AVALIAÇÃO DA DEGRADAÇÃO DE EQUIPAMENTOS EM UMA EMPRESA PRODUTORA DE RESINAS UTILIZANDO CADEIAS DE MARKOV

Hiago da Silva Apolinario – Aluno do Curso de Engenharia Química
Escola Politécnica - PUCRS

Resumo

O desenvolvimento de um modelo de Cadeias de Markov permitiu avaliar a degradação e a perda de capacidade de equipamentos críticos em uma empresa de resinas termoplásticas. Equipamentos como balanças, ensacadeiras, paletizadoras e envolvedoras foram analisados ao longo de 30 anos para calcular a probabilidade de falhas e orientar investimentos em ativos fixos. A matriz de transição estocástica identificou os equipamentos mais suscetíveis a falhas, resultando em um *ranking* de priorização de investimentos. O *ranking* auxilia no planejamento de *retrofits* ou substituições, garantindo a continuidade operacional e a redução de custos. A aplicação do modelo demonstra a relevância de ferramentas preditivas na manutenção e gestão de ativos industriais.

Palavras-chave: Cadeias de Markov, degradação de equipamentos, matriz de transição, *ranking* de priorização.

Abstract

The development of a Markov Chain model enabled the evaluation of degradation and capacity loss of critical equipment in a thermoplastic resin company. Equipment such as scales, bagging machines, palletizers, and wrappers were analyzed over 30 years to calculate failure probabilities and guide investments in fixed assets. The stochastic transition matrix identified the equipment most prone to failures, resulting in an investment prioritization ranking. This ranking supports the planning of retrofits or replacements, ensuring operational continuity and cost reduction. The application of the model highlights the relevance of predictive tools in industrial asset maintenance and management.

Keywords: *Markov Chains, equipment degradation, transition matrix, prioritization ranking.*

1 Introdução

A indústria petroquímica desempenha um papel considerável no desenvolvimento econômico global, fornecendo matérias-primas essenciais para diversos setores, incluindo automotivo, embalagens, construção civil e eletroeletrônicos (JONES; PUJADÓ, 2015).

Equipamentos críticos, como balanças, ensacadeiras, paletizadoras e envolvedoras, são vitais para o fluxo contínuo da produção e para a qualidade dos produtos. O desgaste natural, a obsolescência tecnológica e as falhas operacionais podem reduzir a eficiência dos equipamentos, impactando diretamente a produtividade, os custos operacionais e a satisfação dos clientes (SLACK; BRANDON-JONES; JOHNSTON, 2019).

Neste contexto, a utilização de ferramentas matemáticas avançadas, como as matrizes estocásticas e as cadeias de Markov, tornam-se essenciais para modelar e prever o comportamento dos equipamentos ao longo do tempo. A aplicação dessas técnicas permite não apenas identificar a perda de capacidade, mas também fornecer *insights* valiosos para a tomada de decisões estratégicas relacionadas a investimentos em ativos fixos (ROSS, 2019).

O objetivo deste trabalho é desenvolver um *ranking* de priorização para investimentos em equipamentos nas linhas de ensaque de uma empresa produtora de resinas termoplásticas utilizando modelos baseados em cadeias de Markov para calcular a perda de capacidade dos equipamentos ao longo do tempo. Esse *ranking* servirá como uma ferramenta estratégica para direcionar investimentos em ativos fixos (CAPEX), permitindo à empresa planejar de forma eficaz a substituição ou *retrofit* de máquinas críticas, assegurando a continuidade operacional e mantendo sua competitividade no mercado.

2 Fundamentação teórica

A compreensão dos processos de degradação e a implementação de estratégias de manutenção adequadas são importantes para prolongar a vida útil dos equipamentos e garantir a confiabilidade das operações (BRENEMAN; CHITTARANJAN; LEWIS, 2022). Técnicas matemáticas e estatísticas têm sido amplamente empregadas para modelar e prever a degradação dos equipamentos ao longo do tempo, permitindo o planejamento de ações de manutenção preventiva e corretiva (KULKARNI, 2016).

As cadeias de Markov e as matrizes estocásticas destacam-se como ferramentas poderosas para modelar sistemas onde o estado futuro depende apenas do estado atual, uma propriedade conhecida como "memória sem memória" ou markoviana (ROSS, 2019). Essas técnicas permitem representar os diferentes estados de funcionamento dos equipamentos e as probabilidades de transição entre esses estados, facilitando a previsão da perda de capacidade e a identificação de padrões de degradação (STAUDT et al., 2011).

2.1 Manutenção e degradação de equipamentos

A degradação afeta diretamente a confiabilidade e a disponibilidade dos equipamentos. A confiabilidade refere-se à probabilidade de um equipamento desempenhar sua função sem falhas durante um intervalo de tempo especificado (BRENEMAN; CHITTARANJAN; LEWIS, 2022), enquanto a disponibilidade está relacionada à probabilidade de o equipamento estar operacional quando necessário (SMITH, 2011). A introdução de tecnologias de manutenção preditiva, monitoramento remoto e a integração da Indústria 4.0 têm ampliado as possibilidades de gestão de manutenção, permitindo que as empresas mantenham alta eficiência operacional.

A perda de capacidade de equipamentos industriais ocorre naturalmente ao longo do tempo devido a fatores como desgaste mecânico, obsolescência tecnológica e falhas operacionais (MOBLEY, 2002). Em ambientes industriais de alta demanda, onde o fluxo contínuo de produção é essencial, equipamentos como balanças e ensacadeiras são frequentemente submetidos a cargas de trabalho intensas.

Balanças industriais desempenham um papel fundamental no controle preciso da dosagem de materiais, especialmente em processos de alta demanda, como os de produção de resinas. Em sistemas de pesagem por gravidade, por exemplo, a transferência do material para o recipiente de pesagem ocorre com precisão, graças a avanços na tecnologia eletrônica que garantem medições estáveis, mesmo sob condições de operação intensa (CONCETTI, 2023).

A ensacadeira automatiza o processo de embalagem, contribuindo para a velocidade e eficiência da linha de produção. Problemas nesse equipamento, como falhas no controle de velocidade ou na selagem de embalagens, podem causar paradas não programadas, impactando diretamente a produtividade (GROOVER, 2019).

A paletizadora e a envolvedora, por sua vez, têm funções críticas na logística interna e no transporte dos produtos. A paletizadora organiza as embalagens em paletes para facilitar o armazenamento e o transporte (TOMPKINS et al., 2010). A falha nesse equipamento pode causar desorganização no processo logístico, aumentando o tempo de movimentação e elevando os custos operacionais. A envolvedora, que aplica filmes de proteção aos paletes, garante que os produtos estejam seguros para transporte, evitando danos durante a movimentação (EMMETT, 2005). A degradação dessas máquinas pode comprometer a integridade dos produtos, gerando prejuízos financeiros e problemas de satisfação com os clientes.

2.2 Cadeias de Markov e matrizes estocásticas

As cadeias de Markov são modelos matemáticos que descrevem sistemas em que a transição entre estados ocorre de acordo com probabilidades definidas, e o estado futuro depende exclusivamente do estado atual, não dos estados passados (ROSS, 2019). Essas cadeias são classificadas como processos estocásticos de tempo discreto e espaço de estados discreto (KULKARNI, 2016).

Uma cadeia de Markov é definida por um conjunto de estados $S = \{s_1, s_2, ..., s_n\}$ e uma matriz de transição P, onde cada elemento p_{ij} representa a probabilidade de transição do estado s_i para o estado s_j em um passo de tempo (ROSS, 2019). A matriz P é estocástica, ou seja, cada coluna soma 1, representando a distribuição de probabilidades dos estados futuros (COX; MILLER, 1977).

As cadeias de Markov podem ser homogêneas ou não-homogêneas no tempo. Em cadeias homogêneas, a matriz de transição não varia ao longo do tempo, enquanto em cadeias não-homogêneas, a matriz pode mudar em função do tempo (KULKARNI, 2016). Na manutenção de equipamentos, as cadeias homogêneas são frequentemente utilizadas devido à suposição de que as probabilidades de transição permanecem constantes em períodos curtos (CHEN; TRIVEDI, 2002).

Aplicando as cadeias de Markov à manutenção, os estados podem representar diferentes níveis de desempenho ou condições do equipamento, como: estado operacional normal, degradação leve, degradação severa e falha (STAUDT et al., 2011). A matriz de transição captura a dinâmica da degradação, permitindo calcular a probabilidade de o equipamento estar em um determinado estado em um futuro momento (PAPOULIS,

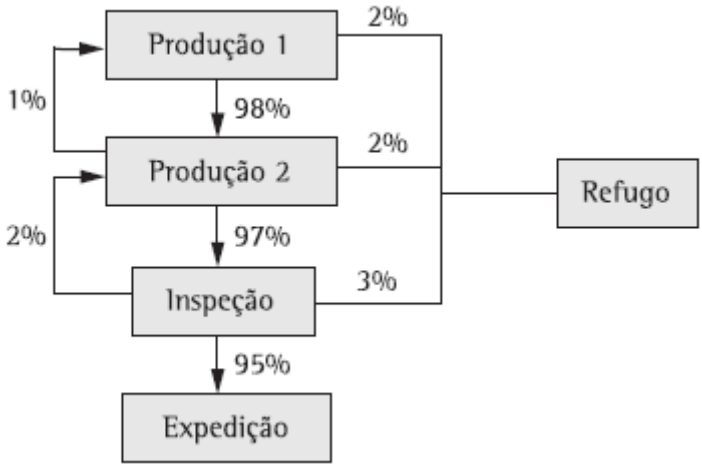
1965).

2.3 Aplicação de cadeias de Markov em linhas produtivas

Staudt et al. (2011) aplicaram as cadeias de Markov em um ambiente produtivo industrial, demonstrando como a matriz de transição pode ser utilizada para calcular a capacidade real necessária para atender à demanda. Esta aplicação prática fornece uma visão robusta sobre o planejamento de investimentos e sobre a necessidade de evitar a sobrecarga dos equipamentos produtivos.

Na Figura 1, é ilustrado um fluxo produtivo com as respectivas probabilidades de transição entre diferentes estados operacionais: Produção 1, Produção 2, Inspeção, Expedição e Refugo. Esse diagrama exemplifica como os processos produtivos podem ser representados estocasticamente, permitindo a análise de ineficiências operacionais, como perdas por refugo e retrabalho, que consomem recursos produtivos. Esses elementos, muitas vezes ignorados em análises tradicionais de capacidade, são incorporados no modelo por meio da matriz de transição (STAUDT et al., 2011).

Figura 1 – Exemplo de um fluxo produtivo com probabilidades de transição.



Fonte: Adaptado de Staudt, F. H.; Coelho, A. S.; Gonçalves, M. B (2011).

A matriz de transição estocástica, representada na Figura 2, organiza as probabilidades de transição entre os estados do sistema de forma tabular. Cada linha representa um estado atual do sistema, enquanto cada coluna indica o estado futuro. Por exemplo, observa-se na matriz que, a partir do estado de Produção 1, há uma probabilidade de 98% de avançar para Produção 2 e 2% de ser direcionado para o estado

de Refugo. Essa estrutura permite não apenas modelar a dinâmica do fluxo produtivo, mas também prever o comportamento futuro do sistema com base em dados históricos

Figura 2 - Matriz de transição estocástica do processo exemplificado na figura 1

$$P = \begin{array}{c} \begin{array}{ccccc} P1 & P2 & I1 & Exp & R \end{array} \\ \left[\begin{array}{ccc:c:c} 0 & 0{,}98 & 0 & 0 & 0{,}02 \\ 0{,}01 & 0 & 0{,}97 & 0 & 0{,}02 \\ 0 & 0{,}02 & 0 & 0{,}95 & 0{,}03 \\ \hdashline 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{array}\right] \end{array} \begin{array}{c} P1 \\ P2 \\ I1 \\ Exp \\ R \end{array}$$

Fonte: Adaptado de Staudt, F. H.; Coelho, A. S.; Gonçalves, M. B (2011).

No diagrama da matriz *P*, cada linha *i* corresponde ao estado atual do sistema, enquanto cada coluna *j* indica o estado futuro. A ordem dos estados atuais deve ser refletida de forma idêntica nas colunas, representando os estados futuros. De acordo com Shamblin e Stevens (1979), a matriz *P* fornece as probabilidades de se encontrar o sistema em determinado estado, considerando todas as condições ou estados iniciais possíveis.

A matriz de transição permite modelar a evolução temporal dos estados dos equipamentos, possibilitando a previsão da probabilidade de um equipamento estar em um determinado estado em qualquer ponto no tempo futuro (WANG; PHAM, 2011). Se um equipamento apresenta uma alta taxa de falhas mecânicas após 10.000 horas de operação, a matriz de transição pode indicar a probabilidade de ocorrer uma falha completa após um certo período, fornecendo uma base quantitativa para o planejamento de sua substituição (CHEN et al, 2018).

A aplicação das cadeias de Markov na análise de perda de capacidade dos equipamentos envolve a definição clara dos estados de desempenho e a construção de uma matriz de transição que capture as probabilidades de transição entre esses estados. No caso das balanças, ensacadeiras, paletizadoras e envolvedoras, essas probabilidades podem ser estimadas com base no histórico de operações da empresa, que inclui dados sobre falhas, manutenção corretiva e preditiva, e horas de operação (MEEKER; ESCOBAR, 1998).

Esse modelo também possibilita a criação de uma estratégia de priorização para investimentos, focado em identificar os equipamentos que apresentam maior risco de

falha e que têm um impacto mais significativo na produtividade e nos custos operacionais. Essa estratégia orienta os investimentos em ativos fixos, permitindo priorização da substituição ou *retrofit* de equipamentos críticos antes que falhas impactem negativamente a produção (CAMPBELL; REYES-PICKNELL, 2015).

2.3.1 Previsão de falhas e análise de vida útil

Ao modelar a probabilidade de transição entre estados de degradação, é possível prever quando um equipamento pode falhar. Isso permite o planejamento de ações de manutenção antes que ocorra uma falha crítica, reduzindo interrupções não programadas (WANG; PHAM, 2011).

As cadeias de Markov permitem estimar a vida útil restante de um equipamento com base em seu estado atual. Essa informação pode ser útil para decisões sobre substituição ou reforma de equipamentos, contribuindo para a otimização dos investimentos (ZHANG et al., 2023).

Além disso, a integração de dados históricos de falhas, manutenção corretiva e preditiva com técnicas avançadas, como aprendizado de máquina, aprimora a precisão das previsões. Essa abordagem permite ajustar os modelos de transição a diferentes padrões de degradação e condições operacionais, adaptando-se melhor à realidade do sistema (MEEKER; ESCOBAR, 1998).

A aplicação de Cadeias de Markov em sistemas complexos com múltiplos estados de degradação também possibilita a análise detalhada do comportamento dos equipamentos ao longo do tempo, como demonstrado por Cox e Miller (1977). a implementação eficaz dessas técnicas exige uma coleta de dados consistente e a capacitação da equipe de manutenção. É essencial que os resultados das previsões sejam corretamente interpretados e transformados em ações práticas para evitar falhas críticas, garantindo maior confiabilidade e vida útil dos equipamentos (BRENEMAN; CHITTARANJAN; LEWIS, 2022).

2.3.2 Criticidade dos equipamentos

Equipamentos críticos são aqueles cuja falha pode causar interrupções significativas na produção, afetar a qualidade ou comprometer a segurança. Identificar esses equipamentos auxilia no direcionamento adequado de investimentos (SHARMA;

KUMAR; KUMAR, 2008).

A avaliação da criticidade dos equipamentos deve considerar múltiplos fatores. Entre eles estão a frequência e severidade das falhas, que priorizam equipamentos com alta taxa de falhas ou cuja falha acarreta grandes perdas operacionais. O tempo médio de reparo (MTTR), que reflete o tempo necessário para restabelecer o funcionamento após uma falha, também impacta diretamente a disponibilidade operacional (MOBLEY, 2002).

Além disso, é fundamental considerar o impacto financeiro das interrupções, já que equipamentos críticos são aqueles cuja falha afeta de forma significativa os custos operacionais ou a receita da organização. Outro fator a ser considerado são os riscos à saúde e segurança, pois equipamentos cuja falha representa perigo aos trabalhadores ou ao meio ambiente requerem maior atenção, muitas vezes exigindo padrões rigorosos de manutenção preventiva (MOUBRAY, 1997).

A integração de modelos matemáticos, como as Cadeias de Markov, possibilita quantificar os riscos associados à degradação de equipamentos críticos. Além disso, o uso de sistemas digitais, como sensores IoT (Internet das Coisas) e softwares de análise preditiva, permite monitorar continuamente a condição dos ativos e antecipar falhas, aprimorando o gerenciamento da criticidade (WANG; PHAM, 2011).

2.4 Priorização de investimentos a partir das cadeias de Markov

A utilização de Cadeias de Markov na modelagem da perda de capacidade dos equipamentos fornece uma base quantitativa para decisões estratégicas relacionadas a investimentos em manutenção e substituição de ativos. Essa abordagem permite prever o comportamento futuro dos equipamentos, priorizando aqueles com maior risco de falha e impacto na produção (AMARAL, 2021). A análise probabilística facilita o planejamento de intervenções preventivas, maximizando a disponibilidade operacional e reduzindo custos associados a paradas inesperadas.

Ao considerar a evolução dos estados de degradação dos equipamentos, as Cadeias de Markov tornam-se uma ferramenta para otimizar a alocação de recursos financeiros. É possível identificar quais ativos requerem atenção imediata e quais podem ser mantidos em operação com baixo risco, assegurando a continuidade da produção e a competitividade da organização (RODRIGUES; CARVALHO, 2001). A aplicação desses modelos também permite calcular custos de manutenção futuros, contribuindo

para decisões mais informadas sobre orçamento e planejamento estratégico (SILVA, 2008).

Além disso, a integração de processos estocásticos com técnicas de análise de risco, como a FMEA (Análise de Modo e Efeito de Falha), potencializa a capacidade de priorizar investimentos. Esses modelos fornecem uma visão abrangente dos impactos das falhas nos sistemas produtivos e ajudam a direcionar recursos para áreas de maior criticidade e retorno operacional (CAMPBELL; REYES-PICKNELL, 2015).

A implementação eficaz dessas estratégias requer uma coleta de dados confiável e a adoção de tecnologias como sensores IoT, que monitoram continuamente o estado dos equipamentos. Isso permite que os modelos de Cadeias de Markov sejam atualizados em tempo real, melhorando a precisão das previsões e o planejamento de ações corretivas e preventivas (WANG; PHAM, 2011).

3 Metodologia

A degradação dos equipamentos ao longo do tempo foi modelada utilizando Cadeias de Markov, aplicadas no contexto de uma empresa produtora de resinas termoplásticas. O desenvolvimento metodológico incluiu a seleção dos equipamentos a serem analisados, seguida pela coleta e análise detalhada de dados operacionais e históricos de manutenção. Com base nessas informações, foram elaboradas a matriz de transição de estados e o vetor de estado inicial. Posteriormente, o modelo foi implementado para estimar a perda de capacidade operacional dos equipamentos, fornecendo subsídios quantitativos para a gestão estratégica dos ativos.

3.1 Seleção dos equipamentos

O critério adotado para a seleção dos equipamentos foi a sua criticidade em relação ao processo produtivo, ou seja, aqueles cuja falha pode ocasionar interrupções significativas na produção. A análise resultou na escolha de balanças, ensacadeiras, paletizadoras e envolvedoras.

3.2 Coleta de dados

Os dados foram coletados a partir de registros históricos de operação e manutenção

dos equipamentos desde a partida inicial, abrangendo um período de 30 anos. Foram analisadas as taxas de falha, que representam a frequência com que os equipamentos apresentam falhas, bem como os tempos de operação, correspondentes à duração total de funcionamento dos equipamentos. A frequência de manutenção preventiva e corretiva também foi considerada, indicando o número de intervenções realizadas em cada equipamento ao longo do período analisado.

Adicionalmente, foram calculados o Tempo Médio Entre Falhas (MTBF), o Tempo Médio para Reparo (MTTR) e os tempos de *setup*. O MTBF é um indicador de confiabilidade que representa o tempo médio de operação antes de uma falha ocorrer, sendo utilizado para avaliar a performance e a confiabilidade dos equipamentos (DHILLON, 2006). O MTTR indica o tempo médio necessário para reparar um equipamento após uma falha, influenciando diretamente a disponibilidade e a eficiência operacional. Os tempos de *setu*p foram considerados para avaliar o impacto das preparações e ajustes dos equipamentos na disponibilidade e na eficiência operacional.

3.3 Construção do modelo de Markov

3.3.1 Degradação ao longo do tempo

A Cadeia de Markov foi aplicada para projetar a degradação de cada equipamento anualmente, ao longo de 30 anos, correspondente ao tempo de operação do equipamento mais antigo com dados disponíveis. Para cada ano, a probabilidade de o equipamento permanecer operacional diminui de acordo com a matriz de transição. Conforme a Equação 1, a probabilidade de um equipamento estar operacional no tempo t é calculada pela multiplicação do vetor de estado inicial pela matriz de transição elevada a t:

$$\pi(t) = \pi(0) \times P^t \qquad (1)$$

Onde:

$\pi(t)$: Probabilidade do equipamento estar operacional no tempo t;
$\pi(0)$: Vetor de Estado Inicial;

P: Matriz de Transição de Estados;

t: Tempo [anos].

3.3.2 Matriz de transição de estados

A matriz de transição de estados $\boldsymbol{P}$ foi construída com base nas probabilidades de falha e de funcionamento contínuo dos equipamentos. Cada elemento P_{ii} da matriz representa a probabilidade de o equipamento i permanecer operacional após um período t.

Conforme ilustra a Figura 3, o vetor de estado inicial $\pi(0)$ reflete a condição inicial dos equipamentos, assumindo que todos estão em pleno funcionamento no tempo zero.

Figura 3 – Vetor de Estado Inicial para cada equipamento

$$\pi(0) = \begin{bmatrix} 1,00000 \\ 0,00000 \\ 0,00000 \\ 0,00000 \end{bmatrix}$$

3.4 Cálculo da perda de capacidade

A Equação 2 apresenta a perda de capacidade L(t) em cada intervalo de tempo, calculada como a diferença entre a probabilidade de operação inicial (1, ou 100%) e a probabilidade de operação no tempo analisado.

$$L(t) = 1 - P_{operacional}(t) \tag{2}$$

Onde:

$L(t)$: Perda de capacidade do equipamento no tempo t;

$P_{operacional}(t)$: Probabilidade do equipamento estar operacional no tempo t.

Além das perdas previstas pelo modelo de Markov, foram consideradas perdas adicionais $L_{adicional}$ relacionadas a ineficiências operacionais, como retrabalho e varredura. De acordo com a Equação 3, a perda total de capacidade $L_{total}(t)$ é calculada somando-se as perdas:

$$L_{total}(t) = L(t) + L_{adicional} \quad (3)$$

Onde:

$L(t)$: Perda de Capacidade;

$L_{adicional}$: Perdas Adicionais.

3.5 *Ranking* de priorização de ativos

O *ranking* de priorização foi fundamentado na perda de capacidade dos equipamentos, calculada pelo modelo de Markov ao longo de 30 anos, com o objetivo de direcionar estudos para *retrofit* ou substituição e auxiliar na organização conforme a disponibilidade de verba. Conforme exemplificado na Tabela 1, equipamentos com perda de capacidade entre 10% e 20% foram considerados pontos de atenção, merecendo monitoramento contínuo para antecipar possíveis intervenções. Aqueles com perda superior a 20% foram classificados como gargalos e priorizados para investimento imediato. Já os equipamentos que não atingiram esses níveis de perda foram considerados não prioritários, permitindo que o foco e os recursos fossem alocados nos ativos mais críticos.

Tabela 1 – Exemplo de *Ranking* de Priorização

Ranking	Planta	Equipamento	Ano máquina	TAG	$P_{operacional}$	Situação
1	Planta 1	Equipamento 1	1999	D240.2	0,500	GARGALO
4	Planta 1	Equipamento 2	1999	PK806B	0,550	GARGALO
5	Planta 1	Equipamento 3	1999	PK807A	0,600	GARGALO
6	Planta 1	Equipamento 4	1999	PK807B	0,650	GARGALO
7	Planta 2	Equipamento 2	2008	D230.3	0,810	PONTO DE ATENÇÃO
8	Planta 2	Equipamento 1	2008	50JA294	0,815	PONTO DE ATENÇÃO
2	Planta 2	Equipamento 4	2008	PK808	0,820	PONTO DE ATENÇÃO
9	Planta 2	Equipamento 3	2008	F241B	0,825	PONTO DE ATENÇÃO
3	Planta 3	Equipamento 3	2012	PK806A	0,910	NÃO PRIORITÁRIO
10	Planta 3	Equipamento 4	2012	PK920A	0,920	NÃO PRIORITÁRIO
12	Planta 3	Equipamento 1	2012	50QPK910	0,930	NÃO PRIORITÁRIO
11	Planta 3	Equipamento 2	2012	PK920B	0,940	NÃO PRIORITÁRIO

4 Resultados

4.1 Matriz de transição de estados para o processo analisado

As Figuras 4 e 5 apresentam, respectivamente, o fluxo produtivo com as probabilidades de transição e a matriz de transição de estados que representa o sistema analisado. A balança exibiu uma probabilidade de 1,00000 (100%) de permanecer operacional, indicando funcionamento contínuo sem falhas previstas. Já a ensacadeira e a paletizadora apresentaram probabilidades de 0,99250 (99,25%) e 0,99046 (99,046%), respectivamente. O equipamento stretch (envolvedora) demonstrou uma probabilidade de 0,99986 (99,986%) de continuar em operação.

Figura 4 – Fluxo produtivo com probabilidades de transição para o processo analisado

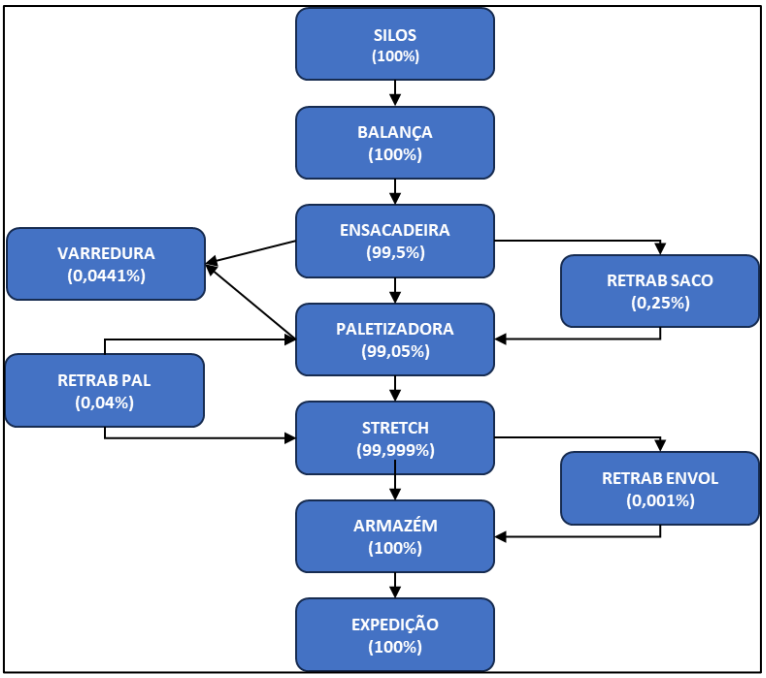


Figura 5 – Matriz de Transição Estocástica para o processo analisado

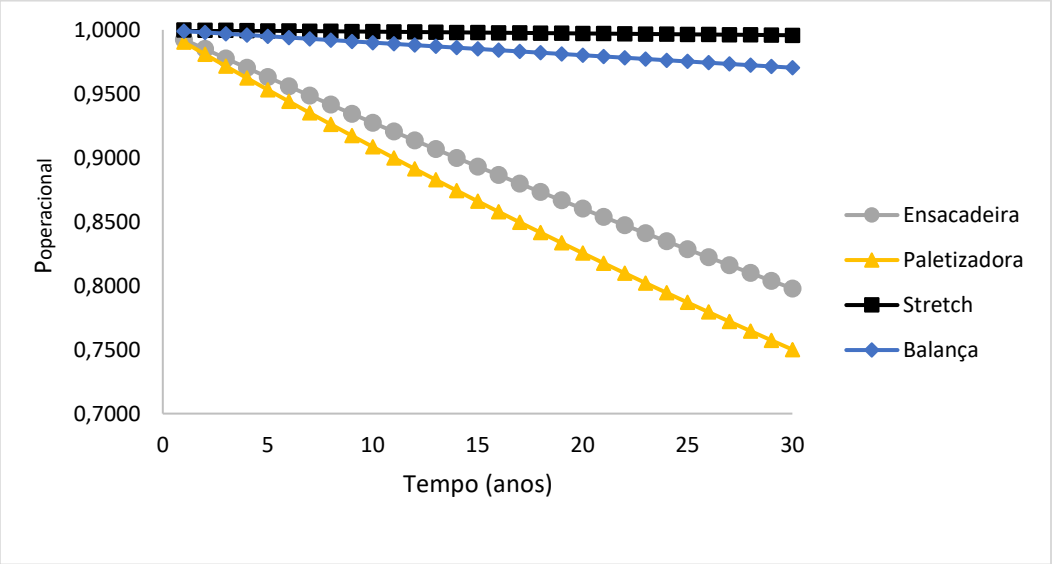
$$P = \begin{bmatrix} \text{Balança} & \text{Ensacadeira} & \text{Paletizadora} & \text{Envolvedora} & \text{Varredura} & \text{Retrab Sacos} & \text{Retrab Paletizadora} & \text{Retrab Envolvedora} \\ 1.00000 & 0.00000 & 0.00000 & 0.00000 & 0.00000 & 0.00000 & 0.00000 & 0.00000 \\ 0.00000 & 0.99250 & 0.00000 & 0.00000 & 0.40650 & 0.00250 & 0.00000 & 0.00000 \\ 0.00000 & 0.00000 & 0.99046 & 0.00000 & 0.59350 & 0.00000 & 0.00040 & 0.00000 \\ 0.00000 & 0.00000 & 0.00000 & 0.99986 & 0.00000 & 0.00000 & 0.00000 & 0.00010 \\ 0.00000 & 0.00000 & 0.00000 & 0.00000 & 0.00004 & 0.00000 & 0.00000 & 0.00000 \\ 0.00000 & 0.00250 & 0.00000 & 0.00000 & 0.00000 & 0.99750 & 0.00000 & 0.00000 \\ 0.00000 & 0.00000 & 0.00950 & 0.00000 & 0.00000 & 0.00000 & 0.99960 & 0.00000 \\ 0.00000 & 0.00000 & 0.00000 & 0.00010 & 0.00000 & 0.00000 & 0.00000 & 0.99999 \end{bmatrix}$$

Esses dados indicam que, enquanto a balança mantém uma probabilidade de funcionamento contínuo sem falhas, os demais equipamentos exibem pequenas probabilidades de transição para outros estados, como retrabalho de sacos no caso da ensacadeira (0,25%) ou retrabalho de paletização no caso da paletizadora (0,95%).

4.2 Análise da degradação ao longo do tempo

A figura 6 representa graficamente as perdas por obsolescência natural dos equipamentos ao longo de 30 anos de operação.

Figura 6 – Análise comparativa da degradação ao longo do tempo



Os resultados indicam uma perda de capacidade progressiva, com destaque para os equipamentos de ensaque e paletização. Após 10 anos, a ensacadeira apresenta uma perda de 7,25%, enquanto a paletizadora registra uma perda de 9,14%. A distribuição detalhada das probabilidades para a primeira década pode ser consultada no Apêndice A. Com 20 anos, essas perdas aumentam para 14,0% na ensacadeira e 17,45% na paletizadora, conforme ilustrado no Apêndice B, que apresenta as probabilidades correspondentes para a segunda década.

Ao final de 30 anos, a degradação acumulada atinge 20,22% na ensacadeira e 24,99% na paletizadora, valores que destacam a necessidade de planejamento para substituição ou *retrofit* desses equipamentos. Os dados detalhados referentes à terceira década encontram-se no Apêndice C, complementando a análise.

4.3 Validação do modelo de Markov

A fim de validar os resultados do modelo de Cadeias de Markov, foi realizado o teste estatístico de qui-quadrado, comparando os valores reais de probabilidade operacional dos equipamentos com os valores calculados pelo modelo para o ano 30 de operação. A Tabela 2 apresenta os dados utilizados no teste.

Tabela 2 – Comparação entre valores reais e calculados das probabilidades de operação

Categoria	Observado	Esperado
Balança	0,9802	0,9704
Ensacadeira	0,7828	0,7978
Paletizadora	0,6833	0,7501
Envolvedora	0,9964	0,9958

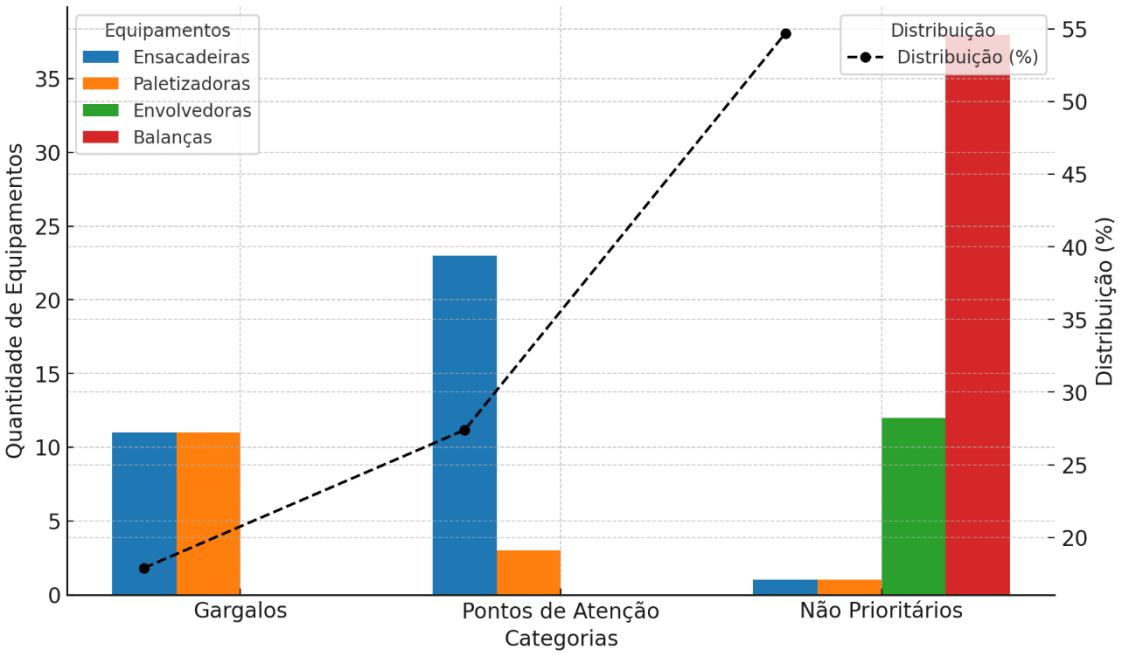
Com base nos dados, a estatística do qui-quadrado calculada foi de 0,0063, sendo muito inferior ao valor crítico de 7,8147, considerando um nível de significância de 5% e 3 graus de liberdade. Além disso, o p-valor obtido foi de 0,9999, indicando que não há evidências estatísticas para rejeitar a hipótese nula de equivalência entre os valores reais e os valores calculados.

Esses resultados corroboram a precisão e a confiabilidade do modelo desenvolvido, evidenciando sua aplicabilidade na previsão da degradação e na priorização de investimentos em equipamentos críticos, mesmo após 30 anos de operação.

4.4 *Ranking* de priorização

Com base na degradação observada, foi possível estabelecer um *ranking* de priorização para investimentos em CAPEX, focando na substituição ou *retrofit* de equipamentos críticos. O *ranking* completo está detalhado no Apêndice D, enquanto a Figura 7 ilustra a distribuição percentual dos equipamentos por categorias, considerando a perda de capacidade ao longo do tempo.

Figura 7 – Distribuição de equipamentos por categoria de priorização



Os resultados indicam que 17,89% dos equipamentos analisados foram classificados como gargalos, apresentando perdas de capacidade superiores a 20%. Esses equipamentos, predominantemente paletizadoras e ensacadeiras, são os mais suscetíveis à degradação natural e demandam intervenções no curto prazo para evitar impactos significativos na produtividade.

A categoria de pontos de atenção corresponde a 27,37% do total de equipamentos, com perdas de capacidade por obsolescência natural entre 10% e 20%. A evolução da degradação pode torná-los gargalos futuros, justificando o monitoramento constante e a antecipação de ações corretivas.

Por outro lado, 54,74% dos equipamentos foram classificados como não prioritários, apresentando perdas inferiores a 10%. Isso permite manter o foco de investimentos nos equipamentos que representam maior impacto potencial à cadeia produtiva.

A adoção desse modelo proporcionou diversos benefícios para a organização. Em primeiro lugar, possibilitou a identificação precisa dos equipamentos que exigem maior atenção, permitindo que os investimentos em capital (CAPEX) sejam direcionados de maneira estratégica. Consequentemente, a empresa conseguirá reduzir o risco de interrupções inesperadas na produção, melhorando a eficiência operacional e mantendo

sua posição competitiva no mercado. Além disso, o *ranking* de priorização desenvolvido serviu como uma ferramenta para embasar decisões relacionadas à manutenção e substituição de equipamentos, promovendo uma gestão mais proativa dos ativos.

Os resultados obtidos evidenciam que a aplicação de modelos preditivos no gerenciamento de ativos é uma abordagem eficaz para empresas que buscam otimizar recursos e assegurar a continuidade operacional. Ao adotarem essa estratégia, essas organizações poderão planejar investimentos de forma mais assertiva, minimizar custos associados a falhas de equipamentos críticos e aumentar a confiabilidade dos processos produtivos.

Adicionalmente, a implementação de ferramentas quantitativas como o modelo de Cadeias de Markov contribui para o desenvolvimento de uma cultura organizacional orientada por dados. Isso promove melhoria contínua nos processos de manutenção e permite que a companhia responda de maneira mais ágil às demandas do mercado.

Para a empresa analisada, os benefícios vão além da alocação eficiente de recursos. A capacidade de prever a degradação dos equipamentos e planejar ações preventivas fortalece a sustentabilidade do negócio, reduzindo desperdícios e prolongando a vida útil dos ativos. Outras organizações que adotarem essa metodologia poderão usufruir de benefícios semelhantes, promovendo uma gestão de ativos mais inteligente, sustentável e alinhada às melhores práticas do setor industrial.

5 Conclusões

Após a finalização do estudo, foi possível compreender como a degradação afeta cada equipamento ao longo do tempo, destacando os ativos com maior suscetibilidade a falhas em horizontes de longo prazo. Dessa forma, é possível afirmar que a metodologia empregada representa uma alternativa viável para compor a construção de um *ranking* de priorização de ativos em setores industriais.

No entanto, a sensibilidade dos resultados do *ranking* deve ser analisada de forma mais detalhada, podendo ser utilizado um modelo multicritério para o desenvolvimento de novos horizontes temporais na avaliação da degradação, bem como a criticidade dos equipamentos no fluxo produtivo. Sabe-se que os resultados são diretamente impactados por tais escolhas metodológicas.

Tendo em vista a necessidade das empresas em gerar impactos positivos em termos

de responsabilidade ambiental e social, alinhando-se às melhores práticas de governança corporativa, surgem novas questões a serem abordadas para a otimização de investimentos em CAPEX. Por este motivo, sugere-se para trabalhos futuros a ampliação do modelo com a inclusão de variáveis adicionais, como condições específicas de operação, histórico de manutenções e disponibilidade de peças de reposição no mercado. Essa expansão poderá aumentar a precisão das previsões e fornecer *insights* ainda mais detalhados sobre a vida útil dos equipamentos na composição do *ranking*.

AGRADECIMENTOS

Agradeço profundamente a todos que contribuíram para a realização deste trabalho. À minha família e amigos, minha gratidão pelo constante apoio e incentivo ao longo desta jornada acadêmica. Aos professores do curso de Engenharia Química da Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, especialmente à minha orientadora, agradeço pelas valiosas orientações e ensinamentos que tornaram este trabalho possível.

REFERÊNCIAS

AMARAL, R. F. **Manutenção preditiva baseada em cadeias de Markov**. 2021. Disponível em: https://comum.rcaap.pt/handle/10400.26/44905. Acesso em: 10 out. 2024.

BRENEMAN, E. J.; CHITTARANJAN, S.; LEWIS, E. E. **Introduction to reliability engineering**. 3. ed. New York: Wiley, 2022.

CAMPBELL, J. D.; REYES-PICKNELL, J. V. **Uptime: strategies for excellence in maintenance management**. 3. ed. New York: Productivity Press, 2015.

CHEN, D.-G.; LIO, Y.; NG, H. K. T.; TSAI, T.-R. (Ed.). **Statistical modeling for degradation data**. Singapore: Springer, 2018.

CHEN, Y.; TRIVEDI, K. S. **Markov reward models: theory and applications**. In: FEINBERG, E. A.; SHWARTZ, A. (Ed.). Handbook of Markov decision processes: methods and applications. Boston: Springer, 2002.

CONCETTI. **Sistemas de pesagem industrial para otimizar a eficiência do processo**. 2023. Disponível em: https://www.concetti.com. Acesso em: 7 set. 2024.

COX, D. R.; MILLER, H. D. **The theory of stochastic processes**. London: Chapman and Hall, 1977.

DHILLON, B. S. **Maintainability, maintenance, and reliability for engineers**. Boca Raton: CRC Press, 2006.

EMMETT, S. **Excellence in warehouse management**. Chichester: John Wiley & Sons, 2005.

GROOVER, M. P. **Automation, production systems, and computer-integrated manufacturing**. 5. ed. Upper Saddle River: Pearson, 2019.

JONES, D. S. J.; PUJADÓ, P. R. **Handbook of petroleum processing**. 2. ed. Dordrecht: Springer, 2015.

KULKARNI, V. G. **Introduction to modeling and analysis of stochastic systems**. New York: Springer, 2016.

MEEKER, W. Q.; ESCOBAR, L. A. **Statistical methods for reliability data**. New York: John Wiley & Sons, 1998.

MOBLEY, R. K. **An introduction to predictive maintenance**. 2. ed. Boston: Butterworth-Heinemann, 2002.

MOUBRAY, J. **Reliability-centered maintenance**. 2. ed. New York: Industrial Press, 1997.

PAPOULIS, A. **Probability, random variables, and stochastic processes**. Tóquio: McGraw-Hill Kogakusha, 1965.

RODRIGUES, F. J.; CARVALHO, F. D. **Um modelo markoviano de decisão para a otimização de um sistema de manutenção com tempos de reparo coxianos e fases não observáveis**. Pesquisa Operacional, v. 21, n. 3, p. 347-358, 2001.

ROSS, S. M. **Introduction to probability models**. 12. ed. Amsterdam: Academic Press, 2019.

SHAMBLIN, J. E.; STEVENS JUNIOR, G. T. **Pesquisa operacional: uma abordagem básica**. São Paulo: Atlas, 1979.

SHARMA, R. K.; KUMAR, D.; KUMAR, P. **System health monitoring and diagnostics: issues and challenges**. Journal of Quality in Maintenance Engineering, v. 14, n. 1, p. 64-75, 2008.

SILVA, J. **Aplicação de processos estocásticos em gestão de custos de manutenção – uma abordagem da utilização da cadeia de Markov**. Revista Científica de Processos e Sistemas, v. 2, n. 1, p. 5-16, 2008.

SLACK, N.; BRANDON-JONES, A.; JOHNSTON, R. **Operations management**. 9. ed. Harlow: Pearson, 2019.

SMITH, D. J. **Reliability, maintainability, and risk: practical methods for engineers**. 8. ed. Oxford: Elsevier, 2011.

STAUDT, F. H.; COELHO, A. S.; GONÇALVES, M. B. **Determinação da capacidade real necessária de um processo produtivo utilizando cadeia de Markov**. Produção, v. 21, n. 4, p. 634-644, 2011.

TOMPKINS, J. A. et al. **Facilities planning**. 4. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2010.

WANG, H.; PHAM, H. **Reliability and optimal maintenance**. New York: Springer, 2011.

ZHANG, Y. et al**. Nonlinear-drift-driven Wiener process–Markov chain switching model for predicting lithium-ion battery remaining useful life**. Singapore: Springer, 2023. p. 107-118.

APÊNDICES

Apêndice A - Probabilidades de operação: Primeira década.

	1 ano	2 anos	3 anos	4 anos	5 anos	6 anos	7 anos	8 anos	9 anos	10 anos
Balança	0,9990	0,9980	0,9970	0,9960	0,9950	0,9940	0,9930	0,9920	0,9910	0,9900
Ensacadeira	0,9925	0,9851	0,9777	0,9703	0,9631	0,9558	0,9487	0,9416	0,9345	0,9275
Paletizadora	0,9905	0,9810	0,9717	0,9624	0,9532	0,9441	0,9351	0,9262	0,9173	0,9086
Envolvedora	0,9999	0,9997	0,9996	0,9994	0,9993	0,9992	0,9990	0,9989	0,9987	0,9986

Apêndice B - Probabilidades de operação: Segunda década.

	11 anos	12 anos	13 anos	14 anos	15 anos	16 anos	17 anos	18 anos	19 anos	20 anos
Balança	0,9891	0,9881	0,9871	0,9861	0,9851	0,9841	0,9831	0,9822	0,9812	0,9802
Ensacadeira	0,9205	0,9136	0,9068	0,9000	0,8932	0,8865	0,8799	0,8733	0,8667	0,8602
Paletizadora	0,8999	0,8913	0,8828	0,8744	0,8661	0,8578	0,8496	0,8415	0,8335	0,8255
Envolvedora	0,9985	0,9983	0,9982	0,9980	0,9979	0,9978	0,9976	0,9975	0,9973	0,9972

Apêndice C - Probabilidades de operação: Terceira década.

	21 anos	22 anos	23 anos	24 anos	25 anos	26 anos	27 anos	28 anos	29 anos	30 anos
Balança	0,9792	0,9782	0,9773	0,9763	0,9753	0,9743	0,9733	0,9724	0,9714	0,9704
Ensacadeira	0,8538	0,8474	0,8410	0,8347	0,8284	0,8222	0,8161	0,8099	0,8039	0,7978
Paletizadora	0,8177	0,8099	0,8021	0,7945	0,7869	0,7794	0,7720	0,7646	0,7573	0,7501
Envolvedora	0,9971	0,9969	0,9968	0,9966	0,9965	0,9964	0,9962	0,9961	0,9959	0,9958

Apêndice D – *Ranking* de priorização de ativos

	Equipamento	Fabricante	TAG	Poperacional	Perda de Capacidade	Situação
Planta 1	Paletizadora	IMP A.C.	D230.3	0,7646	23,54%	GARGALO
Planta 3	Paletizadora	SEE Hartness	F241B	0,7720	22,80%	GARGALO
Planta 3	Paletizadora	Möllers	SPK807A	0,7720	22,80%	GARGALO
Planta 1	Paletizadora	Möllers	D230.2	0,7720	22,80%	GARGALO
Planta 4	Paletizadora	Möllers	PK20905A	0,7720	22,80%	GARGALO
Planta 4	Paletizadora	Möllers	PK20905B	0,7720	22,80%	GARGALO
Planta 4	Paletizadora	Möllers	PK930A	0,7720	22,80%	GARGALO
Planta 4	Paletizadora	Möllers	PK930B	0,7720	22,80%	GARGALO
Planta 1	Paletizadora	Concetti	40QPK805	0,7794	22,06%	GARGALO
Planta 1	Paletizadora	Concetti	50QPK910	0,7794	22,06%	GARGALO
Planta 1	Paletizadora	SEE Hartness	D230.1	0,7945	20,55%	GARGALO
Planta 1	Ensacadeira	Concetti	40QZ809	0,7978	20,22%	GARGALO
Planta 1	Ensacadeira	Concetti	50QZ910	0,7978	20,22%	GARGALO
Planta 2	Ensacadeira	N/A	50JA294	0,7978	20,22%	GARGALO
Planta 2	Ensacadeira	Aventus	50JA292A	0,7978	20,22%	GARGALO
Planta 2	Ensacadeira	Aventus	50JA292B	0,7978	20,22%	GARGALO
Planta 3	Ensacadeira	Aventus	F236A	0,7978	20,22%	GARGALO
Planta 3	Paletizadora	SEE Hartness	F241A	0,8099	19,01%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 2	Paletizadora	SEE Hartness	50JB294	0,8099	19,01%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 2	Paletizadora	SEE Hartness	50JB295	0,8099	19,01%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 3	Ensacadeira	Bag Filla	SPK808	0,8099	19,01%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 1	Ensacadeira	Haver&Boecker	D240.3	0,8099	19,01%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 4	Ensacadeira	Bag Filla	PK921	0,8099	19,01%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 3	Ensacadeira	Aventus	SPK806A	0,8099	19,01%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 3	Ensacadeira	Aventus	F236B	0,8099	19,01%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 1	Ensacadeira	Haver&Boecker	D740.1	0,8099	19,01%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 1	Ensacadeira	Payper	D280.3	0,8099	19,01%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 1	Ensacadeira	Payper	D280.4	0,8099	19,01%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 4	Ensacadeira	Bag Filla	PK20902A	0,8099	19,01%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 4	Ensacadeira	Bag Filla	PK20902B	0,8099	19,01%	PONTO DE ATENÇÃO

Apêndice D – *Ranking* de priorização de ativos

	Equipamento	Fabricante	TAG	Poperacional	Perda de Capacidade	Situação
Planta 1	Ensacadeira	Haver&Boecker	D240.1	0,8099	19,01%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 4	Ensacadeira	Aventus	PK920B	0,8161	18,39%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 4	Ensacadeira	Aventus	PK920A	0,8161	18,39%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 1	Ensacadeira	Concetti	40QZ803A	0,8222	17,78%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 1	Ensacadeira	Concetti	40QZ803B	0,8222	17,78%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 1	Ensacadeira	Concetti	50QZ901B	0,8222	17,78%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 1	Ensacadeira	Concetti	50QZ901A	0,8222	17,78%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 4	Ensacadeira	Aventus	PK20901A	0,8222	17,78%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 4	Ensacadeira	Aventus	PK20901B	0,8222	17,78%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 1	Ensacadeira	Aventus	D280.2	0,8865	11,35%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 1	Ensacadeira	Aventus	D280.1	0,8865	11,35%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 3	Ensacadeira	Haver&Boecker	SPK806B	0,9000	10,00%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 3	Ensacadeira	Haver&Boecker	F300	0,9000	10,00%	PONTO DE ATENÇÃO
Planta 1	Balança	Payper	D220.8	0,9724	2,76%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Balança	Payper	D220.9	0,9724	2,76%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 3	Balança	Libra	F-236B-1	0,9743	2,57%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 3	Balança	Libra	SPK805A2	0,9743	2,57%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 3	Balança	Libra	SPK805A1	0,9743	2,57%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 3	Balança	Libra	F-236B-2	0,9743	2,57%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 3	Balança	Libra	F-236A-1	0,9743	2,57%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 3	Balança	Libra	F-236A-2	0,9743	2,57%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Balança	Libra	D280.1 A	0,9841	1,59%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Balança	Libra	D280.1 B	0,9841	1,59%	NÃO PRIORITÁRIO

Apêndice D – *Ranking* de priorização de ativos

	Equipamento	Fabricante	TAG	Poperacional	Perda de Capacidade	Situação
Planta 1	Balança	Libra	D280.2 A	0,9841	1,59%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Balança	Libra	D280.2 B	0,9841	1,59%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Ensacadeira	Haver&Boecker	D240.2	0,9851	1,49%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Balança	Concetti	40QZ803A	0,9881	1,19%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Balança	Concetti	40QZ803B	0,9881	1,19%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Balança	Concetti	50QZ901A	0,9881	1,19%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Balança	Concetti	50QZ901B	0,9881	1,19%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 3	Balança	Haver&Boecker	F300	0,9881	1,19%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Balança	Libracom	50QPK910	0,9881	1,19%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 3	Balança	Haver&Boecker	SPK805B	0,9881	1,19%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 2	Balança	Libracom	50J294	0,9900	1,00%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Balança	Libracom	D240.2	0,9900	1,00%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Balança	Libracom	D240.1	0,9900	1,00%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Balança	Libracom	D240.3	0,9900	1,00%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 4	Balança	Libracom	W-921	0,9900	1,00%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 3	Balança	Libracom	SPK808	0,9900	1,00%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Balança	Libracom	40QZ809	0,9900	1,00%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 4	Balança	Libracom	W-20902A	0,9900	1,00%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 4	Balança	Libracom	W-20902B	0,9900	1,00%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 3	Paletizadora	Möllers	SPK807B	0,9905	0,95%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 2	Balança	Siemens	50JB292	0,9920	0,80%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 2	Balança	Siemens	50JB293	0,9920	0,80%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 4	Balança	Siemens	W-901A1	0,9930	0,70%	NÃO PRIORITÁRIO

Apêndice D – *Ranking* de priorização de ativos

	Equipamento	Fabricante	TAG	Poperacional	Perda de Capacidade	Situação
Planta 4	Balança	Siemens	W-901A2	0,9930	0,70%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 4	Balança	Siemens	W-901B1	0,9930	0,70%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 4	Balança	Siemens	W-901B2	0,9930	0,70%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Envolvedora	Halmec/Valgroup	D303	0,9961	0,39%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Envolvedora	Halmec/Valgroup	D301	0,9962	0,38%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Envolvedora	Halmec/Valgroup	D302	0,9962	0,38%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Envolvedora	Pieri	50QPK911	0,9964	0,36%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 3	Envolvedora	Wulftec	SZ814B	0,9966	0,34%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 2	Envolvedora	Wulftec	50JB298	0,9966	0,34%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 3	Envolvedora	Wulftec	SZ814A	0,9966	0,34%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 3	Envolvedora	Wulftec	F244	0,9966	0,34%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 3	Envolvedora	MSK Covertech	SZ825	0,9976	0,24%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 4	Balança	Mettler-Toledo	W-20901A1	0,9980	0,20%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 4	Balança	Mettler-Toledo	W-20901A2	0,9980	0,20%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 4	Balança	Mettler-Toledo	W-20901B1	0,9980	0,20%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 4	Balança	Mettler-Toledo	W-20901B2	0,9980	0,20%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 4	Envolvedora	Wulftec	PK20920	0,9985	0,15%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 4	Envolvedora	Wulftec	PK940	0,9985	0,15%	NÃO PRIORITÁRIO
Planta 1	Envolvedora	Wulftec	40QPK806	0,9985	0,15%	NÃO PRIORITÁRIO