusta dos fatores relevantes da empresa e sua influência no contexto específico, permitindo uma melhor compreensão e previsão de variáveis-chave. Além disso, a aplicação dessa técnica nos dados coletados pode fornecer insights valiosos para a tomada de decisões e o desenvolvimento de estratégias adequadas para a empresa e em nossa área de estudo.

3. Procedimento Metodológico

3.1 Descrição do cenário

O estudo de caso foi realizado na AEL sistemas, é uma empresa do grupo Elbit Systems, que é uma organização multinacional de defesa israelense. A Elbit Systems é conhecida por sua expertise em tecnologia e defesa e possui uma cultura forte de qualidade e excelência. A AEL Sistemas, como parte do grupo Elbit, adota os mesmos valores e cuidados com a qualidade que a empresa mãe. Sendo assim, assumindo um compromisso com a excelência em todas as suas operações, desde o design até a fabricação e o suporte ao cliente. É uma companhia brasileira que atua no setor de tecnologia e defesa, desenvolvendo e produzindo sistemas eletrônicos para as áreas de defesa, segurança e espaço. Fundada em 1983, se tornou uma referência em tecnologia no Brasil e no mundo, oferecendo soluções inovadoras e de alta qualidade para seus clientes (AEL. 2023).

Inovação é uma das principais características da AEL Sistemas, que é reconhecida pela sua capacidade de inovar e desenvolver soluções tecnológicas avançadas para as áreas em que atua. Com um forte investimento em pesquisa e desenvolvimento, tem sido capaz de desenvolver tecnologias de ponta, que a tornam uma referência no mercado. Possui um compromisso com a excelência em todas as suas operações e adota rigorosos padrões de qualidade em todos os seus produtos e serviços, além de utilizar tecnologias avançadas e processos de controle de qualidade para garantir a qualidade dos seus produtos. Com isso, tem uma abordagem centrada no cliente, buscando entender suas necessidades e expectativas a fim de oferecer soluções personalizadas e eficazes.

Este estudo de caso foi conduzido na empresa AEL Sistemas, utilizando o banco de dados FRACAS para coletar informações sobre as falhas identificadas pelos operadores e técnicos da empresa. Com o objetivo principal da pesquisa de identificar as etapas críticas do processo produtivo com o objetivo de minimizar as falhas de produção. Uma vez que os resultados são obtidos, é preciso levá-los à equipe de engenharia de qualidade da empresa para identificar quais projetos, produtos e etapas estão mais expostos a tendências de falhas. Com isso, a gerência poderá tomar decisões mais assertivas para evitar essas falhas.

Para implementar a análise de falhas como uma rotina na empresa, é preciso identificar os pontos fracos que foram identificados. O foco deve ser em medidas preventivas e corretivas, priorizando, em primeiro momento, as medidas preventivas. Isso pode incluir mudanças nos processos de produção, escolha de fornecedores mais confiáveis ou treinamento dos funcionários para melhorar suas habilidades. Ao realizar análises regulares de falhas e implementar medidas preventivas e corretivas, a empresa pode melhorar a qualidade de seus produtos ou serviços, reduzir custos e proteger sua reputação. Além disso, a identificação e resolução de falhas podem contribuir para um ambiente de trabalho mais seguro e saudável.

É importante destacar que a análise e identificação de falhas de processo são práticas fundamentais para empresas de todos os segmentos, pois permitem melhorar a qualidade dos produtos ou serviços oferecidos, aumentar a eficiência e produtividade e reduzir custos. Ao identificar as falhas, é possível desenvolver ações preventivas para evitar que elas ocorram novamente, gerando economia de tempo e recursos.

3.2 Classificação da pesquisa

A pesquisa realizada na AEL Sistemas tem natureza aplicada, com o objetivo de detectar falhas no processo produtivo da empresa, Segundo Gil (2010), a pesquisa aplicada é um tipo de pesquisa que envolve a utilização prática de conhecimentos científicos, técnicos e tecnológicos para a solução de problemas que afetam diretamente o cotidiano das pessoas ou das organizações.

A abordagem escolhida é quantitativa, que utiliza-se métodos estatísticos para analisar dados numéricos e é frequentemente utilizada em pesquisas que buscam estabelecer relações de causa e efeito entre variáveis (GIL, 2010). O objetivo da pesquisa é descritivo, ou seja, busca-se descrever as características e fenômenos estudados de maneira objetiva. Esse tipo de pesquisa é frequentemente utilizado em estudos de mercado, em pesquisas de opinião pública e em levantamentos demográficos, por exemplo (MICHEL, 2015).

Além disso, utilizou-se uma análise detalhada e aprofundada de uma situação específica. Segundo Perovano (2014), esse procedimento permite uma compreensão mais completa e contextualizada do processo produtivo da empresa, contribuindo para a identificação e a correção de falhas, o que pode resultar em melhorias significativas no desempenho da empresa.

3.3 Etapas

Esta pesquisa foi realizada em cinco etapas, conforme Hyndman e Athanasopoulos (2018), sugerem para trabalhos de previsão de demanda: (i) definição do problema, (ii) coleta de dados, (iii) análise preliminar, (iv) escolher a forma do modelo, (v) aplicação da avaliação do modelo.

A etapa de (i) definição do problema tem por objetivo identificar e prevenir falhas em processos produtivos e é essencial para garantir a qualidade do produto final e manter a competitividade no mercado. De acordo com Yadav e Desai (2021), as falhas em processos podem gerar desperdícios, redução da produtividade, aumento de custos, insatisfação dos clientes, entre outros problemas que podem afetar diretamente a rentabilidade e a imagem da empresa.

No setor aeroespacial, como mencionado, os níveis de qualidade são elevados e as falhas podem representar riscos significativos, não apenas financeiros, mas também para a segurança dos usuários. Portanto, é fundamental que os gestores da empresa AEL sistemas, estejam atentos a qualquer tipo de falha ou não conformidade e atuem de forma preventiva, implementando medidas corretivas e preventivas que garantam a qualidade do produto final e a segurança dos usuários. Portanto, o problema de pesquisa foi definido para prever falhas no processo produtivo da empresa, com ênfase em saber especificamente o local desta falha, projeto, etapa e o técnico.

A etapa de (ii) coleta de dados tem por objetivo a coleta de amostras, para este estudo científico a coleta foi realizada em março de 2023, a partir de um sistema de qualidade da empresa. A coleta incluiu dados diários de falhas ocorridas durante todo o período de 1º de janeiro de 2020 a 31 de dezembro de 2022, totalizando 482 falhas identificadas no processo produtivo no setor de computadores da empresa. É importante destacar que levamos em conta dos três computadores mais produzidos pela empresa. As falhas coletadas referem-se a diferentes projetos, etapas de produção e técnicos. É importante destacar que a empresa produziu 174 produtos durante o período e que um mesmo relatório de falha pode conter múltiplos erros na produção.

Ao registrar uma falha no sistema da empresa, é necessário incluir informações detalhadas, como o projeto envolvido, o *serial number* do produto, o local onde a falha foi identificada, quem a identificou e a data em que ocorreu. Após o registro da falha, é validada as informações com a equipe de engenharia de qualidade da empresa para garantir a precisão e consistência dos dados registrados. Isso permite identificar se a falha é um caso único ou se há uma tendência maior em relação a um fornecedor ou tipo específico de produto ou processo.

A validação dos registros pode ajudar a identificar falhas que precisam de uma atenção maior, a fim de solucionar o problema e prevenir futuras ocorrências. Essa análise pode levar a mudanças nos processos de produção ou na escolha de fornecedores, com o objetivo de melhorar a qualidade dos produtos ou serviços e reduzir custos.

A etapa (iii) análise preliminar tem por objetivo antes de aplicar a análise de regressão analisar alguns possíveis ajustes, ou seja, foram verificados alguns pré-requisitos, como a normalidade da distribuição da variável dependente, a ausência de multicolinearidade entre as variáveis independentes, a independência dos resíduos, a normalidade dos resíduos e a homocedasticidade dos erros. Em seguida, o modelo foi testado para verificar se as variáveis independentes são capazes de prever a variável dependente. Isso foi feito por meio da análise de variância (ANOVA) e do coeficiente de determinação (R^2), que forneceram informações sobre a significância estatística do modelo e a proporção da variância da variável dependente explicada pelas variáveis independentes, respectivamente.

A análise dos resíduos quadrados foi importante para verificar se o modelo era adequado e se atendia aos pressupostos da análise de regressão. Também foi importante verificar a presença de outliers, que poderiam afetar a análise e a interpretação dos resultados. Ao identificar outliers, é necessário tomar uma decisão sobre como lidar com eles na análise. Essa decisão pode envolver a exclusão desses pontos da análise ou uma análise mais detalhada caso a caso, com base em critérios como a relevância e a consistência desses pontos em relação ao modelo de regressão e ao objetivo da análise. Em última análise, cabe ao autor decidir como lidar com os outliers identificados. No entanto, é importante lembrar que a exclusão de outliers pode afetar a interpretação dos resultados e, em alguns casos, pode ser questionável. Por isso, é fundamental realizar uma análise cuidadosa dos dados e dos resultados antes de tomar qualquer decisão sobre como lidar com os outliers.

Os coeficientes padronizados foram usados para identificar a relação entre as variáveis independentes e a variável dependente e para avaliar a intensidade dessa relação. Os coeficientes também foram usados para identificar as variáveis independentes que poderiam ser descartadas do modelo, com base na significância estatística. Por fim, a equação resultante da análise de regressão foi usada para descrever a relação entre as variáveis independentes e a variável dependente.

A etapa (iv) escolher a forma do modelo tem por objetivo a análise exploratória de dados é uma técnica amplamente utilizada em estudos estatísticos para identificar relações entre variáveis. Em particular, essa técnica pode ser aplicada para determinar as variáveis independentes que estão correlacionadas com a variável dependente. A análise exploratória pode ser realizada por meio de gráficos, tabelas e medidas de correlação. Nesta pesquisa, será apresentado um estudo de caso em que foi-se utilizado a análise exploratória de dados para identificar as variáveis independentes mais relevantes para a ocorrência de falhas em um processo de fabricação de um determinado produto.

Para realizar este estudo, utilizou-se o software MINITAB, que permite analisar estatisticamente grandes conjuntos de dados. Adotou-se um modelo de análise linear logística e organizaram-se as variáveis independentes de acordo com sua influência na ocorrência de falhas no processo de fabricação do produto. As variáveis independentes consideradas na análise foram as etapas do processo, projetos específicos e técnico responsável. Como visto na figura 1, essas variáveis foram escolhidas com base em informações relatada no FRACAS da empresa e por terem etapas em comum com outros projetos, equipamentos e processos. A variável dependente escolhida foi a ocorrência de falhas.

Figura 1 – Variáveis analisadas e validadas

VARIÁVEL DEPENDENTE	FALHA
VARIÁVEL INDEPENDENTE	ETAPA DO PROCESSO
VARIÁVEL INDEPENDENTE	PROJETO
VARIÁVEL INDEPENDENTE	TECNICO

Fonte: Elaborada pelo Autor (2023).

O tempo também foi descartado como variável nesta análise, pois a empresa trabalha por demanda, o que significa que o volume de produção varia de um mês para outro, tornando essa variável irrelevante. Além disso, a matéria-prima não foi considerada no modelo de pesquisa, uma vez que todos os produtos dos projetos vêm dos mesmos fornecedores.

Se o modelo for validado, serão analisados eventuais ajustes necessários para garantir sua confiabilidade. Se forem identificadas falhas no modelo, serão tomadas medidas para melhorar o processo e reduzir a ocorrência de falhas. Dessa forma, a análise exploratória de dados pode contribuir para aumentar a eficiência e a qualidade dos processos produtivos.

A etapa (v) aplicação da avaliação do modelo tem por objetivo a avaliação do modelo e é uma etapa essencial em qualquer estudo estatístico, pois permite verificar a eficácia do modelo na previsão ou explicação dos dados. No caso do nosso estudo de análise exploratória de dados, utilizamos um modelo de análise linear logística, tivemos que modelar todo o banco de dados da empresa para identificar as variáveis independentes mais relevantes para a ocorrência de falhas em um processo de fabricação de um produto. Após ser identificado as variáveis independentes relevantes, utilizou-se o modelo de regressão logística para avaliar a relação entre essas variáveis e a variável dependente (ocorrência de falhas no processo de fabricação do produto). Nessa etapa, foi importante verificar se o modelo apresentava um bom ajuste aos dados e se as variáveis independentes selecionadas eram realmente significativas para a ocorrência de falhas.

Para avaliar a eficácia do modelo, foi utilizado medidas estatísticas como o coeficiente de determinação (R^2), que indica a proporção da variação na variável dependente que pode ser explicada pelas variáveis independentes selecionadas. Além disso, utilizamos o teste de hipótese para verificar se as variáveis independentes selecionadas eram realmente significativas para a ocorrência de falhas. Com base na avaliação do modelo, verificamos que as variáveis independentes selecionadas apresentavam uma relação significativa de 62,63%, com a ocorrência de falhas no processo de fabricação do produto.

4. Resultados e Discussão

Ao realizar a modelagem, foi-se obtido um total de 711 linhas para a construção do modelo. O R^2 (coeficiente de determinação) do modelo é 62,61%, o que representa um percentual significativo. Como visto na Figura 2, esse valor indica que o modelo foi capaz de explicar uma parcela considerável da variação nos dados e pode ser utilizado para validar os resultados obtidos por meio da regressão logística. Isso significa que as informações consideradas no modelo têm uma influência significativa na ocorrência de falhas nos projetos analisados.

Figura 2: Coeficiente de determinação no MINITAB

Sumário do Modelo		
R2	R-quad (Aj.)	
Deviance	Deviance	AIC
62,61%	62,08%	364,30

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

A equação de regressão logística estima a probabilidade de um evento ocorrer. No caso deste estudo, o evento é uma falha. Como visto na figura 3, a variável "pre close" tem um efeito de magnitude de 0,469 na probabilidade estimada de falha. Isso significa que, ao aumentar em uma unidade a etapa "pre close", mantendo as outras variáveis constantes, espera-se um aumento de 0,469 na probabilidade estimada de ocorrência de falha. A constante 2,582 representa a probabilidade estimada inicial de um evento binário ocorrer quando as variáveis independentes não estão presentes ou têm valores nulos. Nesse caso, é estimado que ocorram cerca de 2,58 falhas a cada produto produzido, de acordo com nosso modelo.

Esses coeficientes nos fornecem uma ideia da influência das variáveis independentes na probabilidade estimada de falha. Ao considerar a etapa "pre close" e a constante, podemos avaliar a probabilidade de falha estimada com base nos valores das variáveis independentes.

Figura 3: Equação de Regressão da análise dos dados

Equação de Regressão

$$P(1) = \frac{\exp(Y')}{1 + \exp(Y')}$$

$$\begin{aligned} Y' = & 2,582 + 0,0 \text{ ETAPA_BURN IN} + 0,469 \text{ ETAPA_PRE CLOSE} - 3,996 \text{ ETAPA_QA INSPEC} \\ & + 0,0 \text{ PROJETO_PROJETO A} - 1,617 \text{ PROJETO_PROJETO C} - 0,369 \text{ PROJETO_PROJETO F} \\ & + 0,0 \text{ ETAPA*PROJETO_BURN IN PROJETO A} + 0,0 \text{ ETAPA*PROJETO_BURN IN PROJETO C} \\ & + 0,0 \text{ ETAPA*PROJETO_BURN IN PROJETO F} + 0,0 \text{ ETAPA*PROJETO_PRE CLOSE PROJETO A} \\ & - 2,698 \text{ ETAPA*PROJETO_PRE CLOSE PROJETO C} - 2,555 \text{ ETAPA*PROJETO_PRE CLOSE PROJETO F} \\ & + 0,0 \text{ ETAPA*PROJETO_QA INSPEC PROJETO A} + 1,981 \text{ ETAPA*PROJETO_QA INSPEC PROJETO C} \\ & + 0,040 \text{ ETAPA*PROJETO_QA INSPEC} \end{aligned}$$

Fonte: Elaborada pelo Autor (2023).

Em uma regressão logística, os coeficientes representam o efeito das variáveis independentes no logaritmo das chances de ocorrência de um evento. Como visto na figura 4, eles indicam a direção (positiva ou negativa) e a magnitude do impacto das variáveis no resultado da variável dependente, que é binária (por exemplo, sucesso ou falha).

Um coeficiente positivo significa que um aumento na variável preditora está associado a um aumento nas chances de ocorrência do evento. Por outro lado, um coeficiente negativo indica que um aumento na variável preditora está associado a uma diminuição nas chances de ocorrência do evento. Por exemplo Projeto C e Projeto F é negativo, isso significa que quanto maior a produção do projeto C ou Projeto F, menor a chance desses projetos apresentarem falhas.

A magnitude do coeficiente indica o tamanho do efeito da variável independente na variável dependente. Coeficientes maiores em valor absoluto indicam um efeito mais forte, enquanto coeficientes menores têm um impacto mais fraco.

O fator de inflação da variância (VIF) indica o grau de inflação da variância de um coeficiente devido à multicolinearidade. A presença de multicolinearidade em uma análise de regressão pode aumentar a variância dos coeficientes, tornando desafiador avaliar o impacto individual das variáveis predictoras na resposta. Quando todos os VIFs dos coeficientes são maiores que 5, isso indica alta multicolinearidade. Essa condição pode levar a coeficientes instáveis e imprecisos, dificultando a interpretação dos efeitos individuais das variáveis independentes.

Figura 4: Coeficientes da regressão.

Coeficientes

Termo	EP de		VIF
	Coef	Coef	
Constante	2,582	0,346	
ETAPA			
PRE CLOSE	0,469	0,519	5,12
QA INSPEC	-3,996	0,434	3,72
PROJETO			
PROJETO C	-1,617	0,454	4,13
PROJETO F	-0,369	0,527	4,80
ETAPA*PROJETO			
PRE CLOSE PROJETO C	-2,698	0,674	4,06
PRE CLOSE PROJETO F	-2,555	0,716	5,18
QA INSPEC PROJETO C	1,981	0,609	3,38
QA INSPEC PROJETO F	0,040	0,718	2,85

Fonte: Elaborada pelo autor.

A análise estatística realizada apresenta um modelo de regressão com um total de 5 graus de liberdade. Como visto na figura 5, esses graus de liberdade correspondem aos parâmetros independentes estimados no modelo. Além disso, há três termos incluídos na análise: "etapa" com 1 grau de liberdade, "projeto" com 2 graus de liberdade e "etapa*projeto" com 2 graus de liberdade. Esses termos representam as variáveis independentes consideradas no modelo.

O valor-p associado ao modelo de regressão é menor que 5%, o que indica uma evidência estatisticamente significativa de que as variáveis independentes têm um impacto significativo na variável dependente. Isso significa que há uma relação estatisticamente significativa entre as variáveis consideradas no modelo. Ao analisar os coeficientes de cada termo, observa-se que "etapa" e "projeto" têm um valor de menor que 5%, o que significa que eles contribuem de forma significativa para a variável dependente. No entanto, o termo "etapa*projeto" apresenta um coeficiente de 0,033, indicando que há uma associação significativa entre a interação dessas duas variáveis e a variável dependente.

Portanto, com base na análise estatística, pode-se concluir que o modelo de regressão apresenta uma relação estatisticamente significativa entre as variáveis independentes e a variável dependente. Embora as variáveis "etapa" e "projeto" não tenham um impacto significativo individualmente, a interação entre elas mostra uma associação significativa com a variável dependente.

Figura 5: Tabela da variância da regressão logística.

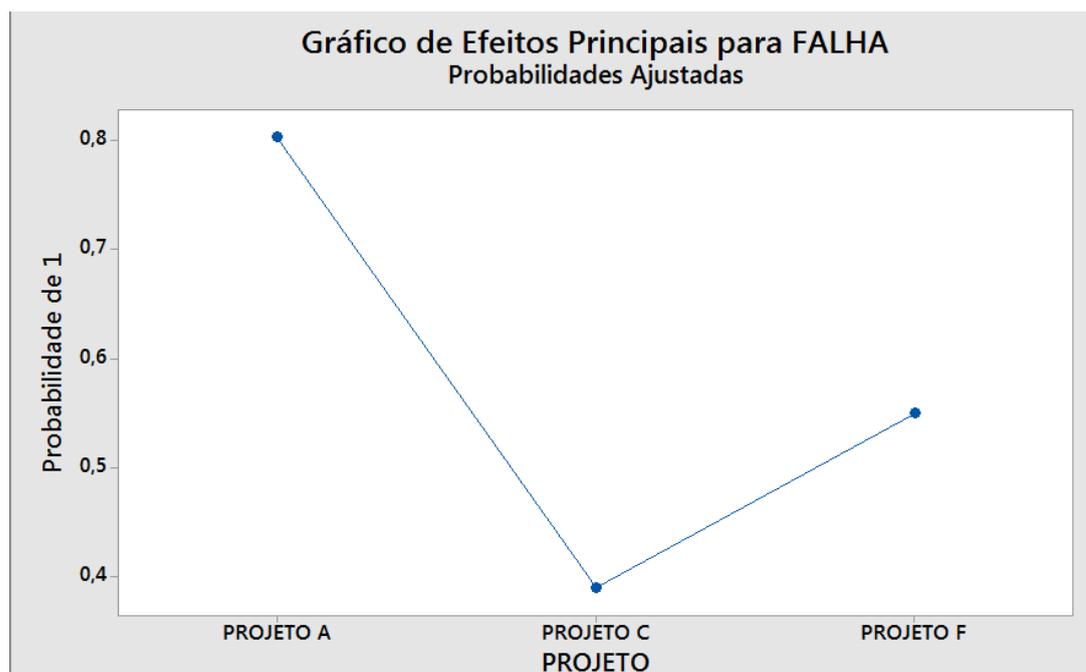
Tabela Deviance

Fonte	GL	Desv (Aj.)	Média (Aj.)	Qui-Quadrado	Valor-P
Regressão	5	589,841	117,968	589,84	0,000
ETAPA	1	243,214	243,214	243,21	0,000
PROJETO	2	42,877	21,438	42,88	0,000
ETAPA*PROJETO	2	6,807	3,403	6,81	0,033
Erro	705	352,295	0,500		
Total	710	942,136			

Fonte: Elaborada pelo autor.

Com base do banco de dados, calculamos as probabilidades de falha para cada projeto. Como visto na a figura 6, o projeto A possui uma probabilidade próxima de 80% de falha, enquanto o projeto C tem uma probabilidade de 38% e o projeto F apresenta uma probabilidade de 58% de falha. É importante destacar que os projetos A e F são mais complexos, com uma estrutura muito superior ao projeto C.

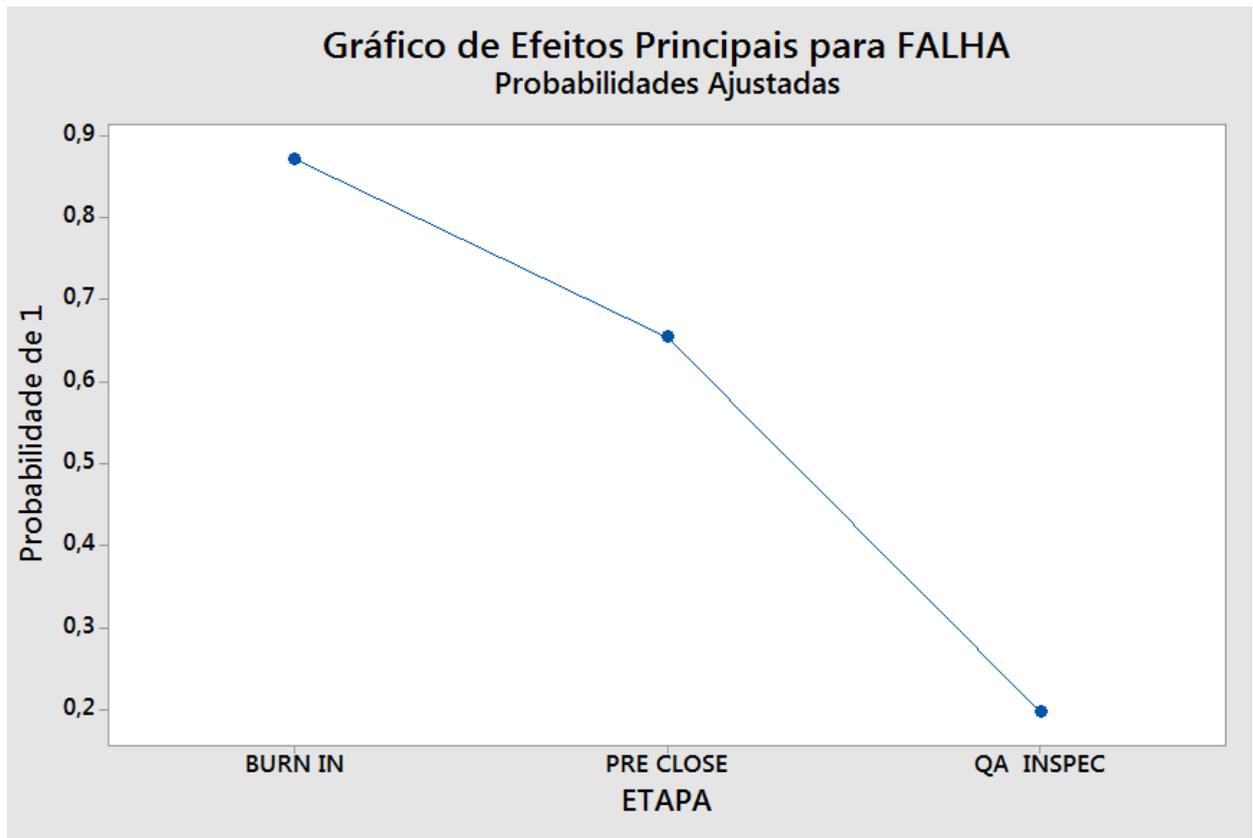
Figura 6: Probabilidade de falhas nos projetos



Fonte: Elaborada pelo Autor (2023).

No que diz respeito ao local das falhas, conforme figura 7, cerca de 89% das unidades falham durante o estágio de BURN IN, aproximadamente 65% das unidades falham na etapa de PRE CLOSE e próximo de 20% das unidades falham na Inspeção final. Essas informações indicam as probabilidades de falha para cada projeto e como essas falhas estão distribuídas nos estágios de Burn in, Pre close e Inspeção final.

Figura 7: Probabilidade de falhas nas etapas de produção.

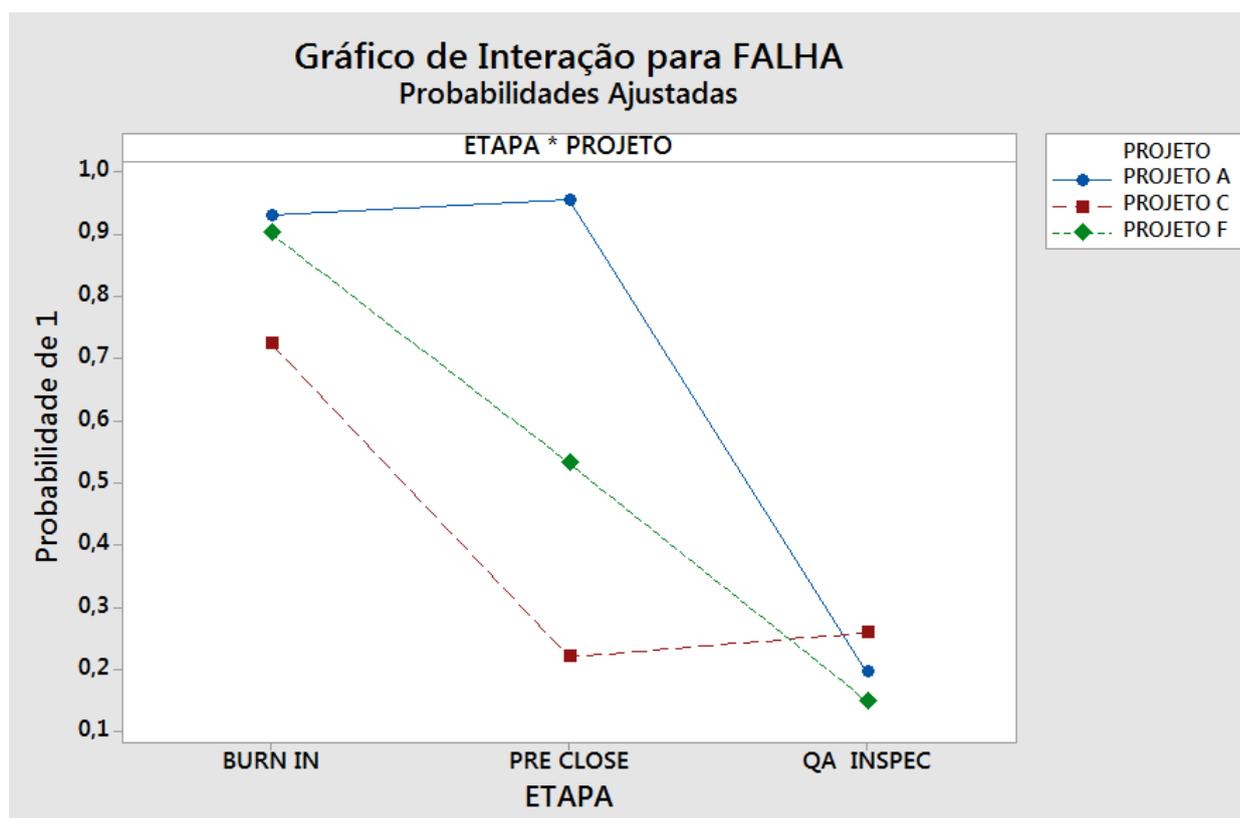


Fonte: Elaborada pelo Autor (2023).

Como visto na figura 8, houve interação entre o fator etapa e o fator projeto porque a incidência de falhas foi maior no BURN IN nos projetos C e F, mas ainda maior na etapa PRE CLOSE no projeto A. Também se pode concluir que a detecção de falhas em QA INSPEC é probabilisticamente similar independentemente do projeto. No entanto, a etapa PRE CLOSE tem uma probabilidade muito divergente de ocorrer falhas. Por exemplo, o projeto A ocorre próximo de 95% de falhas em PRE CLOSE, projeto C um pouco menos que 20% e projeto F 52%.

Em outras palavras, os projetos C e F tiveram mais falhas na etapa BURN IN, mas o projeto A teve ainda mais falhas na etapa PRE CLOSE. A etapa QA INSPEC teve um número semelhante de falhas em todos os projetos. No entanto, a etapa PRE CLOSE teve um número muito diferente de falhas em cada projeto. O projeto A teve quase 95% das suas falhas na etapa PRE CLOSE, enquanto o projeto C teve cerca de 20% e o projeto F teve cerca de 52%.

Figura 8: Probabilidade de falhas Etapa*Projeto



Fonte: Elaborada pelo Autor (2023).

4.1 SUGESTÕES DE MELHORIA.

Continuando com o desenvolvimento do estudo, foi elaborado algumas abrangentes sugestões de melhoria com o intuito de diminuir as ocorrências de falhas na empresa sob análise. Essas sugestões se desdobrarão em etapas estratégicas, cada uma contribuindo de forma significativa para a melhoria geral dos processos:

- 1) **Identificação das Etapas Críticas do Processo:** A partir da análise da regressão logística e dos resultados discutidos no capítulo 4, foram identificadas as etapas do processo com maior predisposição a falhas. Essa seleção embasada servirá como alicerce essencial para as etapas subsequentes do plano.

2) **Melhoras na Etapa BURN IN:** A etapa de Burn-in em um processo de vedação é de fundamental importância, pois permite identificar e mitigar possíveis defeitos e falhas que possam ocorrer em produtos após um período prolongado de uso. Reconhecer a necessidade de melhorias nessa etapa é crucial para garantir a confiabilidade e qualidade dos produtos finais. Através de avaliações regulares e feedback dos resultados obtidos, é possível identificar pontos de ineficiência e oportunidades de aprimoramento

Uma das inovações planejadas para otimizar a etapa de burn-in é a implementação de uma rede nos testadores utilizados durante esse processo. Isso trará benefícios significativos em termos de monitoramento em tempo real e coleta de dados abrangentes. A introdução de uma rede permitirá que os testadores comuniquem dados relevantes para um sistema centralizado, proporcionando uma visão mais completa do desempenho e do estado dos produtos durante o burn-in. Com essa visibilidade ampliada, os operadores podem identificar de forma precoce qualquer anomalia e tomar medidas corretivas imediatas.

Além das melhorias na etapa de burn-in em si, a consideração de uma equipe especializada de manutenção tem se mostrado uma estratégia vantajosa. Essa equipe estaria encarregada de manter os testadores, a rede e os sistemas associados em pleno funcionamento, garantindo uma operação contínua e eficiente. Ao investir em uma equipe dedicada à manutenção, a organização está assegurando a longevidade e confiabilidade das melhorias implementadas.

3) **Monitoramento do Projeto A:** O monitoramento de falhas e a análise proativa fornecem uma vantagem competitiva, permitindo que ajustes sejam feitos de maneira oportuna. Ao aproveitar a experiência bem-sucedida em outros projetos, a organização está demonstrando um entendimento sólido da importância do monitoramento no projeto A. Via sistema FRACAS, sendo uma ferramenta fundamental no gerenciamento de projetos complexos. Essa abordagem posiciona o Projeto A para alcançar resultados sólidos, cumprindo os objetivos de qualidade, prazo e custo, enquanto mantém a flexibilidade necessária para adaptações futuras

4) Implementação de melhorias para a etapa QA INSPEC:

Uma das estratégias inovadoras para elevar a qualidade na inspeção de controle de qualidade é a implementação de bloqueios no sistema ERP, LN. Esses bloqueios visam garantir que informações críticas, como rastreabilidade, documentação e detalhes de ferramentas e produtos utilizados, não sejam negligenciadas. Ao integrar esses bloqueios diretamente no sistema, a organização estabelece uma garantia de que os processos de inspeção seguem protocolos rigorosos, reduzindo a probabilidade de erros e falhas. A busca por uma melhoria sustentável na qualidade requer um compromisso total com a padronização do processo. Nesse sentido, a introdução de sistemas de premiação se destaca como uma abordagem eficaz para motivar e reconhecer os esforços individuais e coletivos na busca pela qualidade. Esses sistemas incentivam a excelência e demonstram que a organização valoriza o comprometimento com padrões elevados. Além disso, a padronização do processo garante que práticas eficazes sejam aplicadas de forma consistente em todas as etapas da inspeção.

5) Realização de Treinamentos Especializados (E-LEARNING): O formato E-LEARNING é uma solução moderna e flexível para o treinamento especializado. Permite que os participantes acessem o conteúdo de qualquer lugar e a qualquer momento, ajustando o aprendizado às suas próprias agendas. A iniciativa de treinamento E-LEARNING já está em andamento em algumas etapas, demonstrando expectativa de resultados promissores. A aplicação prática das habilidades aprendidas durante o treinamento está contribuindo para a otimização das etapas críticas e, por sua vez, para o aprimoramento dos resultados dos projetos. A implementação progressiva também permite a identificação de ajustes e melhorias ao longo do tempo, garantindo uma abordagem contínua e adaptável.

6) Ações Preventivas e Melhorias no Processo Produtivo: A implementação do mapeamento detalhado do processo produtivo, por meio do sistema já integrado à empresa, abrirá uma dimensão de monitoramento em tempo real das etapas envolvidas. Isso ganha ainda mais relevância ao focar nas etapas críticas previamente identificadas pela regressão logística no projeto. Nesse contexto, cada fase do processo passará por uma análise metódica, através das reuniões semanais de RCCA (Root Cause and Corrective Action), visando detectar possíveis gargalos, inconsistências ou áreas propensas a melhorias. Essa estratégia proporcionará uma avaliação contínua e imediata das falhas, gerando informações valiosas para a implementação de aprimoramentos.

A colaboração interdisciplinar entre as equipes se revelará como pilar fundamental na concepção de soluções ágeis e eficazes. Isso permitirá uma abordagem multifacetada para enfrentar os desafios identificados. À medida que a consolidação do mapeamento em tempo real ocorre, ganhamos a capacidade de agilmente introduzir melhorias. Essas iniciativas fortalecerão de maneira sustentável e eficiente a qualidade do processo produtivo.

7) Monitoramento Contínuo da Eficiência das Medidas Corretivas: Para garantir a eficácia das ações corretivas na mitigação de riscos de falhas, um sistema de monitoramento contínuo será implantado. Caso sejam identificadas medidas ineficazes, ajustes e melhorias serão prontamente realizados.

Ao seguir meticulosamente essas etapas, a empresa estará solidificando seu caminho para a redução das incidências de falhas no processo produtivo, resultando em um ambiente de trabalho mais eficiente, produtos de maior qualidade e, em última instância, uma maior satisfação dos clientes.

5. CONCLUSÃO

Este estudo de caso teve como objetivo identificar e mitigar as falhas no processo produtivo de uma empresa por meio de uma análise de regressão logística aplicada a três projetos com atividades compartilhadas. A análise revelou que tanto as etapas específicas de cada projeto quanto os próprios projetos desempenham um papel significativo nas falhas.

Os projetos A e F apresentaram uma probabilidade de falha próxima a 90% e 60%, respectivamente, enquanto o projeto C registrou uma probabilidade de falha em torno de 40%. Essas discrepâncias podem ser atribuídas a fatores como complexidade, maturidade, estrutura dos projetos e relacionamento com fornecedores. Apesar da similaridade entre os projetos A e F em termos de complexidade, tempo de produção e maturidade, ambos ainda apresentaram uma probabilidade significativa na diferença probabilística de ocorrer falha, de cerca de 30% durante a fase de produção. Isso destaca a necessidade de uma análise mais aprofundada para investigar as causas subjacentes das falhas recorrentes.

O projeto C, mesmo sendo menos complexo e com tempo de produção mais curto em comparação com os projetos A e F, ainda mostrou uma probabilidade considerável de falha, indicando a influência de outros fatores além da complexidade e do tempo. Além disso, a troca de técnicos no processo produtivo não demonstrou ser um fator significativo para as falhas, independentemente de os técnicos A e B trabalharem em projetos diferentes.

A distribuição das falhas revelou que a maioria ocorre durante a etapa de BURN IN, seguida pela etapa de PRE CLOSE e, por fim, a Inspeção final, ressaltando a importância de um controle de qualidade rigoroso nessas fases críticas. Em resumo, os projetos C e F apresentaram mais falhas na etapa BURN IN, enquanto o projeto A teve um maior número de falhas na etapa PRE CLOSE. A etapa de inspeção de qualidade (QA INSPEC) teve uma taxa semelhante de falhas em todos os projetos, porém a etapa PRE CLOSE mostrou variação significativa nas probabilidades de falhas entre os projetos, com o projeto A apresentando quase 95%, o projeto C cerca de 20% e o projeto F aproximadamente 52%.

Como resposta a essas descobertas, algumas sugestões de melhoria foram desenvolvidas, visando melhorar os processos produtivos e reduzir as falhas. Esse plano inclui melhorias na etapa BURN IN, monitoramento do Projeto A, Implementação de melhorias para a etapa QA INSPEC, realização de treinamentos especializado via E-Learning. Após aplicado esse plano de ação, será realizado o monitoramento contínuo da eficiência das medidas corretivas das ações realizadas.

REFERENCIAS:

AEL SISTEMAS, (AEL) 2023. Acesso: <https://ael.com.br/>

Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC), 2009. Sistema de Gerenciamento de Segurança Operacional para os Pequenos Provedores de Serviço de Aviação Civil (SGSO P-PSAC) N°106. Disponível em: <https://www.anac.gov.br/assuntos/legislacao/legislacao-1/boletim-de-pessoal/2009/27/sistema-de-gerenciamento-de-seguranca-operacional-para-os-pequenos-provedores-de-servico-de-aviacao-civil-2013-sgso-p-psac>. Acesso em: 14 de fevereiro de 2023.

ANDRADE, M. M. de. Introdução à metodologia do trabalho científico: elaboração de trabalhos na graduação. 9. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

ASSOCIAÇÃO DAS INDÚSTRIAS AEROESPACIAIS DO BRASIL. A indústria aeroespacial do Brasil. Disponível em <http://www.aiab.org.br>. Acesso em 13/02/2023.

BOARIN, Silvia, et al. 2020. "Certificação NBR 15100 para a indústria aeroespacial: um estudo de caso em uma empresa do setor químico."

CHIEN, B. A review of reliability and maintenance studies in the aerospace industry. Reliability Engineering & System Safety, v. 92, n. 7, p. 879-926, 2007.

CORRAR, L.J.; PAULO, E.; DIAS FILHO, J. M. Análise multivariada para os cursos de administração, ciências contábeis e economia. 1. ed. São Paulo: Atlas; 2012.

COSTA, Armando Dalla; SOUZA-SANTOS, Elson Rodrigo de. Embraer, história, desenvolvimento de tecnologia e a área de defesa. Revista Economia & Tecnologia, Curitiba, v. 6, n. 3, p.173-183, jul./set. 2010. Disponível em: Acesso em: 13 Fev. 2023.

Doe, J. (2022). Quality Control in Aerospace Industry: Challenges and Best Practices. International Journal of Aerospace and Defense Technology, 10(1), 55-62.

EMBRAER COMO EMPRESA ESTATAL (1969-1994). 2004. RELATÓRIO DE PESQUISA, N ° 10/2004/FGV-EAESP/GVPESQUISA. Acesso em: 13 de fevereiro de 2023. Disponível em:

https://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/bitstream/handle/10438/2981/P00276_1.pdf?seque

FIGUEIREDO, M.P.S. DE. Fatores que influenciam o Bem-estar da população brasileira-PNS,survey. 2018. 125 f. Dissertação (mestrado em Engenharia de Produção) -Programa de Pós-Graduação de Engenharia de Produção (PPGEP), Universidade Federal de Pernambuco, Recife. GIFÍ, A. NonlinearMultivariate Analysis, Wiley, Chichester, 1990.

FOGLIATTO, Flávio Sanson; DUARTE, José Luis Ribeiro. Confiabilidade e manutenção industrial. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.

GALLO, A. A refresher on regression analysis. Harvard Business Review, 2015.

GEHLEN, Rubens Zolar da Cunha; NONOHAY, Roberto Guedes de; AFFONSO, Ligia Maria Fonseca. Desenvolvimento de produtos. Porto Alegre: SAGAH, 2018.

GIL, A. C. Como elaborar projetos de pesquisa. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

Gonzalez, L. de A. (2018). Regressão Logística e suas Aplicações [Universidade Federal do Maranhão].

<https://monografias.ufma.br/jspui/bitstream/123456789/3572/1/LEANDROGONZALEZ.pdf>

HYNDMAN, R. J., & ATHANASOPOULOS, G. (2018). Forecasting: principles and practice. O Texts.

KAPLAN, E.; MEIER, P. Nonparametric estimation from incomplete observations. Journal of the American Statistical Association, v. 53, n. 282, p. 457-481, 1958.

KOPRINCEVICH, J.; SANTOS, F.; CAMPBELL, J. Multivariate analysis for process monitoring and diagnosis in aerospace applications. Journal of Aerospace Engineering,

KURILOVA-PALISAITIENE, J.; SUNDIN, E.; POKSINSKA, B. Remanufacturing challengesand possible lean improvements. Journal of Cleaner Production, v. 172, n., p. 3225-3236, 2018. Acessoem: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.11>.

KUTNER MH, NACHTSHEIM CJ, Neter J, Li W. Simple Linear Regression. In: Kutner MH, Nachtsheim CJ, Neter J, Li W. Applied linear statistical models. 5th ed. New York: McGraw-Hill; 2005. p. 1-87

Li, S., & Li, Z. (2017). Research on the Quality Management of Aerospace Products Based on TQM. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 271, 012110. doi: 10.1088/1757-899X/271/1/012110.

MARINHO, Wendel Rocha. Qualidade de produtos e serviços como diferencial competitivo para fidelização de clientes: estudo de caso em uma concessionária na cidade de Araguaína-TO. 2020. 14 f. TCC (Graduação) - Curso de Tecnologia em Logística, Universidade Federal do Tocantins, Araguaína, 2020.

MASSE, N. R. (2022). Scholarship at UWindsor (Issue August) [Universidade de Windsor]. <https://scholar.uwindsor.ca/cgi/viewcontent.cgi?article=1257&context=majorpapers>

MICHEL, P. Pesquisa quantitativa em ciências sociais e humanas: teoria e prática. São Paulo: Atlas, 2015.

MONTGOMERY, WILLIAN. Probabilidade e estatística na Engenharia. 4 ed. São Paulo: LTC, 2012. Revista Produção e Desenvolvimento, v.01, n.1, p.77-88, jan./abr., 2015 <http://revistas.cefet-rj.br/index.php/producaoedesenvolvimento>.

MOREIRA JUNIOR, F. de J., and TEN CATEN, C. S. Proposta de uma carta de controle estatístico de dados autocorrelacionados. XXIV Encontro Nacional de Engenharia de Produção. Florianópolis, SC, Brazil, 2004.

MOREIRA, Daniel Augusto. Administração da Produção e Operações. 2a ed. rev. e amp. São Paulo: Cengage Learning, 2011.

P DENIS ALCIDES REZENDE, Planejamento estratégico da tecnologia de informação alinhado ao planejamento estratégico de empresas, São Paulo, Brasil, 2022.

PEROVANO, J. A. M. Metodologia científica: métodos e técnicas da pesquisa e do trabalho acadêmico. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2014.

PORTER, M. E. A vantagem competitiva das nações em competição: Estratégias Competitivas Essenciais. 2. ed. São Paulo: Campus 1999.

SANTANA, Antônio Cordeiro de. Métodos quantitativos em economia: elementos e aplicações. Belém, Pa: UFRA, 2003.

SILVA JUNIOR, A. C. (2020). Classificação de Churn Utilizando um Modelo de Regressão Logística. Curitiba: UFPR, 2020.

SILVEIRA, MARIA BEATRIZ GALDINO DA. (2021). "Aplicação da Regressão Logística na Análise dos Fatores de Risco Associados à Hipertensão Arterial". Campina Grande- PB: UEPB, 2021.

YADAV, K. S., & DESAI, S. S. (2021). Failure mode and effect analysis (FMEA) to enhance quality in a manufacturing indSELL, I. Utilização da regressão linear como ferramenta de decisão na gestão de custos. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CUSTOS, 12, 2005. Florianópolis. [Anais...] Florianópolis: 2005.