



De 11 a 14 - NOVEMBRO DE 2024

**Inteligência Artificial
na Gestão de Operações:**
Limitações e possibilidades



INTEGRAÇÃO DE BIG DATA ANALYTICS E LEAN MANUFACTURING: AVANÇOS NA QUALIDADE E EFICIÊNCIA NO CONTEXTO DA INDÚSTRIA 4.0

FLAVIO LUIZ RODRIGUES – rodriguesl Luizflavio@gmail.com
FUNDAÇÃO EDUCACIONAL INACIANA “PE. SABÓIA DE MEDEIROS” – FEI

ANA PAULA LOPES MARINHO – anapaulamarinho@gmail.com
FUNDAÇÃO EDUCACIONAL INACIANA “PE. SABÓIA DE MEDEIROS” – FEI

GERALDO CARDOSO DE OLIVEIRA NETO – geraldo.prod@gmail.com
UNIVERSIDADE FEDERAL DO ABC – UFABC

ÁREA: 06.ENGENHARIA ORGANIZACIONAL
SUBÁREA: 6.7 - GESTÃO DA TECNOLOGIA

RESUMO: ESTE ESTUDO INVESTIGA A INTEGRAÇÃO DE BIG DATA ANALYTICS E LEAN MANUFACTURING COM O OBJETIVO DE APRIMORAR A GESTÃO DA QUALIDADE E A MANUTENÇÃO PREVENTIVA EM PROCESSOS DE DESENVOLVIMENTO DE PRODUTOS NO CONTEXTO DA INDÚSTRIA 4.0. A APLICAÇÃO DE BIG DATA ANALYTICS ABRANGE A COLETA, CURADORIA, ANÁLISE E DIAGNÓSTICO DE GRANDES VOLUMES DE DADOS, FACILITANDO A TOMADA DE DECISÕES ESTRATÉGICAS E A PREVENÇÃO DE FALHAS. A METODOLOGIA ADOTADA ENVOLVEU A SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL E A ANÁLISE DE UM CONJUNTO DE DADOS SINTÉTICO OBTIDO DA PLATAFORMA KAGGLE, COMPOSTO POR 10.000 PONTOS DE DADOS QUE REPRESENTAM DIVERSOS ASPECTOS DO PROCESSO PRODUTIVO. OS RESULTADOS DEMONSTRAM QUE A COMBINAÇÃO DE BIG DATA ANALYTICS E LEAN MANUFACTURING, CONHECIDA COMO LEAN 4.0, PERMITE IDENTIFICAR PADRÕES E TENDÊNCIAS DE FALHAS, POSSIBILITANDO AÇÕES PREVENTIVAS E A OTIMIZAÇÃO DOS RECURSOS DISPONÍVEIS. A ANÁLISE DOS DADOS REVELOU INFORMAÇÕES CRUCIAIS SOBRE O VOLUME DE PRODUÇÃO, TIPOS DE FALHAS E VARIAÇÕES DE TEMPERATURA DAS MÁQUINAS, EVIDENCIANDO A NECESSIDADE DE REVISÃO DOS PLANOS DE PRODUÇÃO E DE PRÁTICAS DE MANUTENÇÃO PREVENTIVA. FOI PROPOSTO UM PLANO DE AÇÃO DETALHADO, INTEGRANDO O DIAGRAMA DE ISHIKAWA (MÉTODO 6M) E O CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSO (CEP), PARA ABORDAR AS CAUSAS RAÍZES DOS PROBLEMAS IDENTIFICADOS. A IMPLEMENTAÇÃO DESSAS ESTRATÉGIAS VISA MELHORAR A EFICIÊNCIA DOS PROCESSOS, REDUZIR DESPERDÍCIOS E GARANTIR A QUALIDADE CONSISTENTE DOS PRODUTOS, ATENDENDO DE FORMA MAIS PRECISA ÀS NECESSIDADES DOS CLIENTES. EM CONCLUSÃO, A INTEGRAÇÃO DE BIG DATA ANALYTICS, LEAN MANUFACTURING E GESTÃO DA QUALIDADE PROPORCIONA UMA ABORDAGEM ABRANGENTE PARA A INOVAÇÃO E PRODUTIVIDADE NA INDÚSTRIA 4.0, PROMOVENDO A EXCELÊNCIA OPERACIONAL E FORTALECENDO A COMPETITIVIDADE DAS ORGANIZAÇÕES NO MERCADO.

PALAVRAS-CHAVES: *BIG DATA ANALYTICS; LEAN MANUFACTURING; INDÚSTRIA 4.0; GESTÃO DA QUALIDADE.*

1. INTRODUÇÃO

O *Big Data* é caracterizado por conjuntos de dados de grande volume, adquiridos em alta velocidade e com alta variedade de formatos de informações. O uso de *Big Data Analytics* e processos de desenvolvimento de produtos está se tornando cada vez mais necessário nas organizações modernas, especialmente naquelas inseridas na Indústria 4.0. O *Big Data Analytics* abrange todas as atividades relacionadas à coleta, curadoria, análise e diagnóstico de grandes volumes de dados. A organização dessas informações permite uma melhor gestão do conhecimento, possibilitando a interpretação de problemas complexos e facilitando os processos de tomada de decisão e na prevenção de falhas de produção que podem impactar no atendimento a demanda de mercado (DIEBOLD, 2012; CARTLEDGE, 2016; TARDIO et al, 2023).

Considerando o alto potencial do *Big Data Analytics*, muitas organizações de manufatura estão aprimorando seus processos *Lean*, incorporando ferramentas de qualidade para identificar padrões e tendências de falhas. Isso permite agir antecipadamente para evitar perdas de tempo e recursos nos processos de desenvolvimento de produtos. A equipe de desenvolvimento de produtos também pode analisar dados de uso do produto e feedback do cliente para identificar problemas comuns e áreas de melhoria (TARDIO et al, 2023).

De Souza Campos (2023) destaca que os ecossistemas de *Big Data* têm aplicações em diversos campos, como inovação digital, produção industrial, cuidados com a saúde e governamental. Esses ecossistemas envolvem a coleta, organização e análise de dados estruturados, semiestruturados e não estruturados, originados de sistemas *IoT*, web, imagens de satélite, bancos de dados, arquivos, dados multimídia, entre outros. Com o uso do *Big Data Analytics*, as organizações podem identificar oportunidades de trabalhar com técnicas estatísticas para realizar análises aprofundadas dos dados e considerar os resultados na tomada de decisões, resultando em maior eficiência no desenvolvimento do produto, redução de riscos, agilidade nas decisões e atendimento às necessidades do cliente.

Embora o *Big Data Analytics* forneça análises que contribuem para tomadas de decisões estratégicas, é extremamente importante e necessário o julgamento humano e profissional, levando em consideração a experiência e uma melhor avaliação dos dados que estão sendo analisados. Logo, é importante destacar que os atores e seus papéis desempenham

um papel crucial no efetivo uso do ecossistema de *Big Data*. Ao adotar um padrão de integração e troca de informações entre os atores, é possível obter um melhor gerenciamento do ciclo de vida dos dados (DIEBOLD, 2012; TARDIO et al, 2023).

Com esta capacidade de organização de dados, a concepção de ferramentas de *Big Data* integrada as ferramentas de qualidade para a interpretação dos dados, podem extrair diferentes informações úteis para as tomadas de decisões, gerenciamento do ciclo de vida do desenvolvimento do produto e também de analisar performance dos atores envolvidos no ecossistema de dados, sendo eles aqueles que consomem, produzem ou fornecem os dados de forma direta ou indiretamente (CARTLEDGE, 2016; TARDIO et al, 2023).

Discute-se a proximidade entre o *Lean Manufacturing* (manufatura enxuta) e os processos de desenvolvimento de produtos, ressaltando como a Indústria 4.0 proporcionou a integração dessas abordagens (SAAD et al., 2023). O conceito de *Lean 4.0* é apresentado como uma união das práticas da Indústria 4.0 com os princípios do *Lean*, buscando a melhoria contínua e a maximização do valor do cliente (CARTLEDGE, 2016; TARDIO et al, 2023).

O *Lean Manufacturing* se destaca como uma estratégia crucial para enfrentar os desafios nos processos de desenvolvimento de produtos digitalizados. Diante da necessidade de otimização multiobjetivo, simulação multidomínio, exploração de diferentes famílias de produtos e adaptação a ambientes em constante mudança, tanto a Indústria 4.0 quanto o *Lean Manufacturing* emergem como abordagens essenciais. Ambas buscam impulsionar a eficiência e a produtividade na indústria, utilizando tecnologias avançadas como *Big Data Analytics*.

Logo, este estudo investiga a interseção dessas duas filosofias, com foco em identificar boas práticas de gestão da qualidade a partir de *boards* que podem explorar o potencial das aplicações de *Big Data* na análise de dados de desenvolvimento do produto e performance de máquinas. Serão apresentadas simulações a partir de dados reais para ilustrar sua usabilidade facilitada pela aplicação do *Lean* para facilitar nas análises de identificação da causa dos desperdícios.

A utilização conjunta de ferramentas da qualidade e *Big Data Analytics* proporciona uma compreensão mais abrangente das necessidades e preferências dos clientes, resultando em melhorias significativas no design do produto e na eficiência dos processos. O objetivo deste estudo é evidenciar os benefícios e vantagens da integração entre as ferramentas da qualidade, *Big Data Analytics* e *Lean Manufacturing* no contexto do desenvolvimento de produtos, visando aprimorar o design do produto, aumentar a eficiência dos processos e atender de forma mais precisa às necessidades e preferências dos clientes.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

O conceito de *Big Data* é caracterizado por conjuntos de dados que possuem grande volume, alta velocidade de aquisição e grande variedade de formatos (DIEBOLD, 2012). A análise desses dados, conhecida como *Big Data Analytics*, envolve a coleta, curadoria, análise e diagnóstico de grandes volumes de dados, o que permite uma melhor gestão do conhecimento e facilita processos de tomada de decisão (CARTLEDGE, 2016). Tardio et al. (2023) destacam que o *Big Data Analytics* é essencial para organizações modernas, especialmente na Indústria 4.0, onde a integração de dados e a análise preditiva são fundamentais para a inovação e eficiência operacional.

De Souza Campos (2023) discute que os ecossistemas de *Big Data* têm aplicações variadas, incluindo inovação digital, produção industrial e cuidados com a saúde. Esses ecossistemas envolvem a coleta, organização e análise de dados provenientes de diversas fontes, como sistemas *IoT*, web, imagens de satélite, bancos de dados e arquivos multimídia. A utilização do *Big Data Analytics* permite que as organizações realizem análises aprofundadas dos dados, auxiliando na tomada de decisões e na otimização dos processos de desenvolvimento de produtos, o que resulta em maior eficiência e redução de riscos.

A integração do *Lean Manufacturing* com o *Big Data Analytics*, conceito conhecido como *Lean 4.0*, busca unir as práticas da Indústria 4.0 com os princípios do *Lean Manufacturing* para melhorar a eficiência e a produtividade (SAAD et al., 2023). O *Lean Manufacturing* foca na eliminação de desperdícios e na melhoria contínua, e quando combinado com o *Big Data Analytics*, permite identificar padrões e tendências de falhas, permitindo ações preventivas para evitar perdas de tempo e recursos (TARDIO et al., 2023).

O uso de ferramentas da qualidade, como o Controle Estatístico de Processos (CEP) e o Diagrama de Ishikawa, é fundamental para a gestão da qualidade em processos industriais (WERKEMA, 2006; SELEME, 2008). O CEP permite o monitoramento contínuo dos processos de produção por meio de gráficos de controle, enquanto o Diagrama de Ishikawa auxilia na identificação das causas raízes dos problemas, promovendo a padronização da qualidade com base em dados estatísticos.

3. METODOLOGIA

No presente estudo, utilizou-se o método de pesquisa de simulação computacional como abordagem principal. A simulação computacional foi escolhida devido à sua capacidade

de modelar e analisar sistemas complexos de maneira eficiente e precisa (LAW e KELTON, 2000). A pesquisa de simulação computacional possibilitou a investigação de fenômenos que seriam desafiadores ou impraticáveis de serem estudados por meio de métodos tradicionais. Além disso, a utilização desse método proporcionou uma forma ágil e econômica de testar hipóteses e obter insights valiosos sobre o sistema em análise.

Para a coleta de dados, este estudo utilizou um conjunto de dados sintético, devido à dificuldade geral de obter conjuntos de dados reais de manutenção preditiva e à sua publicação. A coleta de dados foi realizada por meio do acesso ao site *Kaggle* (<https://www.kaggle.com/>), uma plataforma conhecida por disponibilizar conjuntos de dados de alta qualidade para pesquisa.

O conjunto de dados consiste em 10.000 pontos de dados, armazenados em linhas, com 14 recursos representados em colunas. Esses registros de processos são provenientes de uma linha de produção que compreende três tipos de produtos classificados como L, M ou H, indicando respectivamente as variantes de baixa (50% dos produtos), média (30%) e alta (20%) qualidade do produto. Cada registro possui um número de série específico para cada variante.

Para enriquecer os dados e aplicar conceitos de *Big Data Analytics*, foram gerados dados sintéticos utilizando um procedimento de carga aleatória. Isso inclui a criação dos seguintes recursos:

- **Temperatura do ar [K]:** Normalizada para um desvio padrão de 2 K em torno de 300 K.
- **Temperatura do processo [K]:** Obtida adicionando 10 K à temperatura do ar e aplicando um processo de carga aleatória com desvio padrão de 1 K.
- **Velocidade de rotação [rpm]:** Calculada utilizando 2860 W de potência com adição de uma camada de ruído distribuída adequadamente.
- **Torque [Nm]:** Sem valores negativos e com distribuição regular em torno de 40 Nm com um desvio de 10 Nm.
- **Desgaste da ferramenta [min]:** Indica o tempo de desgaste da ferramenta empregada no processo, sendo que as variantes de qualidade H, M e L aumentam o desgaste da ferramenta em 5, 3 e 2 minutos, respectivamente.
- **Falha de máquina:** Rótulo que indica se a máquina falhou neste ponto de dados específico, com base em diferentes cenários de falha.

Para a análise de dados, utilizou-se a estatística descritiva. A análise descritiva é uma forma de resumir e apresentar dados de forma clara e concisa, permitindo uma compreensão inicial das características de um conjunto de dados (LOPES, 2018). O gráfico de barras e o histograma são considerados ferramentas de análise descritiva. O gráfico de barras é utilizado para representar a distribuição de uma variável categórica, onde cada categoria é representada por uma barra, e a altura da barra indica a frequência ou a proporção da categoria. É uma maneira eficaz de comparar as frequências ou proporções entre diferentes categorias (HAIR et al., 2009).

Por outro lado, o histograma é utilizado para representar a distribuição de uma variável contínua. Ele divide o intervalo de valores em intervalos menores chamados de *bins* e mostra a frequência ou a densidade de observações em cada *bin*. O histograma permite visualizar a forma da distribuição e identificar tendências, como a presença de picos, assimetria ou características multimodais (LOPES, 2018). Ambos os gráficos são amplamente utilizados na análise exploratória de dados para obter insights iniciais sobre um conjunto de dados e entender melhor suas propriedades (HAIR et al., 2009).

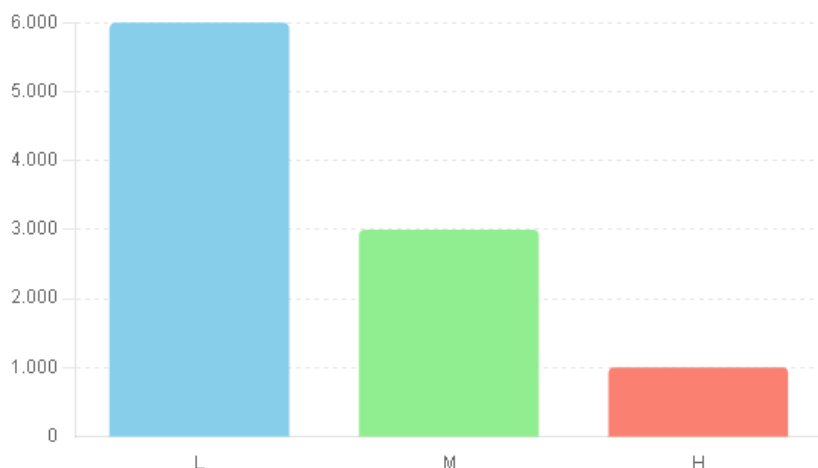
A integração dos conceitos de *Lean Manufacturing* para gestão da qualidade ocorre por meio da análise dos dados coletados. Serão aplicadas técnicas de análise estatística para identificar padrões, tendências e insights relevantes por meio do *Big Data Analytics*. Portanto, a metodologia deste estudo envolve a coleta de dados por meio do site *Kaggle*, a análise estatística dos dados em *Python*, a aplicação de técnicas de *Big Data Analytics*, a integração dos conceitos de *Lean Manufacturing* para gestão da qualidade para identificar melhorias nos processos de desenvolvimento de produtos, visando aprimorar a qualidade, eficiência e atender de forma mais precisa às necessidades dos clientes.

3. RESULTADOS

A Figura 1 ilustra um gráfico que mostra a quantidade de itens produzidos para cada tipo de produto: M, L e H. A análise desse gráfico revelou que o produto H apresenta ociosidade em comparação aos produtos M e L. Essa situação pode ser atribuída aos planos de produção, nos quais o produto H é tratado de forma especial, refletindo sua exclusividade na produção. Os pontos de maior estresse operacional são observados quando a produção atinge quantidades entre 4.000 e 6.000 unidades, indicando um aumento acentuado na produção dos produtos L e M.

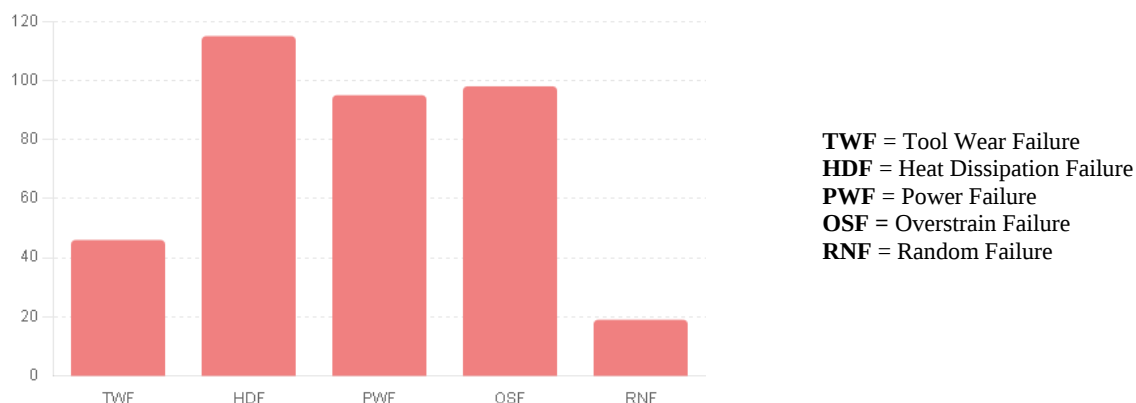
FIGURA 1 - Quantidade de itens e tipos de produtos.

Fonte: Elaborado pelos autores com auxílio da ferramenta Python a partir do banco de dados predictive_maintenance.csv (2024)



O volume produzido dos produtos M e L mostrou que existe uma demanda contínua e, de certa forma, previsível desses itens. Ao analisar os dados apresentados na Figura 2, que ilustra a relação entre o volume de produção e o tipo de falhas ocorridos no processo, torna-se evidente que a falha predominante é a de dissipação de calor (*Heat Dissipation Failure*).

FIGURA 2 - Quantidades de tipo de falha.



Fonte: Elaborado pelos autores com auxílio da ferramenta Python a partir do banco de dados predictive_maintenance.csv (2024)

Nesse gráfico, também podemos observar que as falhas de esforço excessivo, (*Overstrain Failures*), merecem atenção nas iniciativas de mitigação de falhas do plano de

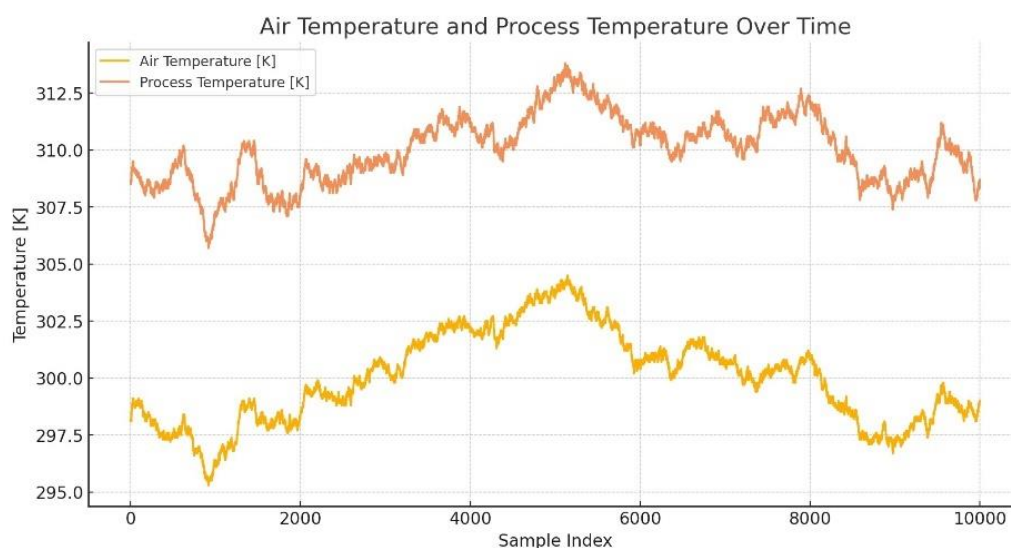
manutenção preventiva. Em termos de representatividade, as falhas subsequentes são o desgaste de ferramentas (*Tool Wear Failure*), indicando preocupações com a qualidade do uso das ferramentas, especialmente em um sistema de produção contínuo, e a falha por falta de energia (*Power Failure*), que mostra momentos em que o desempenho da produção é interrompido, embora não apresente recorrência significativa.

Durante a análise da figura 3, foi possível observar os valores de temperatura do ar e do processo, e notou-se uma relação proporcional entre eles. Verificou-se que nos mesmos pontos do volume de produção, houve um aumento ou diminuição simultânea tanto na temperatura do ar quanto na temperatura do processo. Essa observação evidenciou momentos específicos na produção em que ocorreu um aquecimento significativo.

Essa proporção na elevação e queda das temperaturas do ar e do processo indica uma forte interdependência entre esses dois parâmetros. Isso sugere que o calor gerado durante o processo produtivo afeta diretamente a temperatura do ambiente de trabalho. Por sua vez, variações na temperatura ambiente podem impactar o processo em si.

Essa análise ressalta a importância de monitorar e controlar tanto a temperatura do processo quanto a temperatura do ar circundante durante a produção. Compreender essa relação e implementar medidas adequadas de controle térmico é fundamental para garantir a eficiência, segurança e qualidade do processo produtivo.

FIGURA 3 - Temperatura do ar e do processo.

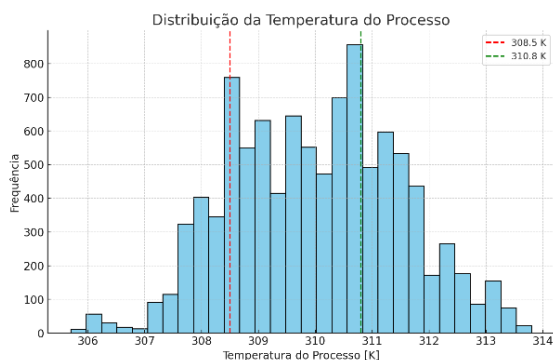


Fonte: Elaborado pelos autores com auxílio da ferramenta Python a partir do banco de dados predictive_maintenance.csv (2024)

A seguir, a Tabela 1 apresenta uma análise detalhada dos dados, organizados em gráficos de distribuição. A Figura 4 exibe a temperatura do processo em Kelvin (K), a Figura 5 mostra a velocidade de rotação em rotações por minuto (rpm), a Figura 6 ilustra o torque em Newton-metro (Nm), e a Figura 7 destaca o desgaste da ferramenta em minutos. Essas informações são dispostas de forma estratégica para evidenciar a relação entre temperatura do processo, velocidade e torque de produção com o desgaste da ferramenta por minuto.

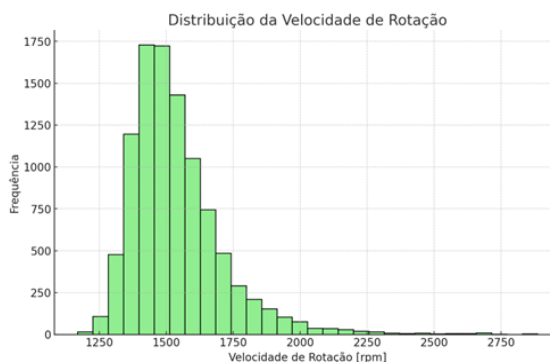
TABELA 1 – Gráficos de distribuição dos dados

FIGURA 4 – Temperatura processo [K].



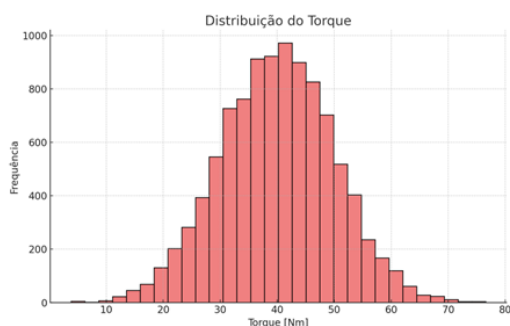
A Figura 4 mostra picos de temperatura durante o processo em torno de 308,5 e 310,8 K.

FIGURA 5 – Velocidade rotação [rpm].



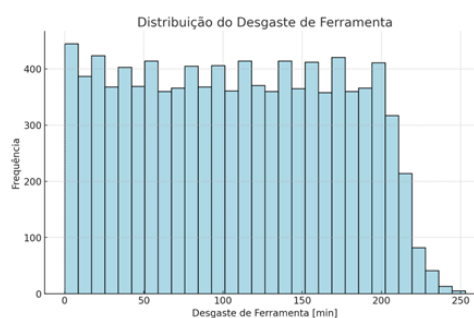
A Figura 5 mostra que o esforço significativo na velocidade de rotação ocorreu entre 1300 e 1700 rpm.

FIGURA 6 – Temperatura do Processo [K].



A Figura 6 mostra uma distribuição normal do torque, variando entre 20 e 60 Nm, com a maioria das amostras concentradas nesse intervalo.

FIGURA 7 – Desgaste ferramenta [min].



A Figura 7 mostra um desgaste considerável da ferramenta entre 0 e 200 amostras, com variações significativas de 80 a 130 minutos de desgaste.

Fonte: Elaborado pelos autores com auxílio da ferramenta Python a partir do banco de dados predictive_maintenance.csv (2024)

4. DISCUSSÃO

Os resultados obtidos na análise dos dados revelaram informações importantes sobre o volume de produção, tipos de falhas e temperatura das máquinas. Essas informações podem ser utilizadas para aprimorar os processos, identificar áreas de melhoria e tomar decisões estratégicas para atender às necessidades e preferências dos clientes.

A partir da figura 1, observou-se que o produto H apresenta ociosidade em comparação aos produtos M e L. Isso pode indicar a necessidade de revisar os planos de produção específicos para o produto H, a fim de maximizar sua utilização e evitar a ociosidade. A gestão da qualidade envolve a otimização dos recursos disponíveis e a garantia de que cada produto seja produzido de maneira eficiente, atendendo aos requisitos de qualidade.

Na figura 7, identificou-se um desgaste considerável da ferramenta durante o período inicial de 0 a 200 amostras. Esse desgaste pode ter implicações na qualidade do produto final, pois ferramentas desgastadas podem comprometer a precisão e a consistência do processo de fabricação. A gestão da qualidade requer a implementação de práticas de manutenção preventiva adequadas para garantir o bom estado das ferramentas, minimizando assim o desgaste e mantendo a qualidade do produto.

Além disso, a presença de falhas subsequentes relacionadas ao desgaste de ferramentas e falha por falta de energia, conforme mencionado na análise anterior, ressalta a importância de mitigar essas falhas por meio de ações corretivas e preventivas. A gestão da qualidade busca identificar as causas raiz das falhas e implementar melhorias nos processos, como revisão dos procedimentos de manutenção preventiva, treinamento adequado dos operadores e monitoramento constante das condições de trabalho.

A análise das temperaturas do processo e do ar também são relevantes para a gestão da qualidade. O controle preciso da temperatura é fundamental para garantir a consistência e a conformidade dos produtos fabricados. Variações excessivas de temperatura podem afetar negativamente as propriedades dos produtos, levando a possíveis falhas de qualidade. Portanto, é essencial implementar medidas de controle e monitoramento da temperatura, bem como procedimentos de calibração e manutenção adequados dos equipamentos.

Comparando os resultados com estudos similares na literatura, observou-se que a integração do *Lean Manufacturing* com *Big Data Analytics* é amplamente reconhecida como uma abordagem eficaz para melhorar a eficiência e a qualidade dos processos de produção (DEBNATH et al., 2023). A análise de dados em tempo real permite identificar rapidamente

anomalias e tomar medidas corretivas, o que está alinhado com os princípios do *Lean* de eliminação de desperdícios e melhoria contínua (SAAD et al., 2023).

No contexto da gestão da qualidade, é essencial acompanhar as tendências e os padrões revelados pelos gráficos. Identificar os pontos críticos e as áreas de melhoria permite implementar ações corretivas e preventivas efetivas. A utilização de ferramentas como análise de causa raiz, melhoria contínua e controle estatístico de processos (CEP) pode auxiliar na identificação de problemas e na implementação de soluções que promovam a qualidade e a excelência operacional.

Em resumo, a gestão da qualidade deve ser uma parte integrante do processo produtivo. A análise dos gráficos nos ajuda a identificar oportunidades de melhoria, otimizar recursos, reduzir falhas e garantir a qualidade consistente dos produtos fabricados. Ao implementar medidas e práticas de gestão da qualidade, a empresa pode alcançar resultados superiores, atender às expectativas dos clientes e fortalecer sua posição competitiva no mercado.

Com base nos resultados obtidos, elaborou-se um conjunto de estratégias que podem ser implementadas levando em consideração o contexto de transformação digital da organização. O objetivo deste plano é sugerir uma visão abrangente que integre a abordagem do *Lean Manufacturing* com a aplicação do Diagrama de Ishikawa (Método 6M) e a metodologia de Controle Estatístico de Processo (CEP) como ferramentas de controle dos processos de desenvolvimento de produtos em uma indústria 4.0.

O CEP é uma metodologia utilizada na Indústria 4.0 que demonstra resultados da coleta de dados a partir de gráficos de controle, que permitem o monitoramento dinâmico dos processos de produção (WERKEMA, 2006). Esta metodologia, aliada a abordagem de *Lean Manufacturing* potencializa o desempenho da produção para o alcance dos padrões de qualidade a partir da identificação de processos que não agregam valor ao produto final, da eliminação de ociosidade e consequentemente de desperdícios (DA COSTA et al., 2023).

O Diagrama de Ishikawa, também conhecido como Espinha de Peixe, ou *Fish Bone* (em inglês), é uma importante ferramenta de qualidade que se apresenta na forma de um diagrama ou gráfico, auxiliando na análise de causa de um determinado evento ou efeito (SELEME, 2008; DA COSTA et al., 2023). Por meio do Diagrama de Ishikawa, é possível estruturar visualmente as etapas que devem ser consideradas na estratégia de redução de falhas, além de coletar dados estatísticos contínuos para identificar todos os problemas e incentivar a equipe a buscar soluções e promover a padronização da qualidade a partir de tomadas de decisão com base em evidências (SELEME, 2008). Essa abordagem eficiente e

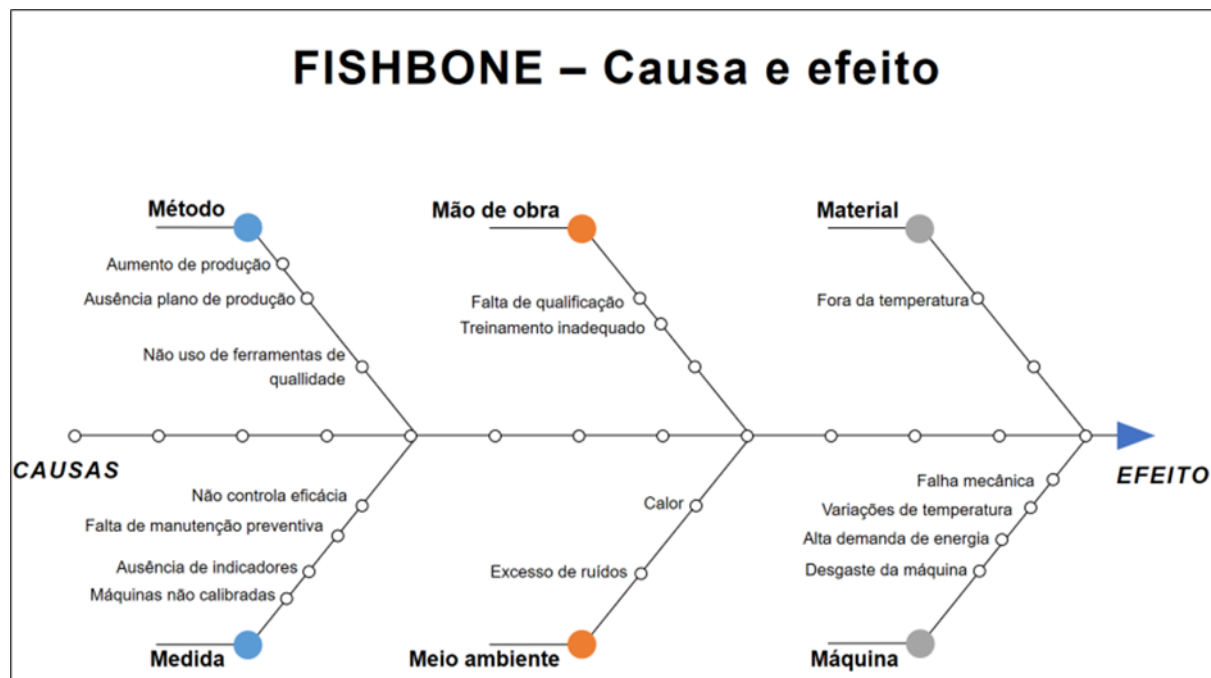
visual contribui para uma análise mais abrangente e sistemática dos problemas, permitindo que sejam tomadas medidas corretivas e preventivas de forma mais assertiva.

O processo de construção do Diagrama de Ishikawa (Método 6M) envolve duas etapas principais. Na primeira etapa, busca-se sistematizar as causas e seus efeitos identificados, levando em consideração todos os elementos que podem estar contribuindo para o problema em questão. Na segunda etapa, desenvolve-se o diagrama propriamente dito, que representa graficamente os possíveis problemas e suas respectivas soluções. Essas etapas permitem uma análise mais estruturada e visual dos problemas, facilitando a identificação de suas origens e a proposição de ações corretivas ou preventivas adequadas (SELEME, 2008).

De acordo com Seleme (2008), o significado do Diagrama Ishikawa baseado em 6Ms é envolver todos os elementos necessários para compor o processo e que ajudam avaliar de forma abrangente a partir de diferentes variáveis.

Com base na análise criteriosa do *Big Data* utilizando a ferramenta *Python* e na organização de uma ampla gama de redes de dados, apresenta-se a seguir na Figura 8 uma proposta de plano de ação que inclui o rastreamento das causas-raiz e seus respectivos efeitos.

FIGURA 8 - Diagrama de Causa e Efeito.



Fonte: Ishikawa (1986)

Recomenda-se a adoção de boas práticas de *Lean Manufacturing* e do método de Controle Estatístico de Processo (CEP) na Tabela 2 como uma abordagem integrada. Essa

integração dos princípios *Lean* pode permitir a identificação de tendências, uma melhor compreensão dos impactos gerados pelas causas identificadas e, por fim, o desenvolvimento de ajustes estratégicos no plano de produção. Essas medidas visam otimizar a eficiência e a qualidade dos processos.

TABELA 2 – Modelo de Plano de Ação.

MODELO DE PLANO DE AÇÃO PARA GESTÃO DA QUALIDADE E AÇÕES PREVENTIVAS					
Causa e efeito – Diagrama de Ishikawa					
Mão de obra	Método	Máquina	Matéria-prima	Meio ambiente	Medida
Pessoas, habilidades e competências	Instruções de trabalho, padrões, fluxo de processos	Equipamentos, manutenção, calibração, eficiência	Materiais, conformidades, qualidade, origem	Condições ambientais, físicas, infraestrutura, recursos disponíveis	Medições e métodos de controle, coleta de dados, avaliação de conformidade
Abordagem Lean Manufacturing					
Envolver os colaboradores nas tomadas de decisões	Alinhar processos de produção	Projetar fluxo de trabalho	Verificar qualidade da matéria prima	Evitar desperdícios	Identificar problemas
Flexibilizar ações de troca de conhecimento	Mapear as etapas do processo produtivo	Produzir somente quando há demanda	Evitar estoques excessivos	Manter ambiente seguro	Implementar soluções e tecnologias 4.0 e plataformas digitais
Empoderar funcionários para utilizar novas metodologias	Implementar padrões ágeis	Realizar manutenções preventivas, se necessário trocar equipamento	Reduzir número de fornecedores	Incentivar organização e limpeza do local de trabalho	Redução de tempo de espera
Adequar treinamentos de acordo com as mudanças de recursos	Utilizar ferramentas de qualidade de forma coordenada com a produção	Realizar calibração nas máquinas	Controlar origem do produto	Eliminar ruídos que possam causar problemas de saúde nos funcionários	Agregar valor de acordo com a necessidade do cliente
Promover a aprendizagem experiencial	Criação de cultura de resolução de problemas	Padronizar e automatizar o trabalho	Garantir que o fornecedor possua processos de Lean	Organização dos produtos manufaturados	Monitoramento dos processos de produção
Método de Controle Estatístico de Processo - CEP					
➤ Implementar uso de gráficos de controle					
➤ Definir limites de controle					
➤ Selecionar amostras com intervalos regulares					
➤ Avaliar os resultados das variações para não ultrapassar limites					
➤ Identificar desvios ou padrões incomuns nos dados					
➤ Implementar ações para controle e aprimoramento contínuo da qualidade					

Fonte: Paladini (2004)

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com base no relatório apresentado, podemos concluir que a integração do *Big Data Analytics*, *Lean Manufacturing* e gestão da qualidade pode trazer benefícios significativos para os processos de desenvolvimento de produtos. A utilização de técnicas de *Big Data Analytics* permite uma melhor compreensão dos dados e insights relevantes para a tomada de decisões estratégicas. A análise dos dados coletados por meio de simulação computacional proporciona uma compreensão mais aprofundada dos sistemas complexos.

A combinação do *Lean Manufacturing* com o *Big Data Analytics*, conhecida como *Lean 4.0*, visa maximizar o valor do cliente e impulsionar a eficiência e produtividade na indústria. Através da análise de dados, é possível identificar padrões, tendências e falhas nos processos de desenvolvimento de produtos, permitindo ações antecipadas para evitar perdas de tempo e recursos. Além disso, a análise dos dados de uso do produto e feedback do cliente possibilita a identificação de áreas de melhoria e aprimoramento do design do produto.

A metodologia utilizada no estudo, que envolveu a coleta de dados sintéticos, análise estatística e aplicação de técnicas de *Big Data Analytics*, demonstrou a capacidade de modelar e analisar sistemas complexos de maneira eficiente. A utilização de ferramentas de análise descritiva, como gráficos de barras e histogramas, permitiu uma compreensão inicial das características dos dados.

Os resultados obtidos na análise dos dados revelaram informações importantes sobre o volume de produção, tipos de falhas e temperatura das máquinas. Essas informações podem ser utilizadas para aprimorar os processos, identificar áreas de melhoria e tomar decisões estratégicas para atender às necessidades e preferências dos clientes.

No entanto, é importante ressaltar que, apesar do poder do *Big Data Analytics*, o julgamento humano e profissional continua sendo crucial para uma melhor avaliação dos dados. A integração e troca de informações entre os atores envolvidos no ecossistema de *Big Data* são essenciais para um efetivo uso dessas tecnologias.

Portanto, a integração do *Big Data Analytics*, *Lean Manufacturing* e gestão da qualidade proporciona uma compreensão abrangente das necessidades dos clientes, melhoria do design do produto, eficiência nos processos e tomada de decisões estratégicas. Essa abordagem pode impulsionar a inovação, a produtividade e a competitividade das organizações na Indústria 4.0.

REFERÊNCIAS

CARTLEDGE, Chuck. **How Many Vs are there in big data.** 2016.

DA COSTA; C. E. S., DO ESPÍRITO SANTO; E. D., ROCHA, L. A.; ORTIN, S. M. A. **Aplicação das Ferramentas de Qualidade-Control e Estatísticos de Processos e Diagrama de Ishikawa na determinação da Qualidade de um processo produtivo de Limão.** Revista Ibero-Americana de Humanidades, Ciências e Educação, v. 9, n. 5, p. 1794-1819, 2023.

DE SOUZA CAMPOS, Vitor Valério. **Ecossistemas de big data: uma revisão sistemática.** Brazilian Journal of Development, v. 9, n. 1, p. 14-27, 2023

DEBNATH, B.; SHAKUR, M. S.; BARI, A. M.; KARMAKER, C. L. **A Bayesian Best–Worst approach for assessing the critical success factors in sustainable lean manufacturing.** Decision Analytics Journal, v. 6, p. 100157, 2023.

DIEBOLD, Francis X. **On the Origin (s) and Development of the Term 'Big Data'.** 2012.

HAIR, J. F.; BLACK, W. C.; BABIN, B. J.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L. **Análise multivariada de dados.** Bookman editora, 2009.

ISHIKAWA, K. **Guide to quality control.** Tokyo, Japan: Asian productivity organization. International Journal of Managing Value and Supply Chain, v. 3, n. 2, p. 18, 1986.

KAGGLE. **Machine Predictive Maintenance Classification.** Disponível em: <<https://www.kaggle.com/datasets/shivamb/machine-predictive-maintenance-classification>> Acesso em 05 de jan. de 2024.

LAW, Averill M.; KELTON, W. David; KELTON, W. David. **Simulation modeling and analysis.** New York: Mcgraw-hill, 2007.

LOPES, Luis Felipe Dias. **Métodos quantitativos aplicados ao comportamento organizacional.** Santa Maria: Voix, v. 266, 2018.

PALADINI, E. P. (2004). **Gestão da Qualidade: Teoria e Casos Práticos.** São Paulo: Atlas.

SAAD, S. M.; BAHADORI, R.; BHOVAR, C.; ZHANG, H. **Industry 4.0 and Lean Manufacturing—a systematic review of the state-of-the-art literature and key recommendations for future research.** International Journal of Lean Six Sigma, 2023.

SELEME, Robson. **Controle da qualidade: as ferramentas essenciais.** Editora Ibpx, 2008.

TARDIO, P.R.; NARA, E.O.B.; SCHAEFER, J.L. **Uma análise bibliométrica sobre as relações entre a utilização das ferramentas Lean e as tecnologias 4.0 sobre o processo de desenvolvimento de produtos.** Brazilian Journal of Production Engineering, v. 9, n. 2, p. 88-98, 2023.

WERKEMA, M. C. C. **As Ferramentas da Qualidade no Gerenciamento de Processos.** Belo Horizonte: editora de desenvolvimento gerencia, 2006.