

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
CENTRO DE CIÊNCIAS EM GESTÃO E TECNOLOGIA

AMANDA VITÓRIA BATISTA
OLÍVIA CARNEIRO LEÃO

**ESTIMATIVA DO POTENCIAL DE VENDAS DE PEÇAS:
ESTUDO DE CASO EM UMA EMPRESA DE MÁQUINAS
AGRÍCOLAS**

SOROCABA -SP
2025

AMANDA VITÓRIA BATISTA
OLÍVIA CARNEIRO LEÃO

ESTIMATIVA DO POTENCIAL DE VENDAS DE PEÇAS: ESTUDO DE CASO EM UMA EMPRESA
DE MÁQUINAS AGRÍCOLAS

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado como
exigência parcial para a obtenção do grau de bacharel em
Administração na Universidade Federal de São Carlos

Orientação: Prof. Dr. Flávio Leonel de Carvalho

Sorocaba
2025

Batista, Amanda Vitória

Estimativa do potencial de vendas de peças: estudo de caso em uma empresa de máquinas agrícolas/ Amanda Vitória Batista, Olívia Carneiro Leão -- 2025.

43f.

TCC (Graduação) - Universidade Federal de São Carlos, campus Sorocaba, Sorocaba

Orientador (a): Flávio Leonel de Carvalho

Banca Examinadora: Flávio Leonel de Carvalho,

Larissa Elaine Dantas de Araujo

Bibliografia

1. Planejamento de vendas. 2. Pós-vendas agrícola. 3. Previsão de demanda. I. Batista, Amanda Vitória. II. Leão, Olívia Carneiro. III. Título.

Ficha catalográfica desenvolvida pela Secretaria Geral de Informática (SIn)

DADOS FORNECIDOS PELO AUTOR

Bibliotecário responsável: Maria Aparecida de Lourdes Mariano - CRB/8 6979

AMANDA VITÓRIA BATISTA
OLÍVIA CARNEIRO LEÃO

ESTIMATIVA DO POTENCIAL DE VENDAS DE PEÇAS
ESTUDO DE CASO EM UMA EMPRESA DE MÁQUINAS AGRÍCOLAS

Relatório final, apresentado a Universidade Federal de São Carlos, como parte das exigências para a obtenção do título de bacharel em administração.

Sorocaba, 02 de dezembro de 2025.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Flávio Leonel de Carvalho
Universidade Federal de São Carlos

Profa. Dra. Larissa Elaine Dantas de Araújo
Universidade Federal de São Carlos

AGRADECIMENTO

Agradecemos à Universidade Federal de São Carlos pela formação acadêmica. Ao nosso orientador, Prof. Dr. Flávio Leonel de Carvalho, pela dedicação, paciência e valiosas contribuições para este trabalho. À empresa estudada, pela confiança e disponibilização dos dados necessários à pesquisa. Aos nossos familiares e amigos, pelo apoio e incentivo nos momentos mais desafiadores. E a todos os professores que de forma, direta ou indiretamente, contribuíram para a construção deste projeto.

RESUMO

BATISTA, Amanda Vitória, LEÃO, Olívia Carneiro. Metodologia de estimativa do potencial de vendas de peças: estudo de caso em uma empresa de máquinas agrícolas. 2025. Trabalho de Conclusão de Curso – Universidade Federal de São Carlos, campus Sorocaba, Sorocaba, 2025.

Este trabalho apresenta um estudo de caso cujo objetivo é analisar o método utilizado por uma empresa do setor de máquinas agrícolas para estimar o potencial de vendas de peças de reposição, identificando seus pontos de atenção e recomendando ajustes que tragam melhorias para o planejamento de vendas na área de pós-vendas. A pesquisa compreende uma revisão de literatura sobre modelos de previsão de demanda e cálculo de potencial, seguida de análise e aplicação prática do método adotado pela empresa de acordo com a literatura, fazendo uso de regressões calculadas em *Python*, cujos resultados foram analisados dentro do ambiente de *Business Intelligence* da Microsoft, Power BI. Assim, os achados deste estudo indicaram que, embora o método utilizado pela empresa apresente coerência com o comportamento teórico de desgaste progressivo do maquinário e o consequente aumento dos gastos com peças de reposição, foram identificadas variações que inviabilizam sua aplicação direta no contexto de pós-vendas de máquinas agrícolas no Brasil. Dessa forma, essas constatações reforçam a necessidade de ajustes metodológicos para refletir a dinâmica real das frotas dos seus clientes, especialmente em cenários de uso intensivo tal como no cultivo de cana-de-açúcar. Com base nesse resultado, o estudo propõe alguns aperfeiçoamentos, o que inclui a necessidade de refinamentos das parametrizações, integração de dados via CRM e adoção gradual de técnicas preditivas alinhadas à Agricultura 4.0. Conclui-se, portanto, que o método analisado constitui uma referência adequada somente como primeira aproximação, mas a sua evolução pode fortalecer a precisão das estimativas e apoiar decisões estratégicas de planejamento de vendas no pós-vendas agrícola de empresas brasileiras.

Palavras-chave: Agricultura 4.0; Peças de reposição; Maquinário agrícola; Planejamento de vendas; Previsão de demanda.

ABSTRACT

This case study aims to analyze the method used by an agricultural machinery company to estimate the sales potential of replacement parts, identifying its critical points and recommending improvements to enhance sales planning in the after-sales area. The research includes a literature review on demand forecasting and potential estimation models, followed by the analysis and practical application of the method adopted by the company according to the literature, using regressions calculated in *Python*, whose results were examined within Microsoft's Business Intelligence environment, Power BI. The findings of this study indicate that, although the method employed by the company is consistent with the theoretical behavior of progressive machinery wear and the consequent increase in replacement part expenses, significant variations were identified that prevent its direct application in the Brazilian agricultural after-sales context. These observations highlight the need for methodological refinements to reflect the real dynamics of customer fleets, especially in high-intensity usage scenarios such as sugarcane cultivation. Based on these results, the study proposes several improvements, including parameter adjustments, data integration through CRM, and the gradual adoption of predictive techniques aligned with Agriculture 4.0. Therefore, it is concluded that the analyzed method serves as an adequate initial reference, but its evolution is essential to strengthen estimation accuracy and support strategic decision-making in after-sales planning for Brazilian companies.

Keyword: Agriculture 4.0; Agricultural machinery; Replacement parts; Sales planning; Demand forecasting.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	8
2 REVISÃO DE LITERATURA	11
2.1 DESAFIOS E ESTRATÉGIAS NO PLANEJAMENTO DE VENDAS	11
2.2 MÉTODO EMPÍRICO DE EDWARDS - IOWA STATE UNIVERSITY	12
2.3 MODELO ESTATÍSTICO DE LIPS E BUROSE (2012).....	13
2.4 INTEGRAÇÃO DE CRM E ANÁLISE HISTÓRICA.....	14
2.5 PREVISÃO DE DEMANDA PARA PEÇAS DE REPOSIÇÃO EM AGRICULTURA 4.0.	16
3 METODOLOGIA	18
3.1 AMOSTRA	18
3.2 VARIÁVEIS	18
3.3 TRATAMENTO DOS DADOS	19
3.4 FERRAMENTA DE ANÁLISE	21
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	23
4.1 SÍNTESE DO PROCESSAMENTO DOS DADOS.....	23
4.2 RESULTADOS OBTIDOS	25
4.4 CONFORMIDADE DOS RESULTADOS OBTIDOS	27
4.5 LIMITAÇÕES OPERACIONAIS DO MODELO	30
4.6 VANTAGENS E DESVANTAGENS DA ABORDAGEM	31
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	33
REFERÊNCIAS	35
APÊNDICE A - VIDA ÚTIL DAS MÁQUINAS E IMPLEMENTOS AGRÍCOLAS	39
APÊNDICE B - TABELA DE CUSTOS ACUMULADOS DE REPARO COMO PERCENTUAL DO PREÇO DE LISTA DE UM NOVO EQUIPAMENTO	40
APÊNDICE C – QUADRO SCRIPT PYTHON DO MODELO DE REGRESSÃO QUADRÁTICA	42

1 INTRODUÇÃO

O setor agrícola brasileiro é um dos maiores pilares da economia nacional e vem impulsionando investimentos contínuos e inovações tecnológicas, especialmente na área de mecanização agrícola, indispensável para o aumento da produtividade em diversas culturas. Como demonstrado por Contini, Aragão e Navarro (2022), a mecanização e a tecnificação do agro foram fundamentais para elevar a produtividade, modernizar as cadeias produtivas e consolidar o Brasil como potência exportadora no cenário global. De fato, os avanços em máquinas e equipamentos agrícolas têm gerado ganhos expressivos de eficiência, inserindo o setor no contexto da chamada Agricultura 4.0 (Ruffoni; Reichert, 2022).

A modernização do parque de máquinas do país é evidenciada por dados de Fernandes et al. (2019, p. 20), que apontam que “a área mecanizada em hectares por trator (ha/trator) diminuiu de 410 para 65 ha/trator no Brasil, um reflexo da expansão das áreas cultivadas e do incremento na produção de máquinas agrícolas”. Essa redução indica um aumento na densidade de maquinário por área cultivada, reforçando a tendência de mecanização intensiva e os consequentes ganhos de eficiência no campo.

Nesse cenário, as empresas especializadas na comercialização de máquinas agrícolas, já consolidadas no país, desempenham um papel importante no fortalecimento do setor, impulsionando tanto a elevação da produtividade quanto a geração de resultados econômicos expressivos. Segundo estimativas recentes, o agronegócio corresponde a 22% do Produto Interno Bruto (PIB) brasileiro em 2024 (CEPEA, 2025), um percentual muito superior ao de países como os Estados Unidos, onde a produção agrícola representou apenas 0,8% do PIB em 2023 (ERS, 2025).

Apesar desse cenário otimista, o contexto econômico desafiador do Brasil impacta diretamente o nível de investimento em novos maquinários. Essa oscilação econômica, embora conjuntural, ilustra um panorama adverso para o setor.

Winck e Silva (2019) destacam que o mercado de máquinas agrícolas é altamente sensível às condições econômicas e ao crédito rural disponível. Em períodos de retração, verifica-se desaceleração na aquisição de novos equipamentos e maior foco na manutenção da frota existente. Consequentemente, o departamento de pós-venda assume papel estratégico garantindo a longevidade e eficiência dos equipamentos (Silva et al., 2020). Empresas que investem em serviços pós-venda eficientes não apenas solucionam problemas de clientes, mas também agregam valor e fidelizam consumidores (Miletić; Grubor; Čurčić, 2022). Assim, o setor de pós-venda torna-se elemento chave para a sustentação da produtividade no campo assegurando o funcionamento contínuo das máquinas

e evitando interrupções na cadeia do agronegócio. Para que isso ocorra, é necessário um planejamento estratégico estruturado, capaz de melhorar a performance organizacional por meio do atendimento às demandas do mercado (George; Walker; Monster, 2019).

Embora a literatura nacional sobre o tema seja escassa, estudos indicam que o desenvolvimento de um planejamento estratégico em indústrias agrícolas envolve a gestão de variáveis complexas, como disponibilidade de peças, vida útil dos equipamentos, comportamento do cliente e sazonalidade do uso (Wang et al., 2025). No que se refere à estimativa de potencial de venda de peças e à gestão de reposição de componentes, a literatura tem evoluído significativamente. No setor automotivo, por exemplo, Cohen, Agrawal e Agrawal (2006) desenvolveram modelos de previsão de demanda baseados em histórico de falhas e tempo médio entre reparos, enquanto Hu et al. (2018) propuseram uma abordagem fundamentada em técnicas de aprendizado de máquinas para estimar a demanda por componentes críticos em veículos.

No entanto, no caso específico da indústria de máquinas pesadas e agrícolas, o volume de pesquisas de custos de manutenção ainda é limitado (Lips e Burose, 2012). Jardine, Lin e Banjevic (2006) destacam a importância da manutenção preditiva e da análise de falhas na estimativa da vida útil dos componentes. Complementarmente, Lips e Burose (2012) demonstram que os custos de reparo e manutenção aumentam com o tempo de uso e são fortemente influenciados pela intensidade de operação anual. Nessa mesma linha, Edwards (2015) afirma que os custos estimados com maquinário agrícola variam conforme o tipo de equipamento, a vida útil e a intensidade de uso.

Apesar dos avanços, duas limitações permanecem evidentes no que tange o cálculo de potencial de vendas de peças. A primeira refere-se à predominância de modelos que não se aplicam diretamente ao setor agrícola ou que se concentram no cálculo do Custo Total de Propriedade (TCO) e precisam ser adaptadas para uso. A segunda diz respeito à escassez de estudos reais em fazendas brasileiras validando a acurácia e a adaptabilidade de diferentes métodos de cálculo de potencial de vendas do setor de peças. Isso dificulta adoção de modelos robustos, cientificamente comprovados, que sejam adequados à realidade operacional e amplia o risco de distorções no planejamento de vendas das empresas desse ramo.

No setor de pós-vendas, a estratégia não consiste apenas em manter estoques volumosos, mas também em identificar corretamente quais componentes serão demandados, em que período e em que quantidade. Desse modo, a estimativa precisa do potencial de vendas é importante para evitar a falta de estoque ou o excesso de capital imobilizado. Além disso, o potencial de vendas também é essencial para o apoio ao planejamento estratégico interno, identificar oportunidades de expansão e contribuir para o cálculo do tamanho do mercado em que a empresa está inserida.

Dessa forma o presente trabalho, com base em um estudo de caso, aborda uma realidade comum em organizações do segmento de pós-vendas, que é a dificuldade de estimar o potencial de vendas de peças de reposição de forma precisa e baseada em dados. A ausência de um modelo estruturado e adequado ao contexto compromete a definição de metas realistas e o planejamento estratégico, podendo gerar distorções que impactam negativamente os resultados operacionais e financeiros.

A empresa analisada utiliza um método adaptado do modelo proposto por Edwards (2015) para previsão de gastos com peças de reposição. No entanto, ao aplicar esse método à demanda de peças no pós-vendas, identificaram-se limitações que reduzem sua precisão e confiabilidade. Tais limitações podem levar à subutilização de oportunidades em mercados promissores ou à definição de objetivos incompatíveis com a realidade, comprometendo a performance das equipes.

Diante disso, este estudo tem como objetivo analisar o método utilizado pela empresa, identificando seus pontos críticos propondo recomendações que o torne mais aderente à realidade do pós-vendas e propor soluções para tal problemática. Para isso, será realizada uma revisão de literatura sobre modelos de previsão de demanda e cálculo de potencial, seguida da análise prática do método aplicado e de sua adequação à realidade da empresa, com destaque para suas limitações e possíveis melhorias. Por fim, apresentam-se as conclusões e recomendações voltadas ao aprimoramento do processo de estimativa de potencial de vendas.

2 REVISÃO DE LITERATURA

A fim de contextualizar os possíveis métodos aplicáveis a este trabalho, esta seção apresenta uma revisão dos modelos mais relevantes e adaptáveis ao cálculo do potencial de vendas no setor de peças de reposição para máquinas agrícolas. O objetivo é reunir as principais abordagens empíricas e preditivas que embasam o estudo de caso desenvolvido.

Antes, somente, será feita uma breve exposição dos principais desafios relacionados ao planejamento de vendas nesse setor, conforme apontado pela literatura. Em seguida, partimos para o método empírico de Edwards (2015), que propõe uma abordagem prática para estimar custos operacionais ao longo da vida útil das máquinas e contribui para o planejamento estratégico de agricultores. Assim, essa perspectiva é aprofundada com o modelo estatístico de Lips e Burose (2012), que utiliza regressão logarítmica para estimar os custos de manutenção conforme variáveis como idade e intensidade de uso. Por fim, discutem-se modelos com foco nas peculiaridades de cada cliente e os mais recentes, aplicados à Agricultura 4.0, com ênfase em técnicas de aprendizado de máquinas e no planejamento integrado de vendas e operações (S&OP).

2.1 DESAFIOS E ESTRATÉGIAS NO PLANEJAMENTO DE VENDAS

O planejamento de vendas no segmento de peças de reposição para máquinas agrícolas enfrenta desafios relevantes devido à natureza irregular e imprevisível da demanda, frequentemente impactada pela sazonalidade e pelo desgaste dos componentes. Essa imprevisibilidade resulta em frequentes faltas ou atrasos nas entregas, elevando custos e prejudicando o nível de serviço ao cliente, especialmente em pequenas e médias empresas do setor agroindustrial (Bordón, 2023).

Outro desafio central é o equilíbrio entre os custos de manutenção de estoques e a garantia de altos níveis de serviço. Modelos estocásticos de inventário têm se mostrado eficazes para minimizar custos totais esperados e equilibrar o atendimento à demanda, mesmo diante de incertezas e variações no consumo de peças (Mirčevski, 2018). A adoção desses modelos permite determinar níveis ótimos de estoque, reduzindo tanto custos quanto o tempo de inatividade dos equipamentos. Essas práticas reforçam a importância de um planejamento de vendas baseado em dados confiáveis e atualizados.

Ainda assim, adaptações como ferramentas de apoio à decisão e modelos matemáticos customizados são de suma importância para melhorar o desempenho e a competitividade (Bordón, 2023). A previsão de demanda é uma etapa crítica da gestão estratégica e requer o uso de informações atualizadas e ferramentas analíticas que permitam estimar cenários futuros com maior precisão.

De acordo com Slack, Chambers e Johnston (2013) todas as organizações podem se beneficiar de clareza sobre seus objetivos e caminhos para alcançá-los, mesmo que não consigam planejar cada detalhe de suas ações presentes ou futuras.

Com base nesse panorama, é possível compreender melhor a importância de modelos que estimam a demanda por peças de reposição ao longo da vida útil dos equipamentos.

2.2 MÉTODO EMPÍRICO DE EDWARDS - IOWA STATE UNIVERSITY

O método empírico proposto por Edwards (2015) serve como referência prática para a análise de custos de posse e operação de máquinas agrícolas, auxiliando na tomada de decisões sobre aquisição, substituição e dimensionamento de capacidade produtiva. Segundo o autor, decisões estratégicas adequadas sobre compra, troca e ampliação de maquinário podem reduzir consideravelmente os custos por hectare relacionados a máquinas e energia.

Embora o material seja direcionado principalmente a produtores rurais, a metodologia apresenta potencial aplicabilidade também na indústria de máquinas agrícolas, especialmente no pós-venda. Isso porque, a compreensão da forma como os custos de manutenção se acumula ao longo da vida útil dos equipamentos permite estimar, com maior precisão, o potencial de demanda de peças de reposição.

Edwards (2015) separa em duas categorias de custos principais: os custos de posse, que ocorrem independentemente do uso da máquina, e custos operacionais, que variam conforme a intensidade de uso. Para o presente estudo, o foco será os custos operacionais, já que são esses que fomentam diretamente as atividades do pós-vendas.

O autor também observa que os custos de manutenção aumentam progressivamente com o tempo de uso do equipamento. Para estimar esses custos, Edwards (2015) utilizou dados históricos de reparos coletados de uma fazenda, e expressou os valores acumulados como percentuais do preço de uma máquina nova, em função das horas totais de operação registradas.

Os percentuais acumulados de custos de reparo, apresentados no Apêndice B, permitem comparar diferentes tipos de equipamentos ao longo do tempo, oferecendo uma visão quantitativa da evolução do custo de manutenção durante a vida útil do equipamento.

De modo geral, o modelo polinomial demonstra que o desgaste natural dos componentes faz com que o custo de manutenção aumente proporcionalmente em relação ao valor de um novo equipamento, o que reforça sua utilidade como instrumento de previsão de demanda por peças.

Embora a literatura proposta por Edwards (2015) apresente algumas lacunas, sua abordagem fornece uma base conceitual sólida e adaptável ao contexto de estimativa do potencial de vendas de peças de reposição, especialmente quando combinada a métodos complementares de análise.

2.3 MODELO ESTATÍSTICO DE LIPS E BUROSE (2012)

Semelhante à literatura anterior, o estudo de Lips e Burose (2012) é direcionado ao produtor rural e reconhece que os custos operacionais no setor agrícola estão intrinsecamente relacionados a variáveis como a idade e a intensidade de utilização anual da máquina, de características específicas do equipamento. Inspirando-se na abordagem de Morris (1988), os autores propõem um modelo em duas etapas, baseado em dados transversais de agricultores suíços, para reduzir as exigências de informação e permitir a inclusão de variáveis como idade e utilização anual.

Segundo os autores, essa abordagem em duas etapas possibilita a inclusão de variáveis independentes, particularmente idade e utilização anual, reduzindo substancialmente os requisitos de dados (Lips; Burose, 2012). Essa metodologia é especialmente útil, pois demanda menos dados históricos e contorna a dificuldade de obtenção de informações confiáveis sobre reparos (Lips; Burose, 2012).

A abordagem utiliza uma função de potência ajustada por regressão log-log, conforme a equação 1:

$$\ln(y) = \ln(\beta_0) + \beta_1 \cdot \ln(x_1) + \beta_2 \cdot \ln(x_2) \quad (1)$$

Onde y representa o custo anual de reparo e manutenção como fração do preço de lista da máquina; β_0 é o intercepto; x_1 representa a utilização anual da máquina e x_2 equivale à idade da máquina

Em seguida, Lips e Burose (2012) afirmam que, para interpretar esses coeficientes da regressão log-log, é necessário calcular os efeitos marginais, considerando que a equação é não linear e que os efeitos marginais não são constantes, podendo variar de acordo com unidades adicionais de utilização. O custo marginal por unidade adicional é calculado conforme a equação 2:

$$MC_{x_1} = w \cdot \frac{\sigma_y}{\sigma_{x_1}} = w \cdot \beta_0 \cdot \beta_1 \cdot x_1^{(\beta_1-1)} \cdot x_2^{\beta_2} \quad (2)$$

Onde MC_{x_1} representa o custo marginal por unidade adicional de utilização; w equivale ao preço de lista da máquina; e x_1 é o valor médio da utilização anual.

O cálculo permite estimar quanto custa, em média uma hora, adicional de uso do equipamento.

Por fim, após a estimativa dos custos anuais de reparo e manutenção, torna-se necessário realizar a etapa de agregação, a fim de obter o fator de reparo e manutenção (*Repair and Maintenance Factor - RMF*), que representa os custos acumulados ao longo da vida útil estimada da máquina (Lips; Burose, 2012). Para isso, os autores somam os custos anuais estimados para cada ano de operação, conforme a equação (3):

$$RMF = \sum_{i=1}^{u/x_1} y_i = \beta_0 x_1^{\beta_1} \sum_{i=1}^{u/x_1} x_{2i}^{\beta_2} \quad (3)$$

Onde u representa a vida útil estimada da máquina; x_1 , a utilização anual; e x_2 , a idade da máquina, variando de 1 até u/x_1 (número de anos em operação); e β são coeficientes de regressão log-log que calculam a elasticidade do custo ao longo dos anos.

Com base em dados transversais de uma pesquisa realizada com agricultores na Suíça, os autores aplicaram essa metodologia a quatro tipos de máquinas: tratores, arados, cortadores e carretas auto-carregáveis. Dessa forma, identificaram que tanto a idade quanto a utilização anual têm efeitos estatisticamente relevantes sobre os custos anuais de manutenção.

No Brasil, não existem estudos publicados que calculam essa relação. Entretanto, a Embrapa (2022) indica que tratores, colheitadeiras e pulverizadores possuem uma vida útil econômica média de dez anos, variando conforme a intensidade de uso, as condições de operação e a realização de manutenção periódicas e preventivas, conforme Apêndice A. Esse parâmetro é relevante, pois fornece uma base nacional de comparação, permitindo alinhar métodos da literatura internacional às práticas observadas no país.

2.4 INTEGRAÇÃO DE CRM E ANÁLISE HISTÓRICA

Ainda que Edwards (2015), complementado por Lips e Burose (2012), proponham modelos matemáticos, baseados em variáveis como tempo de uso e idade dos equipamentos, a crescente complexidade dos serviços pós-venda tem exigido das empresas abordagens mais estratégicas e adaptativas na gestão de ativos e peças de reposição. Embora úteis em contextos mais estáveis, tais modelos apresentam limitações importantes, pois não consideram a imprevisibilidade das falhas operacionais e a heterogeneidade dos perfis de clientes, aspectos muito presentes no mercado brasileiro.

A diversidade de aplicações dos equipamentos agrícolas, associado à intensidade de uso conforme o tipo de cultivo e às variações regionais, exige das empresas métodos de previsão de demanda mais dinâmicos e personalizados. Por exemplo, segundo a Companhia Nacional de Abastecimento (Conab), os custos com depreciação variam significativamente entre os cultivos, a cana-de-açúcar apresenta percentual médio de depreciação entre 12% e 15%, enquanto a soja registra valores entre 6% e 8%, demonstrando maior intensidade de uso de máquinas na cultura da cana (Conab, 2025). Conseqüentemente, esse cenário indica um potencial de venda mais elevado de peças para cultivo de cana, um aspecto relevante ao planejamento.

Considerando essa temática, Cohen et al. (2006), introduziram o conceito de *Dynamic Asset Deployment* (DAD) como alternativa à abordagem tradicional, *Static Asset Deployment* (SAD), fundamentada em previsões determinísticas e no posicionamento fixo de estoques. O DAD permite decisões mais eficazes ao tratar os ativos como recursos estratégicos, oferecendo flexibilidade para responder a contingências operacionais imprevisíveis e otimizando sua alocação com base em risco e incerteza. Apesar de originalmente aplicado às cadeias de suprimentos de serviços, o modelo se mostra aplicável ao planejamento estratégico de vendas de peças de reposição, pois considera tanto manutenções preventivas, quanto demandas resultantes de falhas inesperadas.

Segundo Melo (2018), a aplicação de controle estatístico e análise de falhas em frotas agrícolas auxilia na identificação de padrões recorrentes de avarias. A identificação desses padrões depende de análises históricas segmentadas por perfil de cliente, o que reforça a importância de uma abordagem orientada por dados.

Nesse contexto, Lam et al. (2020) destacam a importância da adoção de uma gestão eficaz de relacionamento com o cliente (CRM) para que as empresas obtenham vantagem competitiva, baseando-se na análise do comportamento de compra e nos padrões de pedidos dos consumidores. A integração de dados provenientes de sistemas CRM, ERP e outras tecnologias permite não apenas compreender o calendário agrícola e os ciclos de manutenção de cada cliente, como também antecipar momentos críticos de demanda e otimizar o planejamento de vendas e estoques (Ramos; Oliveira; Silva, 2015).

De forma complementar, Hoyle et al. (2020) ressaltam que os profissionais de vendas precisam desenvolver competências para integrar essas ferramentas, aprimorando as métricas operacionais e os resultados corporativos em mercados caracterizados por alta variabilidade e exigência técnica.

Cabe apenas ressaltar, contudo, que essa abordagem ainda não é plenamente acessível a todas as empresas, especialmente devido às dificuldades em trabalhar com dados estruturados e integrados. Nesse sentido, Bravo, Lowenberg-DeBoer e Cook (2021) destacam que, apesar do avanço

tecnológico, a agricultura sul-americana enfrenta desafios estruturais como baixa conectividade, escassez de capacitação técnica e resistência à adoção de sistemas baseados em dados.

2.5 PREVISÃO DE DEMANDA PARA PEÇAS DE REPOSIÇÃO EM AGRICULTURA 4.0

Apesar dos desafios inerentes à previsão de demanda por peças de reposição no setor agrícola, estudos recentes têm proposto soluções inovadoras. Qiu et Al. (2022) defendem a aplicação de técnicas avançadas de aprendizado de máquinas e análise preditiva para aumentar a precisão das previsões, enquanto Pereira et Al. (2020) destacam a importância de processos integrados de planejamento de vendas e operações (S&OP), que promovem o alinhamento entre áreas e melhorando a capacidade de resposta às variações da demanda.

O estudo de Qiu et al. (2022) é particularmente relevante, pois parte da premissa de que a sazonalidade do uso do maquinário, com picos de operação durante as safras e ociosidade na entressafra, associada à escassez de dados rotulados, limita a eficácia dos métodos tradicionais. Para superar essas restrições, os autores propõem um *framework* integrado que combina classificação de dados com uma rede neural do tipo *Backpropagation* (BP) otimizada pelo algoritmo *Particle Swarm Optimization* (IPSO-BP).

A etapa inicial do modelo utiliza *clustering* (K-MEANS) para identificar “conjuntos positivos credíveis” em dados não rotulados, ampliando a base de treinamento e equilibrando o desbalanceamento típico dos dados de reposição, em que poucas peças possuem alta demanda. Os resultados mostraram que os métodos tradicionais, embora alcançassem acurácia média de (84%), falharam em identificar padrões sazonais e intermitentes, ao passo que o método proposto foi capaz de identificá-los com maior precisão.

Na etapa de previsão quantitativa, a rede BP convencional foi comparada com a versão otimizada IPSO-BP, que evita mínimos locais e *overfitting* por meio da otimização global dos pesos e limiares antes do treinamento. Assim, ao aplicar à previsão de sensores para colheitadeiras de arroz, o modelo IPSO-BP alcançou erro relativo inferior a 0,5%, frente a 1,194% do modelo tradicional, aumentando a precisão no planejamento de estoques e disponibilidade de peças em períodos críticos. Esses resultados evidenciam o potencial das técnicas de inteligência artificial para aprimorar a gestão de reposição no setor agrícola.

Complementarmente, Pereira (2020) ressalta que, além das técnicas quantitativas, a integração entre áreas por meio do S&OP é essencial para ampliar a precisão das previsões. O planejamento tático estruturado permite que vendas, operações, logística e finanças alinhem informações de forma contínua, reduzindo incertezas e aumentando a visibilidade da demanda futura.

No setor agrícola, onde oscilações de mercado e fatores climáticos afetam diretamente a reposição de peças, esse alinhamento possibilita um planejamento mais assertivo.

Outros estudos reforçam essa tendência. De Haan (2021), demonstra que modelos clássicos, como médias móveis e suavização exponencial, são limitados em demandas intermitentes e defende métodos híbridos e mais robustos, capazes de reduzir erros de previsão e aumentar a confiabilidade em cenários voláteis. Lucht et al. (2022), ao analisar o setor de *Maintenance, Repair & Overhaul* (MRO), que apresenta semelhanças estruturais com o setor agrícola, mostram que a combinação de aprendizado de máquinas com séries temporais clássicas proporciona ganhos expressivos de acurácia. Esses resultados indicam que a integração entre dados de monitoramento e métodos avançados de previsão é decisiva para a gestão.

Em síntese, a literatura recente sugere que o futuro da previsão de necessidade de peças agrícolas depende da combinação estratégica de abordagens estatísticas e de inteligência artificial, capazes de lidar com a complexidade e a variabilidade do setor.

3 METODOLOGIA

O presente estudo foi motivado pela necessidade de propor soluções para o setor de pós-vendas de uma empresa do segmento de máquinas agrícolas, que enfrenta desafios relacionados à falta de uma validação ampla do modelo utilizado para cálculo do potencial de vendas. Essa limitação tem gerado incertezas quanto à precisão dos valores calculados e tem implicado em dificuldades para a definição de metas realistas e a elaboração de um planejamento estratégico de longo prazo.

Este capítulo descreve a metodologia adotada para analisar o método atual, identificar seus pontos críticos e propor melhorias que o tornem mais adequado à realidade do pós-vendas. A pesquisa caracteriza-se como um estudo de caso de natureza aplicada, com abordagem quantitativa, cujo objetivo é avaliar a viabilidade e eficácia desse método, identificando seus pontos críticos e propondo recomendações que o tornem mais aderente à realidade do pós-vendas.

3.1 AMOSTRA

Para a definição da amostra, considerou-se o parque de máquinas da empresa nos últimos dez anos, período que corresponde a vida útil econômica média dos equipamentos segundo a Embrapa (2015). Os dados foram extraídos do banco de dados da empresa e integrada ao *Power BI*, segmentando os equipamentos mais relevantes para o mercado de peças de reposição, como tratores (com tração simples e dupla), pulverizadores, colheitadeiras, colhedoras e forrageiras.

Com base nas informações de telemetria das máquinas conectadas, foi possível obter o volume de horas médias trabalhadas por equipamento e calcular a média anual por região, conforme as áreas de atuação da empresa. Também foram obtidos os preços de lista mais recentes para cada modelo e região. Por fim, adotou-se como referência a tabela do apêndice B, baseada em Edwards (2015), que apresenta os percentuais acumulados de custos de reparo.

3.2 VARIÁVEIS

Foram consideradas quatro variáveis principais:

- 1) Parque de máquinas da empresa nos últimos dez anos, representando o volume de equipamentos em operação e sua relevância por região do Brasil;

- 2) Dados de telemetria, que identificam o nível de utilização e permitem relacionar horas de uso à demanda por peças;
- 3) Preços de lista atualizados, responsáveis por garantir que os cálculos reflitam a realidade comercial vigente dos equipamentos,
- 4) Percentuais do preço de lista que representam custos acumulados de reparo (Apêndice B), extraídos do modelo de Edwards (2015).

3.3 TRATAMENTO DOS DADOS

Cada uma das variáveis possui a sua própria base de dados. Assim, foi necessário agrupar todas elas em um ambiente integrado. Após a consolidação, o primeiro passo foi filtrar a base de parque de máquinas para trabalhar apenas com equipamentos ativos com até dez anos de uso. Em seguida, foi necessário agrupar a base com a média anual de horas de utilização por região, por categoria de maquinário. Da mesma forma, aplicou-se a mesma segmentação à base que apresenta a média do preço de lista.

A empresa do estudo em questão possui diferentes gerações e modelos de produto. Todavia, como nem todas as regiões possuíam registros de todas as opções que são fabricados, os dados foram generalizados e agrupados por famílias de produto: tratores (tração simples e dupla), pulverizadores, colheitadeiras, colhedoras e forrageiras.

Em seguida, foi necessário reagrupar os dados da tabela do Apêndice B para incorporar a variável de custos de reparo. Para isso, foi feita a reorganização da tabela em somente três colunas (tipo de máquina, horas acumuladas e percentual de custos acumulados). Essa adaptação foi importante para facilitar o cruzamento das informações do estudo de Edwards (2015) com os modelos correspondentes de maquinários da empresa.

Durante esse processo de equivalência entre as nomenclaturas de máquinas do estudo e as da empresa, identificou-se uma divergência: o autor não incluía a colhedora de cana-de-açúcar na tabela. Desse modo, conforme o procedimento da empresa, foi realizada uma adaptação e substituiu-se os dados da colhedora de cana pelos da colhedora de beterraba sacarina, pois se trata do equipamento que possui maior proximidade em nível de estrutura e funcionamento. Após o ajuste, os dados de percentual de custos também foram agrupados em categorias mais representativas: colhedora de algodão, colhedora de cana, colheitadeiras (pequena, e grande), forrageira, plantadeira, plataforma de corte e de milho, pulverizador e tratores (por faixa de potência).

A etapa seguinte foi dedicada aos cálculos para se chegar às fórmulas por família de produto. Conforme o método de Edwards (2015), aplicou-se uma regressão polinomial de segundo grau

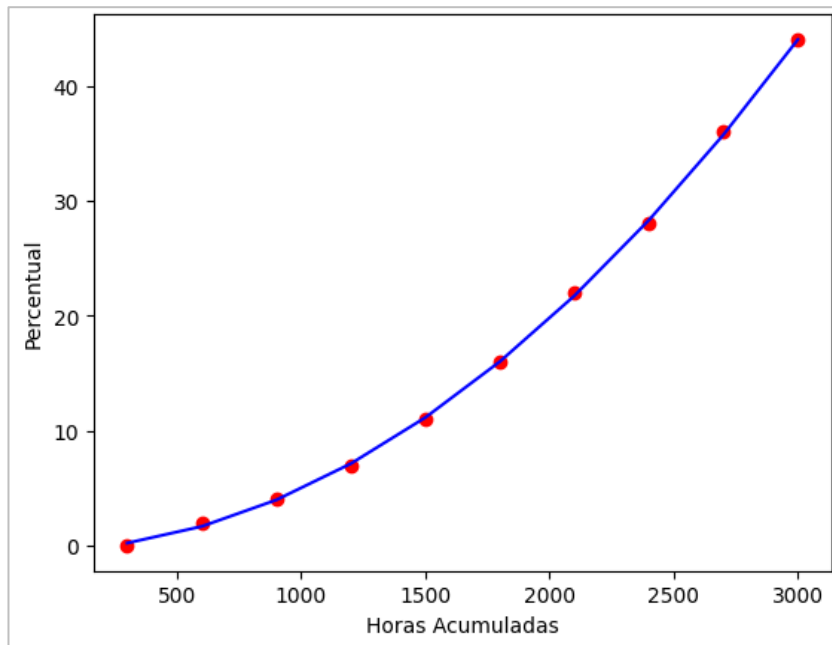
utilizando como referência a tabela de custos acumulados (Apêndice B), para capturar a relação não linear entre horas de uso (x) e custos acumulados (y). A equação aplicada, portanto, foi:

$$y = a + b_1x_1 + b_2(x_2)^2 \quad (4)$$

Onde, conforme mencionado, y representa o custo acumulado de reparos do equipamento sobre o preço de lista; x o número de horas de uso médio ao ano; a representa o valor inicial do custo quando o número de horas é igual a zero; b_1 indica a inclinação inicial da curva; e b_2 o coeficiente da curvatura, que expressa o crescimento dos custos com o tempo.

Desse modo, com o modelo pronto, foram geradas equações específicas para cada família de produtos com o auxílio de um script em *Python*, conforme Quadro do Apêndice C, permitindo estimar os coeficientes e validar graficamente os ajustes com maior precisão, conforme exemplifica o Gráfico 1 referente ao comportamento do percentual de reparo acumulado da Colhedora de algodão.

Gráfico 1 — Regressão quadrática para colhedora de algodão

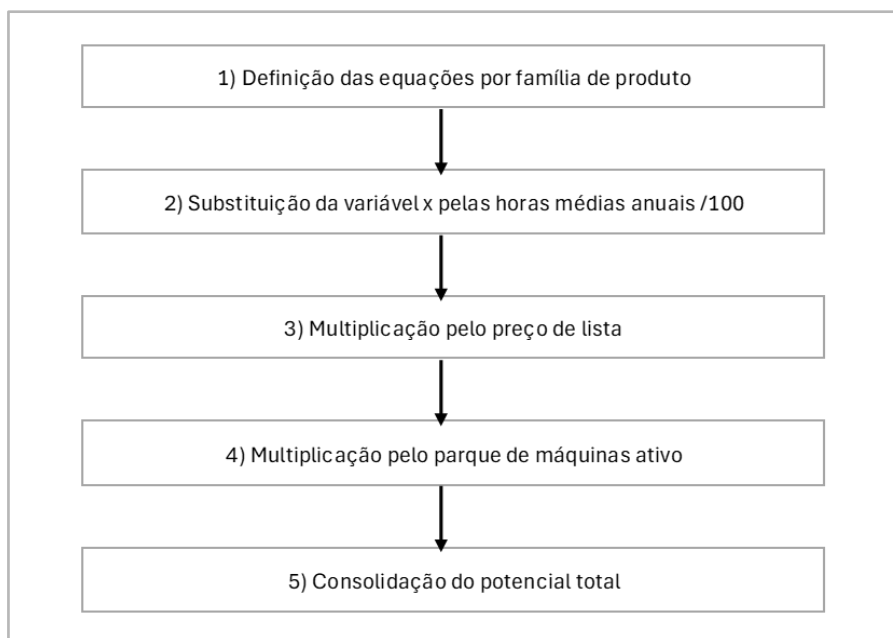


Fonte: Elaborado pelas autoras (2025)

Finalmente, com todas as equações definidas, foi possível substituir o x pelas horas médias anuais de operação dos equipamentos e dividir por 100 para se chegar até o percentual estimado de necessidade de manutenção. Assim, ao multiplicar esse percentual pelo preço de lista e pelo número de máquinas ativas por região foi possível obter o potencial total de vendas de peças em valores monetários.

O processo descrito acima está sintetizado na figura 1:

Figura 1 — Fluxograma do cálculo do potencial de vendas



Fonte: Elaborado pelas autoras (2025)

Cabe ressaltar, antes de avançar, que que na metodologia do autor, cujo público-alvo são agricultores, foram utilizadas na consolidação da tabela horas acumuladas (vida útil), ao passo que na implementação corporativa, a empresa utilizou médias anuais. Essa diferença conceitual entre “fluxo anual” e “estoque acumulado” é uma possível fonte de viés, aspecto que será aprofundado nas Seções 4.3 e 4.4.

3.4 FERRAMENTA DE ANÁLISE

Para o desenvolvimento dessa análise foram utilizadas três ferramentas principais:

- 1) Excel, para organização inicial dos dados e validação do modelo adaptado de Edwards (2015);
- 2) *Power BI*, para consolidação das bases de dados, cruzamentos de informações (parque de máquinas, dados de telemetria e preços de lista), além de elaboração de medidas, tratamento de dados e visualização dos resultados de potencial por região.

- 3) *Python*, para automatização da regressão polinomial, utilizando as bibliotecas NumPy, Scikit-Learn e Matplotlib, que possibilitaram cálculos, geração de gráficos e verificação da curvatura das funções de custo.

Essa integração entre Excel, *Power BI* e *Python* foi muito importante, pois assegurou maior precisão e agilidade, reduzindo erros manuais e permitiu a replicação das análises para todas as famílias de produtos de forma prática. Desse modo, a partir da consolidação e tratamento dos dados do parque de máquinas, telemetria, preços de lista e fatores de manutenção nessas ferramentas, foi possível seguir com a aplicação do modelo matemático propostos por Edwards (2015) estimativas de potencial de vendas regionalizadas até mesmo a nível de loja.

Sendo assim, no próximo capítulo, essas estimativas serão analisadas detalhadamente a fim de avaliar de forma crítica a aplicabilidade do modelo ao contexto empresarial do pós-vendas, e não apenas ao cálculo de TCO de produtores rurais, como originalmente foi proposto pelo autor.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Esta seção apresenta os resultados da aplicação prática do método de Edwards (2015), atualmente utilizada pela empresa para estimar o potencial de venda de peças. A análise contempla tanto os percentuais calculados para cada família de máquinas quanto a consistência desses valores à luz da literatura e da realidade operacional do setor.

4.1 SÍNTESE DO PROCESSAMENTO DOS DADOS

Para ser feito o processamento dos dados deste estudo, quatro insumos sustentaram as estimativas de potencial:

1. Parque de máquinas ativo (últimos dez anos);
2. Média anual de utilização (horas) por família a partir de telemetria;
3. Preços de lista atualizados por modelo e região;
4. Percentuais acumulados de custo de reparo (Apêndice B) extraídos de Edwards (2015)

Assim, esses insumos foram consolidados no *Power BI*, e as curvas de custo foram ajustadas via regressão polinomial de 2º grau em *Python*. Em seguida, substituiu-se x pelas horas médias anuais de operação por família, o que permitiu a obtenção de um percentual estimado de manutenção sobre o valor do preço de lista de cada um dos produtos conforme demonstrado na Tabela 1. Por fim, multiplicaram-se esses percentuais pelo preço de lista e pelo número de máquinas ativas para estimar o potencial de vendas por família de produto e região.

Tabela 1- Resultados percentuais da aplicação do modelo de Edwards

Produto	Média de horas	a	b	b₂	Percentual
Colhedora de Cana	3342,24	-1,75	0,0415	0,00001932	352,67%
Colhedora de Algodão	1067,32	-0,3833	0,0005	0,000004756 0,000004756	5,62%
Colheitadeira Grande	633,83	-0,1667	0	0,000001938	0,97%
Colheitadeira Pequena	414,08	-0,1667	0		0,32%
Forageira	834,36	-0,3667	0,0003	0,000002778	1,92%
Forageira - Frente	834,36	-0,3833	0,0016	0,000002946 0,000004280	30,79%
Plantadeira (Linhas)	607,04	0,1833	-0,0026		11,28%
Plataforma de Corte	594,68	1,7833	0,0003	0,000003447	9,39%
Plataforma de Milho	594,68	1,7833	0,0003	0,000002150	9,39%
Pulverizador	917,62	0	0,0362	0,000000805	39,97%
Trator (Tração nas Duas Rodas)	964,9	0,3333	0	0,000000712	1,00%
Trator (Tração nas Duas Rodas)	1213,51	0	0,0003	0,000000273	0,76%
Média					10,13%

Fonte: Elaborado pelas autoras (2025)

Em síntese, os números de cada uma das variáveis apresentados na Tabela 1 foram obtidos a partir dos parâmetros de referência propostos por Edwards (2015), que serviram de base para o desenvolvimento das funções. Nessa perspectiva, considerando que as variáveis da Equação 4 estão descritas na Tabela 1, ao substituir os valores correspondentes à colhedora de cana, obtém-se equação 5, que resulta em um percentual de 352,67%, conforme demonstrado a seguir:

$$y = a + b_1x_1 + b_2(x_2)^2 \quad (4)$$

$$y = -1,75 + 0,0414 \cdot 3342,24 + 0,0001 \cdot (3342,24)^2 = 352,67\% \quad (5)$$

4.2 RESULTADOS OBTIDOS

Os resultados da aplicação do método de Edwards (2015) indicaram que, após o processamento dos dados e a geração das equações, a maioria dos percentuais de custo acumulado de reparo apresentou consistência, conforme a coluna “Percentual” na tabela 1, sugerindo certo alinhamento com um comportamento padronizado. Contudo, observou-se desvios que merecem atenção: o pulverizador obteve percentual de 39,97%, a peça da frente da forrageira, que apresentou um percentual de 30,79%, também acima do intervalo típico e, principalmente, a colhedora de cana que atingiu 352,67% (vide Tabela 1). Observa-se que a mediana dos percentuais se situa em torno de 1,9%, valor esse que representa o comportamento central da maior parte das máquinas analisadas.

Tendo em vista o processo de cálculo do modelo (Figura 1), no qual os percentuais foram multiplicados pelo preço de lista para obtenção do custo unitário de manutenção por máquina, verifica-se que a colhedora de cana apresentou um valor aproximadamente três vezes superior ao custo de aquisição de uma máquina nova, um cenário pouco plausível e distante da realidade operacional. Ainda que, conforme evidenciado na revisão de literatura, a Conab afirme que os custos com depreciação são mais elevados no segmento de cana-de-açúcar, a média de depreciação gira somente entre 12% e 15%. O que, portanto, reforça ainda mais essa inconsistência nos resultados obtidos.

De modo semelhante, o percentual de 39% para o pulverizador, embora menos extremo que o da colhedora, também se mostra questionável. Mesmo que pulverizadores demandem manutenção em componentes críticos, como barras e sistemas hidráulicos, o percentual obtido permanece elevado frente aos demais equipamentos.

Além disso, ao analisar a peça da frente da forrageira, o percentual de 30,79% também está acima da média do intervalo, considerando que, ao não utilizar para cálculo o valor destoante da colhedora de cana observa-se que a média dos percentuais se situa em torno de apenas 10,3%. À primeira vista, esse valor elevado poderia parecer justificável por se tratar de um componente com maior desgaste e custo relativamente menor, o que tende a elevar a proporção de reparos em relação ao preço de lista. No entanto, quando comparado a outros itens igualmente sujeitos a desgaste, como as plataformas de corte e de milho, que apresentam percentuais de apenas 9,39%, essa diferença torna-se menos coerente, sugerindo a necessidade de uma análise mais aprofundada para verificar possíveis inconsistências também.

Ou seja, o percentual do pulverizador, bem como da peça da frente da forrageira e da colhedora de cana se configuram como outliers em relação à distribuição geral, podendo indicar problemas com a métrica ou qualidade dos dados. Nesse sentido, fazendo agora uma leitura crítica dos percentuais elevados, é possível sugerir 3 causas estruturais e contextuais que influem nos resultados:

1. A inexistência de uma curva específica para colhedora de cana no estudo de em Edwards (2015) levou ao uso da colhedora de beterraba sacarina por ser a família de produto com maior similaridade. Embora haja proximidade funcional, trata-se de sistemas operando sob ambientes de severidade e intensidades de uso muito diferentes. No Brasil, colhedoras de cana frequentemente apresentam elevada utilização anual. Segundo dados da empresa, a média de utilização atinge mais de 3.300 horas/ano, impactando diretamente no custo marginal de manutenção. Já a beterraba, é cultivada em contextos diferentes, tendendo a operar com janelas e ciclos menores. Portanto, essa não equivalência de dados tende a superdimensionar a curva quando transposta para a realidade da cana no país.
2. O modelo, em sua concepção original, está mais voltado ao atendimento da demanda de gerenciamento de custos de propriedade do agricultor, com o objetivo de estimar o momento ideal para vender ou manter o equipamento, considerando a depreciação e os gastos acumulados com manutenção ao longo da vida útil. Dessa forma, o modelo contempla apenas o desgaste progressivo, sem incorporar recuperações parciais dos componentes decorrentes de manutenções preventivas ou corretivas realizadas periodicamente.
3. A heterogeneidade de portfólio e perfis de uso nas famílias de produto, como por exemplo número de linhas de plantadeiras, configurações de plataformas, perfil do cliente e segmento que atuam resultam em um uso severo ou leve de acordo também

com a topografia, solo e calendário agrícola, impactam de forma direta o desgaste. Ou seja, modelos que não estratificam por perfil operacional e sazonalidade tendem a produzir médias que distorcem projeções

Sendo assim, os resultados indicam que o comportamento geral é coerente com a literatura clássica utilizada como base para este estudo, (Edwards, 2015; Lips; Burose, 2012), pois houve crescimento proporcional dos custos em função das horas de uso, confirmando a relação esperada entre desgaste e intensidade operacional. Contudo, a tentativa de aplicação direta das curvas de referência dos produtos sem ajustes ao contexto brasileiro é limitada, sobretudo em equipamentos de uso extremo. Ademais, erros de aproximação, hipóteses simplificadoras e parametrização no BI podem explicar os outliers observados.

Nesse sentido, no que tange ao cálculo do potencial de vendas, esses fatores impactam significativamente os resultados. Uma vez que percentuais superestimados inflam as projeções, levam a metas irreais, alocação inadequada de estoque e fragilidade no planejamento estratégico. E em termos táticos, isso gera viés nas campanhas e pode impor pressão indevida sobre concessionárias com mix distinto de segmentos, comprometendo a eficiência comercial.

Embora o método adaptado de Edwards (2015) apresente coerência com a literatura sobre custos acumulados, sua aplicação permanece restrita a uma lógica estática, baseada em médias e regressões polinomiais. Essa abordagem não incorpora variáveis estratégicas destacadas na revisão, como a integração com sistemas CRM para capturar perfis de uso (Lam et al., 2020), nem considera a imprevisibilidade das falhas operacionais e a heterogeneidade regional (Cohen et al., 2006). Além disso, não explora técnicas preditivas avançadas propostas por Qiu (2022), que demonstraram ganhos expressivos de acurácia e trazem variáveis importantes como a sazonalidade e dados não rotulados utilizando IA.

Portanto, embora útil como ponto de partida, o método carece de profundidade analítica para atender às exigências da Agricultura 4.0, onde previsões dinâmicas e personalizadas tem se tornado cada vez mais relevante para otimizar estoques, reduzir incertezas e alinhar estratégias comerciais as condições reais do mercado.

4.4 CONFORMIDADE DOS RESULTADOS OBTIDOS

A fim de aprofundar esta análise, esta seção apresenta a comparação entre os resultados obtidos neste estudo e aqueles gerados pela empresa, ambos fundamentados no método de Edwards (2015). Convém esclarecer que, embora a empresa tenha declarado utilizar o mesmo método como

referência, a implementação realizada em sua calculadora de potencial em Excel apresentou diferenças relevantes em relação ao modelo aplicado neste trabalho, que utilizou de maneira rigorosa as informações da tabela do estudo (Apêndice B) e construiu o modelo de calculadora no *Power BI*.

Apesar de termos considerado o mesmo parque de máquinas, médias de horas e preços de lista da máquina, os resultados de potencial estavam divergindo, indicando que houve alguma mudança nos percentuais de necessidade de manutenção calculados pela empresa. Essa divergência sugere que as equações originais foram modificadas ou simplificadas. Desse modo, para verificar essa hipótese, foi confrontado as fórmulas utilizadas por ambas as abordagens, conforme detalhado na Tabela 2 a seguir:

Tabela 2 – Tabela comparativa de fórmulas presentes em controles internos da empresa e de aplicação ao modelo de Edwards

Famílias de Produto	Tabela da Empresa	Percentuais encontrados	Modelos do Estudo	Percentuais encontrados
Colhedora de algodão	$y=((0,0071 \cdot x_2^2)-(0,0148 \cdot x_1)+0,0091)/100000$	8,07%	$y=(-0,3834+(5,48 \times 10^{-4}) \cdot x_1+(4,756 \times 10^{-6}) \cdot x_2^2) / 100$	5,62%
Colhedora de cana	$y=((0,0071 \cdot x_2^2)-(0,0148 \cdot x_1)+0,0091)/1000000$	7,93%	$y=(-1,75+0,0414 \cdot x_1+0,0001 \cdot x_2^2) / 100$	352,67%
Colheitadeira grande	$y=((0,0071 \cdot x_2^2)-(0,0148 \cdot x_1)+0,0091)/100000$	2,84%	$y=(-0,166+0,0000 \cdot x_1+0 \cdot x_2^2) / 100$	0,97%
Colheitadeira pequena	$y=((0,0071 \cdot x_2^2)-(0,0148 \cdot x_1)+0,0091)/100000$	1,21%	$y=(-0,166+0,0000 \cdot x_1+0 \cdot x_2^2) / 100$	0,32%
Forageira	$y=((0,0071 \cdot x_2^2)-(0,0148 \cdot x_1)+0,0091)/100000$	4,93%	$y=(-0,3667+0,0003 \cdot x_1+0 \cdot x_2^2) / 100$	1,92%
Forageira - frente	$y=((0,0071 \cdot x_2^2)-(0,0148 \cdot x_1)+0,0091)/100000$	4,93%	$y=(-0,3834+0,0017 \cdot x_1+0,0001 \cdot x_2^2) / 100$	30,79%
Plantadeira (linhas)	$y=((0,0071 \cdot x_2^2)-(0,0148 \cdot x_1)+0,0091)/100000$	2,61%	$y=(0,1834-0,0026 \cdot x_1+0,0001 \cdot x_2^2) / 100$	11,28%
Plataforma de corte	$y=((0,0071 \cdot x_2^2)-(0,0148 \cdot x_1)+0,0091)/100000$	2,50%	$y=(1,7834-0,0096 \cdot x_1+0 \cdot x_2^2) / 100$	9,39%
Plataforma de milho	$y=((0,0071 \cdot x_2^2)-(0,0148 \cdot x_1)+0,0091)/100000$	2,50%	$y=(1,7834-0,0096 \cdot x_1+0 \cdot x_2^2) / 100$	9,39%
Pulverizador	$y=((0,0071 \cdot x_2^2)-(0,0148 \cdot x_1)+0,0091)/100000$	5,96%	$y=(-3,18334+0,0362 \cdot x_1+0 \cdot x_2^2) / 100$	39,97%
Trator Tração nas duas Rodas	$y=((0,0071 \cdot x_2^2)-(0,0148 \cdot x_1)+0,0091)/100000$	6,60%	$y=(0,3334-0,0001 \cdot x_1+0 \cdot x_2^2) / 100$	1,00%
Trator Tração nas quatro Rodas	$y((((0,0071 \cdot x_2^2)-(0,0148 \cdot x_1)+0,0091)/100000) \cdot 0,9$	9,39%	$y=(-0,5334+0,0003 \cdot x_1+0 \cdot x_2^2) / 100$	0,76%

Fonte: Elaborado pelas autoras (2025)

Dessa forma, a análise detalhada revelou que a empresa aplicou uma fórmula padronizada para todas as famílias de produto, o que não está alinhado ao método de Edwards, que prevê fórmulas específicas para cada tipo de máquina devido às diferenças no nível de desgaste ao longo do tempo. Entretanto, apesar da padronização, foram identificados ajustes manuais em dois casos:

1. Na colhedora de cana, houve alteração no fator de escala, no qual foi feita uma divisão por 10.000.000 em vez de 1.000.000 como nos demais;
2. Nos tratores com tração nas quatro rodas foi inserido um fator multiplicativo de 0,9, que não possui respaldo na literatura original.

Esses ajustes indicam que a empresa buscou adaptar os cálculos à sua realidade operacional e ao conhecimento empírico sobre o portfólio, porém sem critérios técnicos formalizados, o que resultou em percentuais muito discrepantes.

4.5 LIMITAÇÕES OPERACIONAIS DO MODELO

Nessa seção sobre as limitações operacionais do modelo, cabe salientar que mesmo que este estudo e a empresa aplique fidedignamente esse modelo, conforme comentado na seção 4.3, o método apresenta restrições que reduzem sua aderência ao contexto brasileiro.

A começar pela origem internacional das curvas. Os percentuais utilizados neste estudo, conforme o Apêndice B, foram construídos com base em dados norte-americanos, em condições de uso muito diferentes das brasileiras, gerando possíveis distorções. Além disso, no estudo não apresentou dados de curvatura para a colhedora de cana e foi necessário fazer uma adaptação com a colhedora de batata sacarina, que não é parâmetro de referência ideal. Para garantir precisão, seria necessário um estudo empírico nacional que valide ou ajuste essas curvas.

O modelo também assume que o desgaste é integralmente acumulativo, ignorando recuperações após manutenções preventivas ou corretivas. Essa simplificação pode acabar inflando os custos projetados e, conseqüentemente, o potencial de vendas.

Outro ponto relevante é que não há consideração para fatores como perfil do cliente, sazonalidade, topografia ou qualquer outra heterogeneidade específica de acordo com a região. Desse modo tal falta de granularidade limita a capacidade do método de refletir a realidade operacional e traz uma média geral de resultados

Em suma, podemos afirmar que com essas limitações tem-se um impacto direto nas projeções de potencial de vendas. Essas limitações podem levar à superestimação ou subestimação de custos

em algumas famílias de produto, comprometendo a definição de metas, a alocação de estoques e a comparabilidade entre regiões.

4.6 VANTAGENS E DESVANTAGENS DA ABORDAGEM

A principal virtude do modelo está na simplicidade e no baixo custo de aplicação, uma vez que requer apenas três insumos básicos: a média de horas anuais de uso, o preço de lista das máquinas e os fatores acumulados de reparo e manutenção. Essa característica torna o modelo altamente acessível para empresas que dispõem de bases de dados limitadas, permitindo uma primeira aproximação coerente e replicável.

Além disso, o método apresenta consistência com o comportamento teórico esperado, refletindo a dinâmica de desgaste gradual e o crescimento não linear dos custos de manutenção ao longo do tempo, conforme demonstrado por Lips e Burose (2012). Sua estrutura analítica, baseada em regressão polinomial de segundo grau, também confere transparência e reprodutibilidade, o que possibilita que as equações sejam facilmente implementadas em softwares amplamente utilizados, como Excel, *Python* ou *Power BI*, o que reforça a acessibilidade.

Entretanto, apesar de sua utilidade prática, a abordagem apresenta desvantagens que limitam sua precisão e aplicabilidade ao contexto brasileiro. Em primeiro lugar, o modelo foi desenvolvido a partir de dados internacionais, sem calibração local. Essa limitação é especialmente crítica para o mercado nacional, cuja intensidade de uso das máquinas é mais elevada, o que acarreta uma tendência à superestimação dos custos de manutenção e, por consequência, do potencial de vendas, um efeito particularmente perceptível em cultivos de alta severidade, como o da cana-de-açúcar. Soma-se a isso o fato de o estudo de Edwards (2015) não contemplar curvas específicas para colhedoras de cana, exigindo a adaptação de parâmetros de equipamentos análogos, como colhedoras de beterraba sacarina, o que reduz a fidedignidade das projeções.

Outra limitação relevante é a ausência de estratificação por perfil de cliente, segmento e sazonalidade. A utilização de médias gerais desconsidera a heterogeneidade operacional entre regiões e culturas, produzindo resultados que, embora coerentes em tendência, carecem de granularidade analítica para suportar decisões estratégicas. Além disso, o modelo não incorpora o efeito das manutenções preventivas e corretivas realizadas ao longo da vida útil dos equipamentos, tratando o desgaste como integralmente acumulativo. Essa suposição ignora a recuperação parcial de desempenho após cada intervenção técnica, inflando os custos projetados e afastando as estimativas do comportamento real observado em campo.

Dessa forma, embora o método apresente mérito por sua clareza, replicabilidade e adequação como ferramenta inicial de diagnóstico, sua adoção isolada pode levar a conclusões distorcidas quando aplicada a contextos operacionais de alta variabilidade. A literatura recente sugere que essas limitações podem ser superadas com a integração de modelos analíticos mais sofisticados, baseados em sistemas de CRM e aprendizado de máquina, conforme defendem Lam et al. (2020) e Qiu (2022). Tais métodos permitem capturar padrões sazonais, perfis de uso específicos e relações não lineares entre variáveis, aprimorando significativamente a capacidade preditiva e tornando o planejamento de vendas mais dinâmico e aderente à realidade da Agricultura 4.0.

Em síntese, a abordagem empírica de Edwards (2015) e Lips e Burose (2012) mantém relevância como estrutura conceitual de referência, mas sua plena aplicabilidade depende da combinação com modelos preditivos e bases integradas de dados operacionais. A incorporação dessas ferramentas modernas amplia a precisão das estimativas e consolida o pós-vendas como pilar estratégico do desempenho organizacional.

A seguir o Quadro 2 apresenta um comparativo que resume bem todos os pontos elencados acima:

Quadro 1 – Comparação entre Vantagens e Desvantagens do Modelo Utilizado

Vantagens	Desvantagens
Aplicação simples e baixo custo de dados, útil como estimativa inicial	Aderência limitada no contexto brasileiro sem calibração local
Coerência com o padrão de desgaste crescente descrito pela literatura	Superestimação em cenários de alta intensidade (ex: cana-de-açúcar; pulverizadores)
Equações replicáveis em Excel, <i>Python</i> ou <i>Power BI</i>	Ausência de referência específica para colhedoras de cana
Modelo transparente, permitindo análises e comparações entre famílias de produto	Falta de estratificação por cliente, região ou sazonalidade
Estrutura que facilita padronização de cálculos corporativos	Não considera recuperação do desgaste após manutenções preventivas

Fonte: Elaborado pelas autoras (2025)

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo teve como objetivo analisar e validar o método utilizado pela empresa para cálculo de potencial de venda de peças de reposição para maquinário agrícola, por meio da aplicação prática do modelo empírico de Edwards (2015), originalmente desenvolvido para estimar custos de reparo e manutenção de agricultores. Buscou-se verificar a aderência do método à realidade brasileira e propor aprimoramentos que aumentassem a precisão das projeções corporativas.

A análise dos resultados confirmou que o modelo mantém coerência estrutural e teórica, reproduzindo o comportamento de desgaste não linear e o acréscimo progressivo de custos proporcional ao uso, conforme descrito também por Lips e Burose (2012). Assim, pode ser utilizado como método preliminar para estimativas iniciais. Contudo, a aplicação direta das equações às bases corporativas gerou distorções, especialmente em culturas de uso intensivo, como a cana-de-açúcar. Esses desvios decorrem, principalmente, da ausência de calibração local, que só poderia ser sanada por meio de um estudo empírico nacional em diferentes regiões, o que não foi possível neste trabalho, mas cuja necessidade fica evidenciada.

Com base nesses achados, recomenda-se que a empresa, para tornar o método mais aderente à realidade brasileira, inclua um fator de recuperação de desgaste pós-manutenção preventiva ou corretiva, representando a fração de desgaste a cada ciclo, aproximando as projeções ao comportamento operacional real e reduzindo distorções nas previsões de vendas.

Outra recomendação é a integração de um sistema de CRM analítico, capaz de consolidar dados de manutenção, horas trabalhadas e vendas de peças de forma individualizada. Essa ferramenta permitiria atualizar automaticamente os parâmetros de desgaste e acompanhar as frotas, identificando padrões por cliente, região ou cultura. A literatura recente (Lam et al., 2020; Melo, 2018) destaca que a integração entre CRM e Business Intelligence amplia a precisão das previsões e melhora o alinhamento entre áreas técnica e comercial, especialmente em mercados de alta variabilidade.

Além disso, em uma perspectiva de inovação, apesar dos desafios estruturais relacionados à baixa conectividade em áreas remotas, recomenda-se investir em tecnologias que viabilizem a migração gradual para modelos preditivos baseados em aprendizado de máquina, como os propostos por Qiu et Al. (2023). Esses modelos, ao combinar técnicas de clustering e redes neurais otimizadas, demonstram elevado desempenho em demandas intermitentes e sazonais, permitindo identificar padrões ocultos nos dados e aprimorar o planejamento de estoques e a capacidade de resposta da empresa.

Por fim, ressalta-se que o avanço das práticas de previsão no pós-venda agrícola depende da combinação entre métodos estatísticos clássicos e tecnologias de análise preditiva, sustentada por

dados de campo confiáveis e atualizados. Essa integração permitirá à empresa construir uma base sólida de inteligência de mercado, capaz de orientar melhor as decisões estratégicas, além de fortalecer indiretamente o relacionamento com os *Stakeholders* e consolidar uma gestão de pós-vendas mais eficiente e alinhada aos princípios da Agricultura 4.0.

REFERÊNCIAS

- BANCO CENTRAL DO BRASIL (BCB). **Histórico das cotações**. Brasília: BCB, 2025. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/historicocotacoes>>. Acesso em: 7 jul. 2025.
- CEPEA. **PIB do Agronegócio Brasileiro**. Piracicaba: CEPEA/ESALQ-USP, 2025. Disponível em: <<https://www.cepea.esalq.usp.br/br/pib-do-agronegocio-brasileiro.aspx>>. Acesso em: 7 fev. 2025.
- COHEN, M.; AGRAWAL, N.; AGRAWAL, V. **Achieving breakthrough service delivery through dynamic asset deployment strategies**. *Interfaces*, v. 36, n. 3, p. 259-271, 2006. DOI: <<https://doi.org/10.1287/inte.1060.0212>>. Disponível em: <<https://scispace.com/pdf/achieving-breakthrough-service-delivery-through-dynamic-1azz6llzxv.pdf>>. Acesso em: 27 jul. 2025.
- CONAB – **Companhia Nacional de Abastecimento**. Custos de produção agrícola: planilhas de cálculo por cultura e estado. Brasília: CONAB, 2025. Disponível em: <<https://www.gov.br/conab/pt-br/atuacao/informacoes-agropecuarias/custos-de-producao>>. Acesso em: 7 set. 2025.
- CONTINI, Elísio; ARAGÃO, Adalberto Araújo; NAVARRO, Zander. Trajetória do agro. In: CONTINI, Elísio; ARAGÃO, Adalberto Araújo; NAVARRO, Zander **Plataforma Visão de Futuro do Agro**. Brasília, DF: Embrapa, 2022. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/visao-de-futuro/trajetoria-do-agro>>. Acesso em: 22 jul. 2025.
- DE HAAN, D. **Forecasting intermittent spare parts demand: a comparative study of prediction models. 2021**. Master Thesis Eindhoven University of Technology, Eindhoven, 2021. Disponível em: <<https://thesis.eur.nl/pub/60771>>. Acesso em: 29 jul. 2025.
- EDWARDS, W. **Estimated machinery costs. Ag Decision Maker**. Iowa State University Extension and Outreach, 2015. Disponível em: <<https://www.extension.iastate.edu/agdm/crops/html/a3-29.html>>. Acesso em: 3 mai. 2025.
- FERNANDES, A.; OLIVEIRA, P.; QUEIROZ, D.; MANTOVANI, E.; CRUVINEL, P. **Current status and future prospect of the agricultural mechanization in Brazil. AMA – Agricultural Mechanization in Asia, Africa and Latin America**, v. 50, p. 20-28, 2019. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/1110395/current-status-and-future-prospect-of-the-agricultural-mechanization-in-brazil>>. Acesso em: 29 jun. 2025.
- GEORGE, B.; WALKER, R.; MONSTER, J. **Does strategic planning improve organizational performance? A meta-analysis. Public Administration Review**, v. 79, n. 6, p. 810-819, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1111/puar.13104>. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/335172311_Does_Strategic_Planning_Improve_Organizational_Performance_A_Meta-Analysis>. Acesso em: 13 set. 2025.

HOYLE, J.; DINGUS, R.; HOLTON, J. **An exploration of sales forecasting: insights from sales managers and executives.** *Journal of Marketing Analytics*, v. 8, p. 127-136, 2020. DOI: <<https://doi.org/10.1057/s41270-020-00082-8>>. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/342816599_An_exploration_in_sales_forecasting_Sales_managers_and_salesperson_perspectives_2020_Journal_of_Marketing_Analytics_8_127-136_2020_httpsdoiorg101057s41270-020-00082-8>. Acesso em: 10 set. 2025.

HU, Q.; BOYLAN, J. E.; CHEN, H.; LABIB, A. **OR in spare parts management: a review.** *European Journal of Operational Research*, v. 266, n. 2, p. 395-414, 2018. DOI: <<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.07.058>>. Disponível em: <https://pure.port.ac.uk/ws/portalfiles/portal/7631702/OR_in_Spare_Parts_Management_post_print_1.pdf>. Acesso em: 23 jul. 2025

JARDINE, A. K. S.; LIN, D.; BANJEVIC, D. **A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance.** *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 20, n. 7, p. 1483-1510, 2006. DOI: <<https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.09.012>>. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0888327005001512>>. Acesso em: 25 ago. 2025.

LAM, H.; TSANG, Y.; WU, C.; TANG, V. **Data analytics and the P2P cloud: an integrated model for strategy formulation based on customer behaviour.** *Peer-to-Peer Networking and Applications*, v. 14, p. 2600-2617, 2020. DOI: <<https://doi.org/10.1007/s12083-020-00960-z>>. Disponível em: <<https://research.polyu.edu.hk/en/publications/data-analytics-and-the-p2p-cloud-an-integrated-model-for-strategy/>>. Acesso em: 19 set. 2025.

LIPS, M.; BUROSE, F. **Repair and maintenance costs for agricultural machines: key factors influencing farmers' decisions.** *International Journal of Agricultural Management*, v. 5, n. 2, p. 45-58, 2012. Disponível em: <<https://ageconsearch.umn.edu/record/149750/?v=pdf>>. Acesso em: 23 jun. 2025.

LOWENBERG-DEBOER, J.; ERICKSON, B. **Setting the record straight on precision agriculture adoption.** *Agronomy Journal*, v. 111, n. 4, p. 1552-1569, 2019. DOI: 10.2134/agronj2018.12.0779. Disponível em: <<https://files.core.ac.uk/download/pdf/288197063.pdf>>. Acesso em: 19 ago. 2025.

LUCHT, D.; et al. **Hybrid approach for material demand forecasting.** In: *Conference on Production Systems and Logistics*, p. 1-12, 2022. DOI: <<https://doi.org/10.15488/12179>>.

MELO, Felipe Corrêa de. **Estudo de caso de controle estatístico e análise de falhas em frota de máquinas agrícolas.** 2018. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Automotiva) Universidade de Brasília, Brasília. Disponível em: <https://bdm.unb.br/bitstream/10483/20769/1/2018_FelipeCorreaDeMelo_tcc.pdf>. Acesso em: 7 set. 2025.

MILETIĆ, V.; GRUBOR, A.; ĆURČIĆ, N. **After-sales services - a significant performance competitive advantage of organizations.** *Ekonomika*, v. 68, n. 2, p. 43–54, 2022. DOI: <<https://doi.org/10.5937/ekonomika2202043m>>. Disponível em: <<https://scindeks.ceon.rs/Article.aspx?artid=0350-137X2202043M>>. Acesso em: 10 jun. 2025.

MIRČEVSKI, M. **Analysis of optimal costs for reserves of spare parts for agricultural machines.** *Ekonomika Poljoprivrede*, v. 65, n. 4, p. 1301-1314, 2018. Disponível em: <<https://scindeks.ceon.rs/article.aspx?artid=0352-34621801081M>>. Acesso em: 10 jun. 2025.

PEREIRA, Daniel Filipe; OLIVEIRA, José Fernando; CARRAVILLA, Maria Antónia. **Tactical sales and operations planning: a holistic framework and a literature review of decision-making models.** *International Journal of Production Economics*, v. 228, e107695, 2020. DOI: <<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2020.107695>>. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0925527320300852>>. Acesso em: 19. set. 2025.

QIU, Y.; XU, L.; XIE, X.; WANG, J. **Data Classification and Demand Prediction Methods Based on Semi-Supervised Agricultural Machinery Spare Parts Data.** *Agriculture*, v. 13, p. 1-18, 2023. DOI: <<https://doi.org/10.3390/agriculture13010049>>. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2077-0472/13/1/49>>. Acesso em: 3 ago. 2025.

RAMOS, C. A.; OLIVEIRA, M. A.; SILVA, R. M. **Marketing de relacionamento (CRM): estado da arte, revisão bibliométrica da produção nacional e agenda de pesquisa.** *Revista de Administração Mackenzie*, v. 16, n. 5, p. 127-160, 2015. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/ram/a/CxYsShP5Bsg9fdjjqcmqPsD/>>. Acesso em: 17 set. 2025.

RUFFONI, E. P.; REICHERT, F. M. **Capabilities and innovative performance in the Brazilian agricultural machinery industry.** *Revista Brasileira de Gestão de Negócios*, v. 24, n. 2, p. 275-293, 2022. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/rbgn/a/P5Cj6nLM5MqmrMBtkrrHgKd/?format=pdf&lang=en>>. Acesso em: 20 mai. 2025.

SILVA, Bruna Antunes da; WINCK, César Augustus. **Evolução da quantidade de máquinas e implementos agrícolas nas propriedades rurais brasileiras (1960–2017).** *Revista Visão: Gestão Organizacional*, p. 174-188, jun. 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.33362/visao.v8i1.1934>. Disponível em: <<https://periodicos.uniarp.edu.br/index.php/visao/article/view/1934>>. Acesso em: 10 de mai. 2025.

WANG, Q.; LIU, C.; ZHENG, M.; WANG, D.; PAN, E. **Integrated planning of multiple spare parts inventory, warranty, and service engineers for a service-oriented manufacturer.** *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, v. 22, p. 788-801, 2024. DOI: <<https://doi.org/10.1109/TASE.2024.3354422>>. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/377990400_Integrated_Planning_of_Multiple_Spare_Pa

rts_Inventory_Warranty_and_Service_Engineers_for_a_Service-Oriented_Manufacturer>. Acesso em: 20 ago. 2025.

ZAHNISER, Steven. **What is agriculture's share of the overall U.S. economy?** Economic Research Service (ERS), USDA, 2025. Disponível em: <<https://www.ers.usda.gov/data-products/chart-gallery/chart-detail?chartId=58270>>. Acesso em: 22 jun. 2025.

APÊNDICE A - VIDA ÚTIL DAS MÁQUINAS E IMPLEMENTOS AGRÍCOLAS

Equipamento	Vida útil (horas)	Vida útil (anos)	Uso por ano (horas/ano)
Tratores	10.000	10	1000
Arados	2.000	5	400
Grandes	2.000	5	400
Escarificadores	2.000	5	400
Subsoladores	2.000	5	400
Enxadas Rotativas	2.000	5	400
Semeadoras de sementes miúdas	1.200	5	240
Plantio Direto	1.200	5	240
Plantio Convencional	1.200	5	240
Cultivadores	2.000	5	400
Colhedora de arrasto	8.000	10	800
Colhedora combinada automotriz	8.000	10	800
Colhedora de forragem	2.500	10	250
Ceifadoras	2.000	10	200

Fonte: Embrapa (2022). Adaptado pelas autoras.

**APÊNDICE B - TABELA DE CUSTOS ACUMULADOS DE REPARO COMO
PERCENTUAL DO PREÇO DE LISTA DE UM NOVO EQUIPAMENTO**

Tipo de máquina	Horas Acumuladas									
	1000	2000	3000	4000	5000	6000	7000	8000	9000	10000
Trator com tração nas duas rodas	1%	3%	6%	11%	18%	25%	34%	45%	57%	70%
Trator com tração nas quatro rodas	0%	1%	3%	5%	8%	11%	15%	19%	24%	30%
	200	400	600	800	1000	1.200	1400	1600	1800	2000
Arado de aiveca	2%	6%	12%	19%	29%	40%	53%	68%	84%	101%
Grade de Disco	1%	4%	8%	12%	18%	25%	32%	40%	49%	58%
Disco em tandem	1%	4%	8%	12%	18%	25%	32%	40%	49%	58%
Arado de cinzel	3%	8%	14%	20%	28%	36%	45%	54%	64%	74%
Cultivador de campo	3%	7%	13%	20%	27%	35%	43%	52%	61%	71%
Rastelo	3%	7%	13%	20%	27%	35%	43%	52%	61%	71%
Empacotadora de rolos, triturador	2%	5%	8%	12%	16%	20%	25%	29%	34%	39%
Enxada rotativa	2%	6%	11%	17%	23%	30%	37%	44%	52%	61%
Cultivador de culturas ROW	0%	2%	6%	10%	17%	25%	36%	48%	62%	78%
	200	400	600	800	1000	1.200	1400	1600	1800	2000
Cabeçotes de colheitadeira	0%	2%	4%	8%	14%	21%	30%	41%	54%	69%
Colheitadeira de batata	2%	5%	9%	14%	19%	25%	30%	37%	43%	50%
Segadeira-condicionadora	1%	4%	8%	13%	18%	24%	31%	38%	46%	55%
Segadeira-condicionadora (rotativa)	1%	3%	6%	10%	16%	23%	31%	41%	52%	64%
Ancinho	2%	5%	8%	12%	17%	22%	27%	33%	39%	45%
Enfardadeira retangular	1%	4%	9%	15%	23%	32%	42%	54%	66%	80%
Enfardadeira quadrada grande	1%	2%	4%	7%	10%	14%	18%	23%	29%	35%
Colhedora de forragem (tração)	1%	3%	7%	10%	15%	20%	26%	32%	38%	45%
	300	600	900	1.200	1,5	1.800	2.100	2.400	2700	3000
Colhedora de forragem	0%	1%	2%	4%	7%	10%	13%	17%	22%	27%
Colheitadeira	0%	1%	2%	4%	6%	9%	12%	16%	20%	25%
Enfardadeira	1%	2%	5%	9%	14%	19%	26%	35%	44%	54%
Colheitadeira de algodão	1%	4%	9%	15%	23%	32%	42%	53%	66%	79%
	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
Cortador (foice)	1%	3%	6%	10%	14%	19%	25%	31%	38%	46%
Cortador (rotativo)	0%	2%	4%	7%	11%	16%	22%	28%	36%	44%
Enfardadeira redonda grande	1%	2%	5%	8%	12%	17%	23%	29%	36%	43%
Colheitadeira de beterraba sacarina	3%	7%	12%	18%	24%	30%	37%	44%	51%	59%
Timão rotativo	0%	1%	3%	6%	9%	13%	18%	23%	29%	36%
Plantador de culturas em linha	0%	1%	3%	5%	7%	11%	15%	20%	26%	32%
Broca de grãos	0%	1%	3%	5%	7%	11%	15%	20%	26%	32%
Distribuidor de adubo	3%	8%	13%	19%	26%	32%	40%	47%	55%	63%
	200	400	600	800	1000	1200	1400	1600	1800	2000
Pulverizador tipo barra	5%	12%	21%	31%	41%	52%	63%	76%	88%	101%
Pulverizador de transportadora aérea	2%	5%	9%	14%	20%	27%	34%	42%	51%	61%
Extrator de feijão-enfardadeira	2%	5%	9%	14%	20%	27%	34%	42%	51%	61%
Stalk chopper	3%	8%	14%	20%	28%	36%	45%	54%	64%	74%
Soprador de forragem	1%	4%	9%	15%	22%	31%	40%	51%	63%	77%
Vagão	1%	4%	7%	11%	16%	21%	27%	34%	41%	49%
Vagão de forragem	2%	6%	10%	14%	19%	24%	29%	35%	41%	47%

Fonte: Iowa State University (2015). Adaptado pelas autoras.

APÊNDICE C – QUADRO SCRIPT PYTHON DO MODELO DE REGRESSÃO QUADRÁTICA

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures
from sklearn.linear_model import LinearRegression

# Dados
X = np.array([1000, 2000, 3000, 4000, 5000, 6000, 7000, 8000, 9000, 10000]).reshape(-1, 1)
y = np.array([1, 3, 6, 11, 18, 25, 34, 45, 57, 70])

# Transformação para polinômio de grau 2
poly = PolynomialFeatures(degree=2)
X_poly = poly.fit_transform(X)

# Ajuste do modelo
model = LinearRegression()
model.fit(X_poly, y)

# Predição
y_pred = model.predict(X_poly)

# Visualização dos resultados
plt.scatter(X, y, color='red', label='Observado')
plt.plot(X, y_pred, color='blue', label='Ajuste quadrático')
plt.title('Regressão Quadrática para Trator com Tração nas Duas Rodas')
plt.xlabel('Horas Acumuladas')
plt.ylabel('Percentual')
plt.legend()
plt.show()

# Coeficientes
print("Coeficientes:", model.coef_)
```

Fonte: Elaborado pelas autoras (2025)