

ANÁLISE DE CONFIABILIDADE E OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE DESIDRATAÇÃO MECÂNICA DE LODO EM ESTAÇÕES DE TRATAMENTO DE ESGOTO

RELIABILITY ANALYSIS AND OPTIMIZATION OF THE SLUDGE MECHANICAL DEWATERING PROCESS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS

BRUNO FERNANDES DE HOLANDA

CIA. SANEAMENTO BÁSICO DO ESTADO DE SÃO PAULO - SABESP

Comunicação:

O XIII SINGEP foi realizado em conjunto com a 13th Conferência Internacional do CIK (CYRUS Institute of Knowledge), em formato híbrido, com sede presencial na UNINOVE - Universidade Nove de Julho, no Brasil.

ANÁLISE DE CONFIABILIDADE E OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE DESIDRATAÇÃO MECÂNICA DE LODO EM ESTAÇÕES DE TRATAMENTO DE ESGOTO

Objetivo do estudo

Analisar a confiabilidade do processo de desidratação mecânica de lodo numa estação de tratamento de esgotos, identificando modos de falha e propondo ações para otimizar desempenho, disponibilidade e qualidade do lodo desidratado.

Relevância/originalidade

O estudo aborda um processo crítico em estações de tratamento, combinando FMEA e Machine Learning para prever falhas e propor melhorias, contribuindo para a eficiência operacional e sustentabilidade ambiental.

Metodologia/abordagem

Utiliza análise quantitativa de falhas, mapeamento funcional, aplicação de FMEA e algoritmos de Machine Learning (Decision Tree e KNN) para prever falhas e propor ações corretivas e preventivas.

Principais resultados

Identificou componentes críticos como filtros prensa, bombas e misturadores. Decision Tree obteve 88% de acurácia na previsão de falhas. Parâmetros físico-químicos foram os mais influentes na confiabilidade do processo.

Contribuições teóricas/metodológicas

Integra técnicas tradicionais de confiabilidade com inteligência artificial, demonstrando eficácia na priorização de falhas e na previsão de anomalias operacionais, ampliando o escopo metodológico em engenharia de manutenção.

Contribuições sociais/para a gestão

Propõe estratégias de manutenção preditiva e ajustes operacionais que aumentam a confiabilidade, reduzem custos e promovem sustentabilidade, alinhando-se às exigências legais e às boas práticas de gestão de ativos.

Palavras-chave: Gestão da Manutenção, FMEA (Análise de Falhas), Machine Learning Aplicado, Otimização de Processos, Manutenção Centrada em Confiabilidade (MCC)

RELIABILITY ANALYSIS AND OPTIMIZATION OF THE SLUDGE MECHANICAL DEWATERING PROCESS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS

Study purpose

Analyze the reliability of the sludge mechanical dewatering process in a wastewater treatment plant, identifying failure modes and proposing actions to optimize performance, availability, and final sludge quality.

Relevance / originality

The study addresses a critical process in treatment plants, combining FMEA and Machine Learning to predict failures and propose improvements, contributing to operational efficiency and environmental sustainability.

Methodology / approach

Uses quantitative failure analysis, functional mapping, FMEA application, and Machine Learning algorithms (Decision Tree and KNN) to predict failures and propose corrective and preventive actions.

Main results

Identified critical components such as plate filters, pumps, and mixers. Decision Tree achieved 88% accuracy in failure prediction. Physicochemical parameters were most influential in process reliability.

Theoretical / methodological contributions

Integrates traditional reliability techniques with artificial intelligence, demonstrating effectiveness in failure prioritization and anomaly prediction, expanding methodological scope in maintenance engineering.

Social / management contributions

Proposes predictive maintenance strategies and operational adjustments that enhance reliability, reduce costs, and promote sustainability, aligned with legal requirements and asset management best practices.

Keywords: Maintenance Management, FMEA (Failure Mode and Effects Analysis), Applied Machine Learning, Process Optimization, Reliability-Centered Maintenance (RCM)

ANÁLISE DE CONFIABILIDADE E OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE DESIDRATAÇÃO MECÂNICA DE LODO EM ESTAÇÕES DE TRATAMENTO DE ESGOTO

1 Introdução

A eficiência do processo de desidratação de lodo em ETE's de grande porte é fundamental, visto que é uma das principais etapas da fase sólida do tratamento, onde a matéria orgânica removida na forma de lodo é condicionada e reduzida a fim de possibilitar sua disposição final de maneira econômica e sustentável. A qualidade e produtividade do lodo desidratado são altamente relevantes no desempenho de uma ETE pelo fato de influenciarem em diversos fatores como custos relacionados ao descarte e/ou transporte, a qualidade de processos intermediários ou impacto ambiental causado pelo seu descarte.

A ETE São Miguel, localizada na zona leste da região metropolitana de São Paulo, operada pela Sabesp, é uma estação de grande porte que trata cerca de 1800L/s de efluentes, atendendo cerca de 720 mil famílias e possui um sistema de DML (Desidratação Mecânica de Lodo), composto por 2 equipamentos principais denominados filtros-prensa de placas. Este processo funciona através de uma rede de componentes que preparam e manipulam o volume de lodo em condições adequadas para o processo de desidratação pelos filtros-prensa, que fornecerá o produto final: lodo desidratado.

Por se tratar de um processo crítico e de alta produção, é necessário assegurar que o DML apresente confiabilidade satisfatória, tanto do ponto de vista de estar apto a funcionar ao ser requerido, quanto da sua capacidade de remover lodo do sistema de tratamento em quantidade suficiente e em condições adequadas para o descarte. No entanto, o sistema operado na ETE São Miguel sofre com frequentes interrupções causadas por falhas nos equipamentos e perdas no processo decorrentes de baixa produtividade ou má qualidade do lodo desidratado.

O objetivo desse estudo é realizar a análise de confiabilidade do DML da ETE São Miguel e a investigação dos principais modos de falha que comprometem tanto sua disponibilidade como o produto final, de modo que por fim, seja possível propor ações visando otimizar o desempenho do processo.

As etapas do trabalho consistem no levantamento e análise dos dados de falha do sistema de modo a compreender seus pontos críticos acerca de confiabilidade, e em seguida, na aplicação de ferramentas como FMEA e Machine Learning para identificação e tratamento de suas principais causas.

Ao final deste trabalho, espera-se concluir que com a análise de confiabilidade do processo de desidratação de lodo será possível identificar os componentes mais críticos e suscetíveis a falhas, bem como sugerir melhorias nas práticas de manutenção e operação.

2 Referencial Teórico

A seguir, são apresentados conceitos considerados relevantes para o desenvolvimento do trabalho:

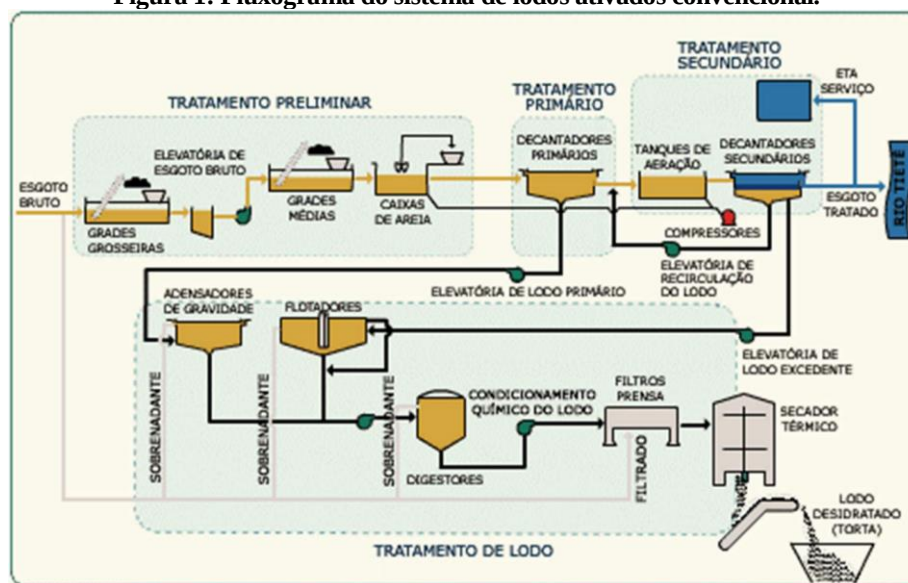
1.1. Tratamento de Esgoto e Desidratação de Lodo

As ETE's reproduzem, através de processos físicos, químicos e/ou biológicos, em curto período, condições necessárias e suficientes, normalmente encontradas na natureza em corpos hídricos receptores tais como rios, lagos e banhados), para promover a decomposição da matéria orgânica presente nos esgotos. Ao final do processo, tanto a fase líquida quanto a sólida devem estar aptas, segundo legislação ambiental impostos pelo padrão de saúde da Resolução CONAMA nº 357/2005.

A Sabesp adota diferentes processos para tratamento dos esgotos, variando em função do tipo e situação do efluente. Assim, o esgoto bruto pode ser submetido a diferentes níveis de tratamento: preliminar, primário, secundário e terciário. No Brasil, a maioria das ETE's realiza o tratamento até o nível secundário, sendo raros os casos em que é adotado o terciário. (ReCESA, 2013).

Predominantemente, as ETE's operadas pela Sabesp utilizam o processo de lodo ativado, como demonstrado na figura 1:

Figura 1: Fluxograma do sistema de lodos ativados convencional.



Fonte: Sabesp (2021)

O lodo consiste de um semissólido que pode ser produzido a partir de uma variedade de processos industriais. O tratamento de esgotos é um dos principais processos geradores de lodo.

O objetivo da desidratação de lodo é concentrá-lo de modo confiável e eficiente em aglomerados com alta concentração de sólidos para uma eliminação viável e econômica. O descarte do lodo é regido por regulamentos rigorosos, orientados por objetivos de sustentabilidade e diretrizes legais dos locais onde essas instalações operam (Micronics, 2024).

A figura 2 mostra o lodo digerido (esquerda) a ser processado e o pátio de lodo desidratado (direita):

Figura 2: Lodo de ETE antes e após o processo de desidratação.



Fonte: Autor (2024)

Um dos principais métodos utilizados no processo de desidratação de lodo é a utilização de equipamentos conhecidos como filtro prensa, que são constituídos de conjuntos seriados de placas revestidas por mantas de filtragem. Cada placa possui cavidades em suas faces e forma câmaras

que condicionam o lodo a ser prensado (lodo condicionado). À medida que o filtro é preenchido, a pressão interna se eleva até um determinado limite, quando a umidade excedente (filtrado) flui por vias de drenagem das placas (Miki, 1998).

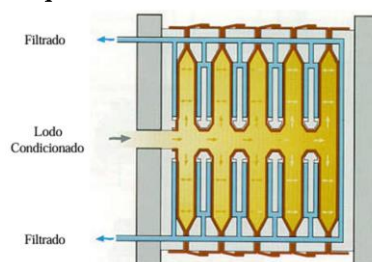
As figuras 3 e 4 mostram, respectivamente os filtros prensa analisados neste estudo e uma ilustração básica do seu princípio de funcionamento.

Figura 3: Filtro-prensa de placas.



Fonte: Autor (2024)

Figura 4: Esquema de funcionamento do filtro prensa.



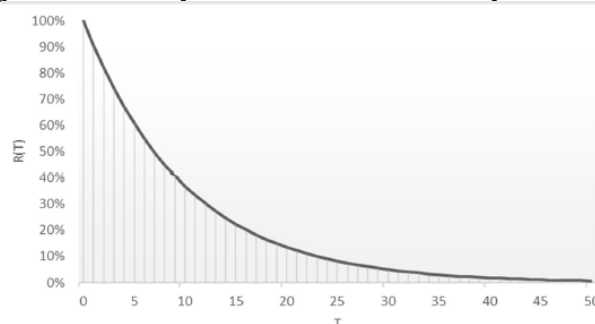
Fonte: Netzsch (s.d.)

1.2. Confiabilidade

A definição de confiabilidade pode ser descrita como: “Capacidade de um item desempenhar uma função especificada, sob condições e intervalo de tempo pré-determinado” (ABNT NBR 5462, 1994).

A confiabilidade pode ser modelada matematicamente por diferentes métodos, e alguns deles são explorados por Lewis (1987). Um modelo é a distribuição de Weibull (Figura 5), que é amplamente usada devido à sua flexibilidade em representar diferentes padrões de falha. As equações 1 e 2 representam o modelo matemático, onde $R(t)$ é a confiabilidade em função do tempo (t), e λ representa a taxa de falhas obtida em função do tempo médio entre falhas (MTBF).

Figura 5: Distribuição de confiabilidade em função do tempo.



Fonte: Autor (2024)

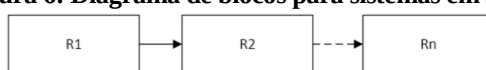
$$R(t) = e^{-\lambda \cdot t} \quad \text{Equação (1)}$$

$$\lambda = \frac{1}{MTBF} \quad \text{Equação (2)}$$

Na análise de sistemas complexos, utiliza-se o diagrama de blocos para visualizar e determinar como os componentes afetam a confiabilidade global do sistema. No diagrama, cada bloco representa um componente ou subsistema, e as configurações de série ou paralelo refletem o impacto de suas falhas no sistema inteiro.

Componentes em série indicam que a falha de um único bloco pode causar a falha do sistema inteiro. A figura 6 exemplifica uma associação de sistemas em série, e a equação 3, seu modelo matemático.

Figura 6: Diagrama de blocos para sistemas em série.

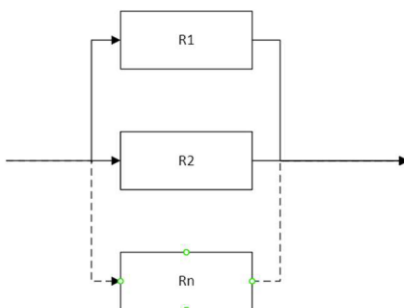


Fonte: Autor (2024)

$$R_{S(t)} = \prod_{i=1}^n R_{i(t)} \quad \text{Equação (3)}$$

Sistemas dispostos em paralelo, permite redundâncias, conforme mostrado na figura 7, melhorando a confiabilidade total do sistema. A equação 4 modela a confiabilidade total do sistema neste modelo.

Figura 7: Diagrama de blocos para sistemas em paralelo.



Fonte: Autor (2024)

$$R_{S(t)} = 1 - \prod_{i=1}^n [1 - R_{i(t)}] \quad \text{Equação (4)}$$

De acordo com Oliveira (2006), a confiabilidade de uma ETE pode dada pela parcela de tempo em que se conseguem as concentrações esperadas no efluente para cumprir com os padrões de lançamento determinados pelas legislações ambientais. Portanto, entende-se que uma falha no processo de tratamento ocorre sempre que tais parâmetros são excedidos.

O comportamento do processo de tratamento de esgoto depende de constantes variações no efluente a ser tratado. Por isso, a confiabilidade de uma ETE é igualmente baseada no conhecimento acerca das condições operacionais de cada uma de suas etapas.

1.3. Análise de Modos e Efeitos de Falha

A Análise de Modos e Efeitos de Falha (FMEA), tem como objetivo prever efeitos indesejados em processos e produtos, de modo a identificar e priorizar ações que impeçam sua ocorrência. Para a manutenção, essa ferramenta pode ser aplicada em estudos de MCC

(Manutenção Centrada em Confiabilidade) e as ações propostas normalmente se encaixam na definição das estratégias a serem adotadas nos ativos físicos dos sistemas abordados.

Viana (2022) afirma que a aplicação do FMEA em MCC se justifica pelo fato de que aborda o problema partindo da causa para o efeito, além de atender à necessidade de documentação dos passos empregados durante a análise.

De acordo com Rech et. al. (2013), a elaboração do FMEA é constituída de duas etapas fundamentais: (i) Análise das falhas, (ii) Implementação de ações.

Primeiramente são levantadas informações dos modos e efeitos de falha e elencadas num formulário de avaliação, exemplificado na tabela 1.

Tabela 1: Formulário de avaliação FMEA.

FMEA - ANÁLISE MODOS DE FALHA E SEUS EFEITOS									
FMEA PROJETO/PROCESSO		ÁREAS ENVOLVIDAS				APROVAÇÃO CLIENTE			
PROCESSO/PRODUTO		CLIENTE/PROJETO							
RESPONSÁVEL DO PROJETO/MANUFATURA		EQUIPE							
ITEM/NOME/FUNÇÃO DO PROJETO/PROCESSO		MODOS DE FALHA POTENCIAL	EFEITO DA FALHA POTENCIAL	SEVERIDADE	CAUSA POTENCIAL DE FALHA	OCCORRÊNCIA	CONTROLE ATUAL DE PREVENÇÃO	CONTROLE ATUAL DE DETECÇÃO	DETECÇÃO RISCO NPR
Revestimento protetor: 6,1mm de cromo em aço carbono.		Composição	Recobrimento inadequado	5	Presença de partículas contaminantes	7			9 315
			Porosidades	8	Mistura inadequada	6			5 240
			Acabamento superficial inadequado	6	Condensação inadequada	7			4 168

Fonte: Rech et. al. (2013)

Em seguida são avaliados 3 índices (Ocorrência, Detecção e Severidade) aos quais são atribuídas notas de 0 a 10 conforme critérios estabelecidos e ilustrado na tabela 2. A multiplicação desses valores fornece o RPN (Risk Priority Number), um parâmetro numérico que varia de 0 a 1000 (Visto na equação 5) para priorização das falhas identificadas.

Tabela 2: Critérios para RPN.

Classificação	Efeito	Severidade (S)	Ocorrência (O)	Detecção (D)
10	Alto	Risco à saúde, segurança ou meio ambiente	Frequência de falha desconhecida ou inaceitavelmente alta	Nenhum método de detecção é aplicado ou conhecido
9		Não-conformidade regulatória	Falha certamente ocorrerá	Os métodos de detecção são pouco confiáveis
8	Moderadamente Alto	Perda total da produção	Falha pode ocorrer frequentemente	Os métodos de detecção funcionam com pouca eficácia
7		Perda significativa da produção	Falha pode ocorrer com certa frequência	
6	Moderadamente Baixo	Não-conformidade total da produção (Retrabalho) com interrupção	Falha pode ocorrer ocasionalmente	Existem métodos de detecção eficazes
5		Não-conformidade significativa da produção (Retrabalho) com interrupção	Falha acontece raramente	
4		Não-conformidade total da produção (Retrabalho) sem interrupção	Falha acontece em casos isolados/específicos	Existem métodos de detecção eficazes e confiáveis
3	Baixo	Não-conformidade significativa da produção (Retrabalho) sem interrupção	Falha acontece raramente, mas existem controles eficazes	
2		Inconvenientes no processo	Não se espera que a falha ocorra	Os métodos de detecção são altamente eficazes e confiáveis
1		Sem efeito	Falha provavelmente não ocorre	

Fonte: Adaptado de AIAG & VDA (2019)

$$RPN = S \cdot O \cdot D \quad \text{Equação (5)}$$

Na segunda etapa, são propostas ações corretivas ou alterações de projeto visando diminuir a probabilidade ou consequência das falhas consideradas críticas, de acordo com a avaliação RPN.

A tabela 3 fornece um exemplo onde o valor RPN acima de 100 é considerado crítico.

Tabela 3: Quadro de avaliação de detecção.

ITEM/NOME/FUNÇÃO DO PROJETO/PROCESSO	MODO DE FALHA POTENCIAL	EFEITO DA FALHA POTENCIAL	FINANCEIRO	IMAGEM	CAUSA POTENCIAL DE FALHA	OCCORRÊNCIA	CONTROLE ATUAL DE DETECÇÃO OU PREVENÇÃO	DETECÇÃO	RISCO NPR	CONTROLE ATUAL DE PREVENÇÃO	CONTROLE ATUAL DE DETECÇÃO	FINANCEIRO	IMAGEM	OCCORRÊNCIA	DETECÇÃO	RISCO NPR
Separar itens	Item faltando	Falta identificada pelo cliente	2	5	Inexperiência do separador	7	Posterior conferência dos itens	4	89							
		Pedido não atendido			Ajuste errado da quantidade de itens											
		Reclamação posterior			Caixa de produtos trocada											
	Item trocado	Geração de uma falta e uma sobre no estoque	8	8	Produtos semelhantes próximos	4	Posterior conferência dos itens	4	128	Avaliação e ajuste dos endereços de estoque	Supervisão e líderes do setor com implementação em até 30 dias	8	8	2	3	48
		Ingestão do produto errado pelo cliente			Mistura de caixas na separação					Marcador indicando caixa sendo separada						
					Inexperiência do separador											
	Item sobrando	Ero de estoque	4	3	Ajuste errado da quantidade de itens	7	Posterior conferência dos itens	4	97							
		Perda de produto			Inexperiência do separador											
		Perda de venda posterior														
	Item quebrado	Perda total do produto	6	7	Acondicionamento do produto	6	Posterior conferência dos itens	3	117	Treinamento do funcionário para um melhor manuseio e acondicionamento dos produtos	Supervisão e líderes do setor, a partir da data de aplicação e continuamente	6	7	5	2	65
		Perda de outros produtos junto			Sem proteção entre os itens		Análise visual			Padronização de atividades						
		Pedido do cliente não atendido														
	Item vencido	Reenvio de produto para o cliente	10	9		2		10	190	Treinamento do funcionário para verificação de datas no produto	Supervisão e líderes do setor, a partir da data de aplicação e continuamente	10	9	1	7	87
		Ingestão indevida pelo cliente			Inexperiência do separador											
		Cliente insatisfeito														

Fonte: Rech et. al. (2013)

1.4. Machine Learning

O Machine Learning (ML), ou aprendizado de máquina, é uma subárea da inteligência artificial que permite que sistemas aprendam a partir de dados e façam previsões ou tomem decisões sem serem programados para isso explicitamente (Silva, 2020). Originalmente proposto por Arthur Samuel em 1959, o conceito se baseia na ideia de que os computadores podem melhorar seu desempenho em tarefas específicas analisando exemplos anteriores. No caso de previsão de falhas, o ML fornece modelos capazes de identificar padrões complexos de falhas potenciais que podem passar despercebidos em análises tradicionais.

Os modelos de aprendizado de máquina podem ser divididos em duas principais categorias: aprendizado supervisionado, onde o sistema é treinado com dados rotulados (entradas e saídas conhecidas), e aprendizado não supervisionado, que busca identificar padrões ocultos em dados não rotulados. Ambos os métodos têm aplicações relevantes para a detecção de falhas mecânicas, sendo usados para prever, detectar e até diagnosticar anomalias antes que elas se tornem críticas.

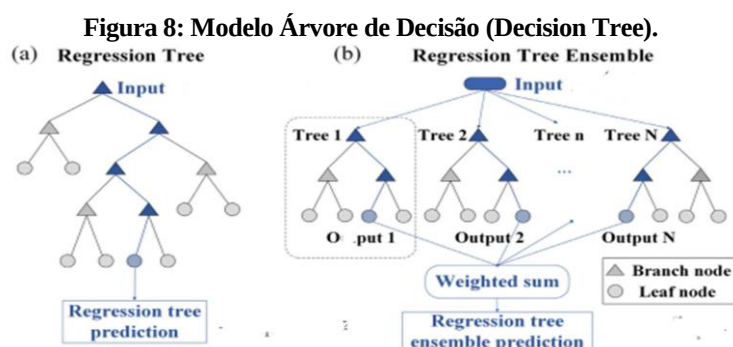
A previsão de falhas é essencial para a garantia da confiabilidade em sistemas mecânicos, e técnicas de ML, como Random Forest, K-Nearest Neighbors e Gradient Boosting, têm mostrado eficácia significativa na detecção de falhas em condições reais de operação (Ferreira et al., 2024).

Em um estudo recente, foi demonstrado que o modelo K-Nearest Neighbors se destacou na previsão de falhas em uma bancada didática mecânica, superando outros modelos devido à sua precisão e capacidade de identificar falhas como desalinhamento, desbalanceamento e folga mecânica (Ferreira et al., 2024). Com base na análise de dados de vibração, esses modelos ML

podem identificar padrões que indicam anomalias no desempenho de máquinas, o que permite intervenções preventivas e melhora a confiabilidade e disponibilidade dos equipamentos.

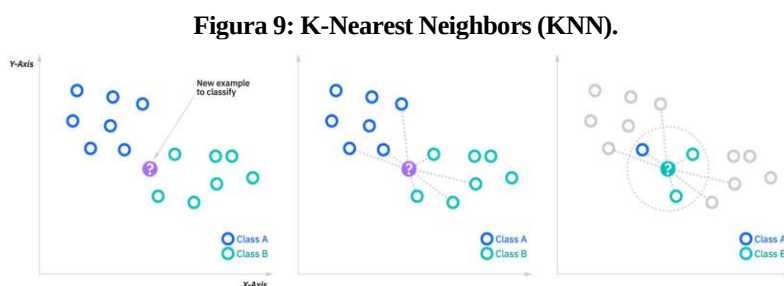
Mesmo com uma base de dados limitada, as técnicas de ML foram eficazes ao identificar falhas precocemente, demonstrando que o ML não só contribui para aumentar a segurança e eficiência operacional, mas também para reduzir os custos de manutenção e prolongar a vida útil dos equipamentos. Para o estudo em questão, foram escolhidos dois modelos de algoritmo: Decision Tree e KNearest Neighbors (KNN).

O Decision Tree funciona dividindo os dados em faixas de atributos e criando regras de decisão formando uma cadeia de derivações que se assemelham a estrutura de uma árvore, conforme explicitado na figura 8 por Xing et. al. (2020).



Fonte: Xing et. al. (2020)

Já o método KNN (Figura 9) busca prever uma classe ou valor para um novo ponto de dados baseando-se em dados de treinamento que melhor se aproximem do novo ponto fornecido.



Fonte: IBM (s.d.)

Ao final deste trabalho, espera-se concluir que com a análise de confiabilidade do processo de desidratação de lodo será possível identificar os componentes mais críticos e suscetíveis a falhas, bem como sugerir melhorias nas práticas de manutenção e operação.

3 Metodologia

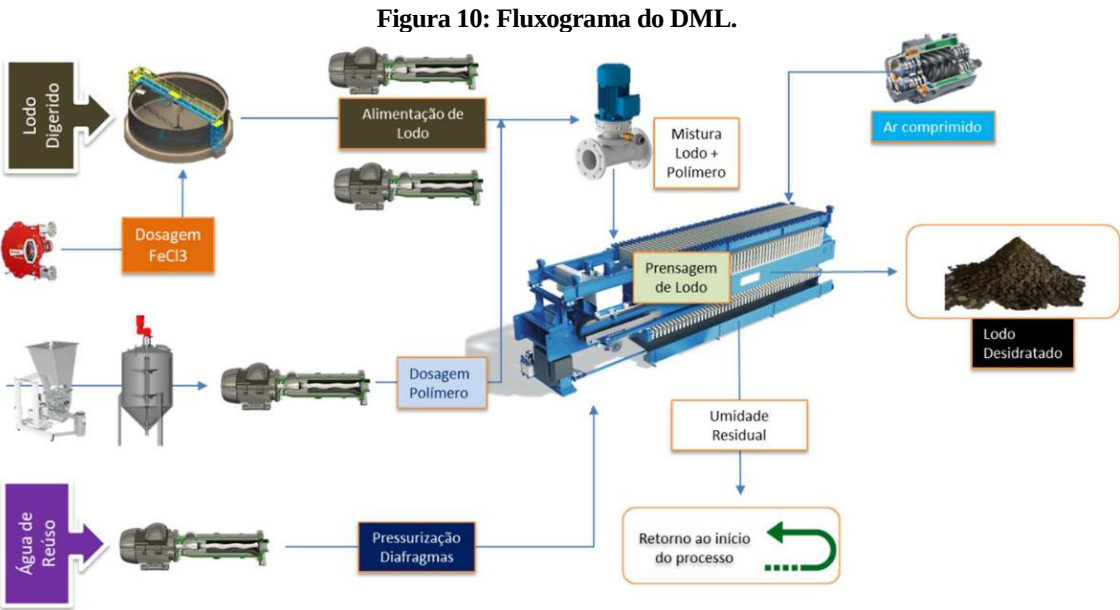
Este trabalho pretende demonstrar a análise de confiabilidade do sistema de desidratação de lodo da ETE São Miguel através de uma abordagem quantitativa dos dados de falha, seguida da investigação acerca dos principais modos de falha e a indicação de ações que visem minimizá-las.

O estudo se inicia pela delimitação das fronteiras do processo, através do mapeamento dos subsistemas e componentes que o constituem e da descrição de suas respectivas funções. Em seguida, é preparado o estudo com o levantamento e mensuração dos dados de falha que causem indisponibilidade do sistema ou que afetem os resultados do produto final: lodo desidratado. Por

fim, são aplicadas as ferramentas de FMEA e ML para identificar as principais causas de falha e propor ações mitigadoras.

1.5. Fronteiras do Processo

Inicialmente, é realizada a delimitação do processo de desidratação e seus subprocessos relacionando funções e falhas funcionais. A figura 10 e tabela 4 apresentam respectivamente, um fluxograma do processo de DML e a descrição de suas funções.



Fonte: Autor. (2024)

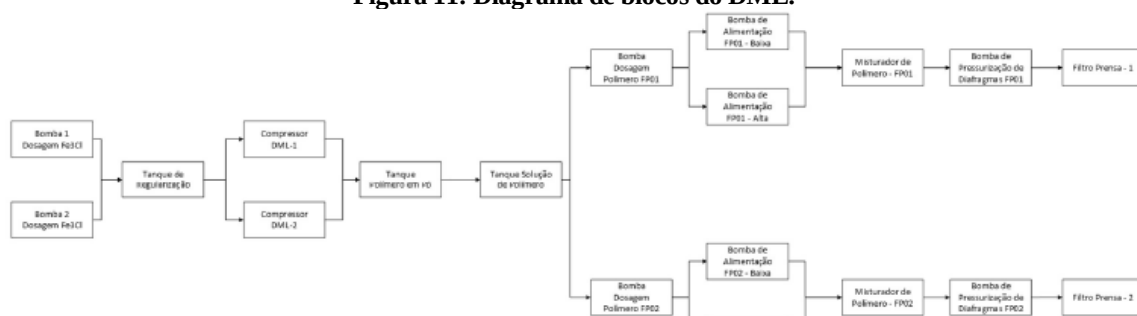
Tabela 4: Descrição funcional do DML.

SUBSISTEMA	COMPONENTE	FUNÇÃO
PRENSAGEM DE LODO	FILTRO PRENSA	Prensagem para aumento de concentração do lodo.
ALIMENTAÇÃO DE LODO	BOMBA DE BAIXA PRESSÃO	Alimentação do Filtro Prensa em enchimento rápido.
	BOMBA DE ALTA PRESSÃO	Alimentação do Filtro Prensa em enchimento final.
PRESSURIZAÇÃO DE DIAFRAGMAS	BOMBA DE PRESSURIZAÇÃO	Pressurização das placas do Filtro Prensa durante a prensagem.
AR COMPRIMIDO	COMPRESSOR	Alimentação de comandos pneumáticos do sistema.
DOSAGEM Fe3Cl	BOMBA DOSADORA Fe3Cl	Dosagem de Fe3Cl para floculação do lodo
	MISTURADOR - TANQUE DE REGULARIZAÇÃO	Mistura Lodo-Fe3Cl para floculação do lodo
DOSAGEM DE POLÍMERO	TANQUE - POLÍMERO EM PÓ	Armazenamento e dosagem de polímero para solução
	TANQUE - SOLUÇÃO DE POLÍMERO	Armazenamento e dosagem de polímero dissolvido para dosagem
	BOMBA DOSADORA POLÍMERO	Dpsagem de solução de polímero para floculação do lodo
MISTURA LODO-POLÍMERO	MISTURADOR DE LINHA	Mistura de lodo e solução de polímero para floculação do lodo

Fonte: Autor. (2024)

Uma vez determinado fluxograma e as funções dos sistemas, é possível elaborar o diagrama de blocos do processo de desidratação de lodo, representado na figura 11.

Figura 11: Diagrama de blocos do DML.



Fonte: Autor. (2024)

1.6. Preparação do Estudo

Os dados de falha referentes a indisponibilidade do sistema foram coletados através do banco de dados do sistema SAP-PM (Figura 12), sistema integrado de gestão empresarial (ERP), capaz de armazenar e controlar informações de parada.

A cada evento de manutenção ocorrido, é registrado uma Nota de Manutenção (NM), onde constam a informações da ocorrência, como: equipamento, local, data/hora de ocorrência etc. Esta NM é recebida pelo setor de manutenção e aprovada, tornando-se uma Ordem de Manutenção (OM), que compõe as tratativas e operações realizadas, bem como os registros de mão de obra empregada.

Figura 12: IW29-Lista de notas

Exibir notas: lista de notas										
Nota	Ordem	Descrição	Denominação de loc.instalação	Local de instalação	A	Início avaria	HiniçAv.	Fim da avaria	HfimaVar	
10748324	8000695387	ACOMPANHAMENTO LAVAGEM PLACAS DO FP-02	SISTEMA DE LAVAGEM DE PL	100ETESMIGL1-DEL01-SLP01	C	07.08.2023	06:31:54	08.08.2023	12:00:00	
10746725	8000695414	Banheiros sem iluminação	OBRA CIVIL	100ETESMIGL1-DEL01-OCV01	Z	08.08.2023	11:01:31	09.08.2023	16:30:00	
10748847	8000695701	Bomba com baixo rendimento na vazão.	BOMBA ALIMENT. FILTRO PR	100ETESMIGL1-DEL01-GBL02-BOM02	B	09.08.2023	08:54:45	09.08.2023	19:50:00	
10748846	8000695703	bomba com baixo rendimento.	BOMBA ALIMENT. FILTRO PR	100ETESMIGL1-DEL01-GBL01-BOM02	B	09.08.2023	05:56:08	09.08.2023	18:00:00	
10749786	8000696698	Filtro-Prensa nº01 não está abrindo.	FILTRO PRENSA-1	100ETESMIGL1-DEL01-DLO01-FPR01	A	11.08.2023	12:18:03	11.08.2023	22:05:00	
10750111	8000696699	Intermitência de vazão de lodo na Prensa	FILTRO PRENSA-2	100ETESMIGL1-DEL01-DLO01-FPR02	A	12.08.2023	19:27:57	12.08.2023	19:38:00	
10749812	8000697298	Restabelecimento do Lavador do FP-01	BARRA DE LAVAGEM-FILTRO-1	100ETESMIGL1-DEL01-SLP01-LAV01	B	11.08.2023	11:52:00	15.08.2023	20:05:00	
10749816	8000697299	Acompanhamento de Lavagem FP-01	FILTRO PRENSA-1	100ETESMIGL1-DEL01-DLO01-FPR01	A	15.08.2023	13:54:10	16.08.2023	20:30:00	
10751595	8000698113	FP01 não inicia após lavagem	FILTRO PRENSA-1	100ETESMIGL1-DEL01-DLO01-FPR01	A	17.08.2023	05:49:11	17.08.2023	19:55:00	
10752171	8000698649	Rompimento tubulação BB ench.final FP01	BOMBA ALIMENT. FILTRO PR	100ETESMIGL1-DEL01-GBL02-BOM01	B	18.08.2023	05:45:29	18.08.2023	20:00:00	
10753347	8000699930	Carinho deslocador de Placa do FP 1	FILTRO PRENSA-1	100ETESMIGL1-DEL01-DLO01-FPR01	A	19.08.2023	20:02:06	20.08.2023	05:00:00	
10753419	8000699936	Filtro-Prensa não está fechando	FILTRO PRENSA-1	100ETESMIGL1-DEL01-DLO01-FPR01	A	20.08.2023	11:29:21	21.08.2023	19:30:00	
10753344	8000699981	Medidor de Vazão (FIT - 1826)	FILTRO PRENSA-1	100ETESMIGL1-DEL01-DLO01-FPR01	A	21.08.2023	09:14:43		00:00:00	
10749817	8000699983	Reservatório de água para lavagem dos FP	SISTEMA DE LAVAGEM DE PL	100ETESMIGL1-DEL01-SLP01	C	15.08.2023	05:47:20	15.08.2023	17:21:00	
10754788	8000701167	Medidor de vazão de polímero falhando	FILTRO PRENSA-1	100ETESMIGL1-DEL01-DLO01-FPR01	A	23.08.2023	08:25:49	02.11.2023	18:00:00	
10754309	8000701168	Falha na totalização de lodo FP02	FILTRO PRENSA-2	100ETESMIGL1-DEL01-DLO01-FPR02	A	22.08.2023	08:56:00	22.08.2023	18:50:00	
10754789	8000701174	Mangueira da válvula de ar da bomba	BOMBA ALIMENT. FILTRO PR	100ETESMIGL1-DEL01-GBL01-BOM01	B	22.08.2023	17:15:00	22.08.2023	19:35:00	
10755535	8000702102	Mangueira Bomba Pressurização FP02	BOMBA PRESSURIZAÇÃO DIA	100ETESMIGL1-DEL01-GBX01-BOM02	B	23.08.2023	12:35:40	23.08.2023	15:00:00	
10755631	8000702106	Troca elemento filtrante lavagem tela FP	BOMBEAMENTO LAVAGEM	100ETESMIGL1-DEL01-GBX02	C	25.08.2023	08:48:16	25.08.2023	18:00:00	
10757208	8000703358	ACOMPANHAMENTO LAVAGEM PLACAS DO FP-01	BOMBA DE LAVAGEM-1	100ETESMIGL1-DEL01-GBX02-BOM01	B	29.08.2023	08:26:03	29.08.2023	20:10:00	

Fonte: SAP-PM Sabesp (2024)

Já as informações a respeito de falhas no processo foram levantadas por meio do diário de bordo operacional, que se trata de um relatório composto por formulários onde são registrados os parâmetros operacionais e resultados para cada ciclo de prensagem.

O diário de bordo (Tabela 5) fornece valores como tempo de ciclo de prensagem, vazão de lodo, polímero e cloreto férrico, quantidade de lodo produzido e concentração do lodo antes e após o processo de desidratação.

Tabela 5: Diário de bordo DML.

DATA		DIÁRIO DE BORDO DML															
07/06/2024	CICLO	EQUIPE	Operador	Hora Início	Hora Fim	Volume [m³]	ST Entrada [%]	Volume Polímero [L]	Dosagem Polímero [kg/tonlodo]	Concentração Polímero [kg/tonlodo]	Volume FeCl3 [m³]	Concentração FeCl3 [L/m³]	Dosagem FeCl3 [kg/ton] seca	Dosagem FeCl3 [kg/ton] úmida	Massa Secca [ton]	ST_Torta [%]	
FILTRO PRENSA-1	1	A	Marcos	10:10	13:00	69,0	2,1	961,0	4,2	0,7	2,6	75,3	188,3	1,5	1,5	22,8	
	2	E	Pedro J	14:40	17:25	92,0	2,1	1518,0	5,0	0,6	2,8	74,8	187,1	2,0	2,0	22,1	
	3	E	Pedro J	18:30	21:10	87,0	2,1	1568,0	5,5	0,7	2,8	74,8	187,1	1,8	1,8	26,4	
	4	C	Eduardo	23:55	02:40	79,0	2,1	1326,0	5,1	0,7	2,8	72,8	182,1	1,7	1,7	23,0	
	5																
	6																
FILTRO PRENSA-2	1	A	Marcos	07:30	10:50	63,0	1,9	868,0	4,6	0,7	2,6	75,3	188,3	1,2	1,2	16,1	
	2	E	Pedro J	13:40	16:30	76,0	2,1	1266,0	5,1	0,6	2,8	74,8	187,1	1,6	1,6	23,0	
	3	E	Pedro J	17:35	20:15	79,0	2,1	1417,0	5,4	0,7	2,8	74,8	187,1	1,7	1,7	25,0	
	4	C	Eduardo	22:40	02:00	85,0	2,1	1448,0	5,2	0,7	2,8	72,8	182,1	1,8	1,8	28,7	
	5																
	6																

Fonte: Autor (2024)

1.7. Confiabilidade de Equipamentos

Através das informações fornecidas pelo relatório de notas do SAP-PM no período de janeiro de 2022 até outubro de 2024, foi levantado o histórico de falhas dos equipamentos do DML. De posse dessas informações, é possível quantificar os dados de confiabilidade do sistema, conforme mostrado na tabela 6.

Tabela 6: Dados de falha dos componentes.

Denominação do loc. instalação	Falhas	MTTR [h/reparo]	MTBF [h/falha]
FILTRO PRENSA-1	145	26,8	139,9
FILTRO PRENSA-2	149	22,0	140,2
BOMBA ALIMENT. FILTRO PRENSA BAIXA-1	16	24,4	1486,1
BOMBA ALIMENT. FILTRO PRENSA BAIXA-2	19	30,9	1241,1
BOMBA ALIMENT. FILTRO PRENSA ALTA-1	19	36,0	1236,0
BOMBA ALIMENT. FILTRO PRENSA ALTA-2	20	52,9	1155,5
BOMBA PRESSURIZAÇÃO DIAFRAGMAS-1	10	30,7	2386,1
BOMBA PRESSURIZAÇÃO DIAFRAGMAS-2	7	48,4	3404,2
COMPRESSOR DML-1	15	48,3	1562,9
COMPRESSOR DML-2	2	8,9	12075,1
TANQUE-1-POLIMERO EM PÓ	10	63,1	2353,7
TANQUE-2-SOLUÇÃO DE POLIMERO	8	4,3	3016,7
BOMBA DOSAGEM DE CLORETO-1	17	29,7	1391,9
BOMBA DOSAGEM DE CLORETO-2	7	9,9	3442,6
BOMBA DOSAGEM DE POLIMERO-1	23	98,5	952,3
BOMBA DOSAGEM DE POLIMERO-2	20	70,2	1138,2
MISTURADOR TANQUE DE REGULARIZAÇÃO	7	33,1	3419,5
MISTURADOR POLIMERO-1	8	47,8	2973,2
MISTURADOR POLIMERO-2	13	18,1	1840,9

Fonte: Autor (2024)

Além disso, também foram levantados os principais modos de falha registrados nas notas de manutenção, e elaborado o FMEA do processo sob o ponto de vista de disponibilidade dos equipamentos.

Foram adaptadas as práticas propostas pelo FMEA Handbook (AIAG & VDA, 2019) para elaboração de FMEA acerca dos equipamentos que compõem o DML. Os critérios de avaliação do RPN foram dados como a seguir:

- **Ocorrência:**
Proporção da frequência, numa escala 0 a 10, do modo de falha, através da relação ao tempo médio entre falhas da posição operacional ($MTBF_i'$) e do modo de falha em específico ($MTBF_i$), sendo obtido através da equação 6.

$$O = 1 - \left(\frac{MTBF_i'}{MTBF} \right) * 10 \quad \text{Equação (6)}$$

- **Severidade:**
Media aritmética, em escala 0 a 10, entre o fator de reparo e o fator de paradas, como demonstrado na equação 7. Onde f_{reparo} (Equação 8) se refere a relação entre os tempos médios de reparo do modo de falha específico e de toda a instalação, e f_{parada} (Equação 9) a proporção entre todas as ocorrências e as que ocasionaram indisponibilidade imediata na posição operacional.

$$S = \left(\frac{f_{reparo} + f_{parada}}{2} \right) * 10 \quad \text{Equação (7)}$$

$$f_{reparo} = \left(\frac{MTTR_{modo\ de\ falha}}{MTTR_{geral}} \right) \quad \text{Equação (8)}$$

$$f_{parada} = \left(\frac{n^{\circ}_{indisponibilidade}}{n^{\circ}_{modo\ de\ falha}} \right) \quad \text{Equação (9)}$$

- **Deteccção:**
Critérios da tabela 2 propostos pelo FMEA Handbook a respeito da eficácia e confiabilidade dos métodos de detecção dos modos de falha.

Por fim, com a mesma base, foi elaborada uma ficha de FMEA para realização da análise, conforme o modelo da tabela 7.

Tabela 7: Formulário para FMEA DML.

POSIÇÃO OPERACIONAL	MODO DE FALHA	EFEITO DA FALHA POTENCIAL	CAUSA POTENCIAL DE FALHA	SEVERIDADE	OCCORRÊNCIA	DETECÇÃO	RISCO NPR	AÇÕES RECOMENDADAS
Descrição do componente do sistema sujeito a falha	Modo de falha ocorrido no sistema	Impacto que o modo de falha pode causar ao DML	Prováveis causas	S	O	D	NPR	Ações propostas visando mitigar cada modo de falha crítico

Fonte: Autor (2024)

1.8. Confiabilidade de Processo

Com as informações fornecidas pelo diário de bordo do DML foi possível extrair uma base de dados descrevendo os parâmetros médios de 4455 ciclos de prensagem no período de 18 meses (março de 2022 a agosto 2024).

Foram relacionados os parâmetros operacionais de cada ciclo e os parâmetros de qualidade do produto final, que no caso se referem à massa seca de lodo desidratado no ciclo e sua concentração em percentual em sólidos totais.

Baseando-se nas exigências de qualidade do produto, foram estabelecidos três modos de falha possíveis para os ciclos de prensagem:

- Baixa produtividade: Massa seca de lodo inferior a 2ton
- Baixa concentração: Percentual de sólidos totais inferior a 22,5%
- Falha total: Massa seca e concentração não atendidos simultaneamente.

A tabela 8 demonstra a tabulação parcial dos dados e dos tipos de falha possíveis.

Tabela 8: Amostra da base de dados de falha de processo.

Volume_Lodo [m3]	ST_entrada	Volume_Polimerol	Dosagem_Polimerol[kg/tonlodo]	Concentração_Polimerol[kg/tonlodo]	Volume_FeCl3[m3]	Concentração_FeCl3[L/m3]	Dosagem_FeCl3[kg/ton]seca	Dosagem_FeCl3[kg/ton]umida	Massa_seca[ton]	ST_torta	Massa_seca[ton]ideal	ST_tortaideal	Falha	Tipo_Falha
85	2,94	2496	5,92	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	2,499	28,7		2	22,5	OK
50	2,94	1189	4,79	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	1,47	24,38		2	22,5 X	Baixa Produtividade
49	2,9	1116	4,65	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	1,421	20,47		2	22,5 X	Falha total
49	2,9	1033	4,31	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	1,421	21,06		2	22,5 X	Falha total
51	2,9	1042	4,17	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	1,479	20,07		2	22,5 X	Falha total
51	2,9	962	3,85	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	1,479	24,21		2	22,5 X	Baixa Produtividade
49	2,94	1163	4,78	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	1,4406	25,69		2	22,5 X	Baixa Produtividade
91	2,94	2475	5,61	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	2,6754	28,81		2	22,5	OK
89	2,9	2406	5,66	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	2,581	26,7		2	22,5	OK
83	2,9	2300	5,80	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	2,407	29,87		2	22,5	OK
54	2,9	1210	4,69	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	1,566	24,7		2	22,5 X	Baixa Produtividade
54	2,9	1041	4,03	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	1,566	25,45		2	22,5 X	Baixa Produtividade
85	2,9	2297	4,47	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	2,465	29,37		2	22,5	OK
88	2,9	2521	4,74	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	2,552	22,11		2	22,5 X	Baixa Concentração
92	2,9	2576	4,63	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	2,668	22,65		2	22,5	OK
89	2,9	2452	4,56	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	2,581	23,16		2	22,5	OK
45	2,9	1274	4,69	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	1,305	24,17		2	22,5 X	Baixa Produtividade
91	2,94	2417	5,30	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	2,6754	31,29		2	22,5	OK
86	2,94	2314	5,37	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	2,5284	23,91	2,00		22,5	OK
87	2,94	2542	5,83	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	2,5578	19,11		2	22,5 X	Baixa Concentração
90	2,97	2597	5,70	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	2,673	23,12		2	22,5	OK
90	2,9	2583	5,81	0,48	1170,00	11,82	330,91	827,27	2,61	26,19		2	22,5	OK

Fonte: Autor (2024)

Baseando-se nas informações de falha do processo, foi realizada uma análise de confiabilidade dos dois filtros prensa do sistema, considerando a quantidade de falhas por ciclo para o cálculo do tempo médio entre falhas (MTBF).

Além disso, foi possível fornecer os dados organizado como base de treinamento para algoritmos de ML Para isso, foi construído um modelo capaz de prever os modos de falha predeterminados de acordo com as diversas variações de parâmetros como vazões de lodo, polímero e cloreto férrico, concentração na diluição dos produtos químicos, velocidade de alimentação do filtro prensa, volume e concentração de entrada do lodo e até mesmo parâmetros humanos, como turno e operador responsável.

Para investigar os parâmetros que possuem maior influência nos modos de falha determinados e possibilitar sua previsão, foram empregados os modelos Decision Tree e K-Nearest Neighbors (KNN), desenvolvidos através de um Python notebook. Depois, foram aferidas suas precisões com o objetivo de determinar e considerar o método mais adequado.

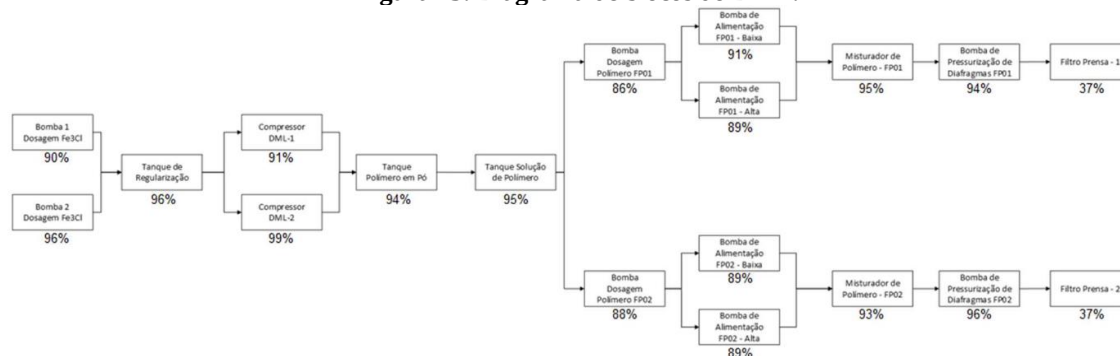
4 Análise e Discussão dos Resultados

A seguir, são apresentados os resultados das duas etapas seções do estudo:

1.1. Análise de Disponibilidade

A partir dos dados levantados, foi possível calcular e quantificar a confiabilidade dos componentes baseando-se no valor mínimo de MTBF (tempo médio entre falhas) da tabela 6, equivalente a 140 horas, com o qual foram extraídos os índices de confiabilidade de cada componente individualmente. Estes valores foram organizados e apresentados no Diagrama de Blocos (Figura 13), permitindo a visualização da confiabilidade global do sistema.

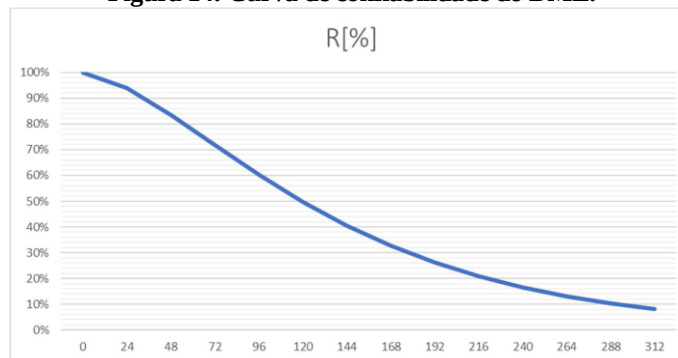
Figura 13: Diagrama de blocos do DML.



Fonte: Autor (2024)

Utilizando as equações 3 e 4, aplicadas ao modelo do diagrama de blocos ilustrado na figura 13, foi calculada a confiabilidade global do sistema de desidratação de lodo, que resultou em 42% para um tempo de operação de 140 horas, com comportamento conforme ilustrado na Figura 14. A análise também revelou que os componentes com maior impacto na confiabilidade do sistema são os dois filtros prensa, que desempenham o papel de equipamentos principais do processo.

Figura 14: Curva de confiabilidade do DML.



Fonte: Autor (2024)

Com a aplicação do FMEA foi possível identificar as posições operacionais mais críticas e propor ações de correção. Destacam-se os Misturadores de Polímero, as Bombas Alimentação e o Filtro Prensa, que apresentam altos valores de NPR e uma alta recorrência de falhas.

As principais falhas incluem desarmes, vazamentos, obstruções, panes elétricas e hidráulicas, sendo que possuem potencial de interromper ou prejudicar a continuidade do processo de produção de lodo.

Foram levantadas e recomendadas ações preventivas, que envolvem manutenção regular, inspeções periódicas e intervenções nos sistemas elétrico, hidráulico e mecânico, visando reduzir os riscos de indisponibilidade e otimizar a eficiência operacional.

A tabela 9 mostra os principais modos de falha que foram levantados durante a análise:

Tabela 9: FMEA DML.

POSIÇÃO OPERACIONAL	MODOS DE FALHA	EFEITO DA FALHA POTENCIAL	CAUSA POTENCIAL DE FALHA	SEVERIDADE (S)	OCORRÊNCIA (O)	DETECÇÃO (D)	RISCO INPR	AÇÕES RECOMENDADAS
MISTURADOR POLIMERO	Desarme	Interrupção da mistura lodo-polímero, comprometendo a qualidade do lodo desidratado.	Sobrecarga elétrica	8	9	6	456	Monitorar corrente no motor e verificar possível travamento mecânico.
BOMBA ALIMENT. FILTRO PRENSA	Não pressuriza	Redução no desempenho e parada total de produção.	Conjunto rotor-estator desgastado/danificado	8	9	6	417	Monitorar rendimento das bombas e realizar substituição periódica.
BOMBA DOSAGEM DE POLIMERO	Desarme	Interrupção no bombeamento, alterando a dosagem ideal de polímero.	Sobrecarga elétrica ou falha no motor.	7	9	6	403	Verificar sistema elétrico e possíveis sobrecargas na linha de recalque.
BOMBA ALIMENT. FILTRO PRENSA	Não bombeia	Parada total do processo de alimentação do filtro prensa.	Obstrução no rotor ou nas linhas de sucção/recalque.	8	9	6	396	Inspeccionar rotor e linha, realizar limpeza periódica.
FILTRO PRENSA	Alarmes no Supervisor	Interrupção do processo devido a falhas recorrentes detectadas.	Falha de sensores ou comunicação.	6	10	6	382	Inspeccionar sensores periodicamente, revisar comunicação com o sistema supervisor.
FILTRO PRENSA	Válvula travada	Interrupção no ciclo de filtração, causando atraso no processo.	Acúmulo de resíduos ou falha mecânica na válvula.	7	9	6	363	Inspeccionar válvula, realizar manutenção preventiva e limpeza periódica.
FILTRO PRENSA	Pane Hidráulica	Paralisação total do filtro prensa.	Falha de componentes como válvulas e atuadores	7	10	5	360	Inspeção periódica do sistema hidráulico, verificar componentes mecânicos, realizar manutenções preventivas.
MISTURADOR POLIMERO	Vazamento	Contaminação e queima do motor.	Selo mecânico danificado	10	7	5	333	Inspeção periódica e manutenção preventiva.
FILTRO PRENSA	Placa queimada	Parada do equipamento para substituição. Atrasos na produção e custos de reparo.	Sobrecarga mecânica ou operação inadequada do sistema hidráulico.	8	8	5	321	Determinar e restringir limite de pressão para os adonamentos hidráulicos.
FILTRO PRENSA	Não pressuriza	Perda de produtividade.	Placas de filtro entupidas, saturação do tecido filtrante.	6	8	6	289	Lavagem do do filtro prensa. Realizar troca das telas filtrantes.
FILTRO PRENSA	Falha no deslocador de placas	Interrupção no descarregamento.	Sobrecarga mecânica ou operação inadequada do sistema hidráulico.	7	10	4	275	Determinar e restringir limite de pressão para os adonamentos hidráulicos.
BOMBA DOSAGEM DE POLIMERO	Não dosa	Interrupção na dosagem do polímero, prejudicando a qualidade do processo.	Obstrução no rotor ou nas linhas de sucção/recalque.	6	9	5	273	Inspeccionar rotor e linha, realizar limpeza periódica.
BOMBA PRESSURIZAÇÃO DIAFRAGMAS	Vazamento	Perda de pressão, comprometendo a eficiência do sistema.	Falha na vedação ou conexões frouxas.	7	7	6	269	Substituir vedações, revisar conexões, realizar manutenção preventiva.
BOMBA ALIMENT. FILTRO PRENSA	Baixa vazão	Baixa eficiência no processo de filtração.	Obstrução nas linhas de sucção ou desgaste do rotor.	6	9	5	257	Inspeccionar rotor e linhas de sucção, verificar motor e ajustar sistemas de controle.
FILTRO PRENSA	Vazamento	Perda de fluido, prejudicando o processo de filtração.	Vedações desgastadas	7	9	4	250	Substituir vedações e conexões. Realizar manutenção preventiva.
BOMBA DOSAGEM DE CLORETO	Desarme	Interrupção na dosagem de cloreto, impactando o processo químico.	Sobrecarga elétrica ou falha no motor.	6	8	5	247	Verificar falhas elétricas e realizar ajustes no sistema de controle.
BOMBA ALIMENT. FILTRO PRENSA	Vazamento	Perda de fluido, prejudicando a alimentação dos filtros prensa	Falha nas vedações ou conexões, desgaste de selos.	4	9	6	236	Realizar manutenção nas vedações e conexões, substituir componentes danificados, fazer ajustes.
BOMBA ALIMENT. FILTRO PRENSA	Desarme	Parada da alimentação do filtro, interrompendo o processo de filtração.	Sobrecarga elétrica ou falha no motor.	5	8	6	233	Verificar falhas elétricas e realizar ajustes no sistema de controle.
FILTRO PRENSA	Queda de energia	Interrupção imediata total da produção e perda de material.	Falha na alimentação elétrica ou problemas no sistema de backup de energia.	4	7	9	213	Realizar manutenção e testes preventivos periodicamente.
COMPRESSOR DML	Desarme	Parada do sistema de ar comprimido, impactando equipamentos dependentes.	Sobrecarga elétrica ou superaquecimento do motor.	6	9	4	210	Realizar manutenção preventiva. Troca de filtros, teste de válvulas, limpeza de linha, etc
BOMBA DOSAGEM DE POLIMERO	Vazamento	Perda de polímero, comprometendo a dosagem correta e a qualidade do processo.	Desgaste ou falha nas conexões, vedações ou no sistema de selagem da bomba.	6	8	4	191	Substituir vedações, inspecionar e ajustar conexões da bomba.
FILTRO PRENSA	Falha de comunicação	Interrupção no monitoramento remoto do equipamento, dificultando ações corretivas.	Problemas na rede de comunicação ou mau funcionamento do CLP.	7	7	4	184	Verificar e ajustar o sistema de comunicação e sensores, realizar testes de calibração.
FILTRO PRENSA	Baixa vazão	Diminuição na eficiência do ciclo de filtração, gerando atrasos.	Entupimento nas linhas de entrada ou desgaste das bombas associadas.	7	7	4	182	Limpar entradas e saídas, realizar manutenção nos sistemas de filtração e bombas associadas.
BOMBA PRESSURIZAÇÃO DIAFRAGMAS	Válvula travada	Interrupção no fluxo de pressurização, atrasando o processo.	Acúmulo de resíduos ou falha mecânica na válvula.	6	5	6	169	Limpar válvula, inspecionar e realizar manutenção preventiva nos atuadores.
FILTRO PRENSA	Erro de medição	Ajustes inadequados e possível falha no processo de filtração.	Defeito nos sensores, falha de calibração ou problema de comunicação com o sistema de controle.	3	9	6	156	Calibrar sensores, verificar conexões e realizar manutenção no sistema de medição.
TANQUE-1-POLIMERO EM PO	Não dosa	Redução na eficiência do sistema devido a falta de polímero no processo.	Obstrução na saída do tanque ou falha no mecanismo de alimentação.	5	5	5	126	Inspeccionar e limpar a saída do tanque, realizar manutenção preventiva no mecanismo de alimentação.
BOMBA DOSAGEM DE CLORETO	Baixa vazão	Concentração insuficiente de cloreto no processo.	Obstrução na linha ou desgaste da bomba.	5	5	4	101	Inspeccionar linha de dosagem, realizar manutenção nas bombas e monitorar fluxo de cloreto.

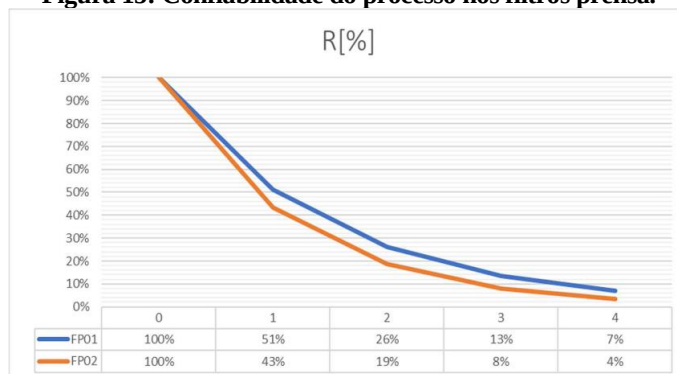
Fonte: Autor (2024)

1.2. Análise do Processo

A avaliação de confiabilidade dos filtros-prensa com base na quantidade de falhas por ciclo de operação forneceu valores de MTBF que indicaram uma maior confiabilidade relativa do Filtro Prensa-1, com valores de 1,49 ciclos, em comparação ao Filtro Prensa-2, que apresentou 1,19 ciclo até a falha.

A curva de confiabilidade mostrada na figura 15 mostra uma redução acentuada na probabilidade de funcionamento sem falhas nos dois filtros, já após o primeiro ciclo. No caso do Filtro Prensa-1, a confiabilidade decresce para 51% após o primeiro ciclo e para 13% no terceiro ciclo. Já o Filtro Prensa-2 apresenta uma taxa ainda mais rápida de declínio, com apenas 43% de confiabilidade após o primeiro ciclo e 8% no terceiro ciclo.

Figura 15: Confiabilidade do processo nos filtros prensa.



Fonte: Autor (2024)

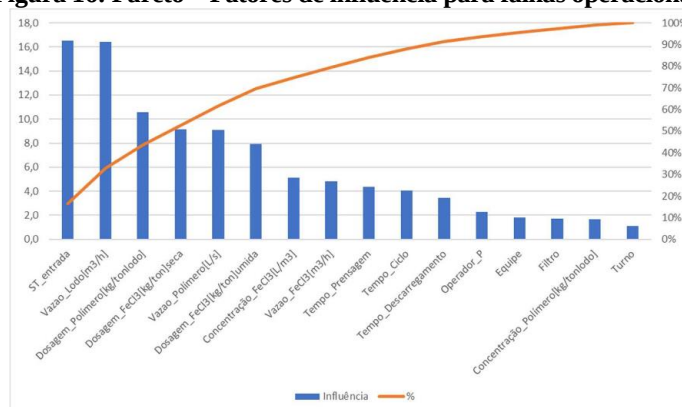
Esses resultados evidenciam a necessidade de intervenções preditivas para garantir que o desempenho operacional do DML E por este motivo, a integração dessa análise com o modelo de ML se faz importante, pois possibilita identificar os parâmetros que mais influenciam as falhas.

O algoritmo aplicado no processo de desidratação de lodo da ETE São Miguel demonstrou resultados promissores, já que foi capaz de prever com eficiência os tipos de falhas operacionais, considerando variações nos parâmetros do processo.

O modelo escolhido por ser mais eficiente foi Decision Tree, que apresentou uma acurácia de 88%, frente a 79% do modelo KNN. Embora modelos desse tipo possuam potencial para previsões mais precisas, este grau de acerto já indica que a ferramenta pode apoiar satisfatoriamente a prevenção de falhas operacionais.

Os parâmetros operacionais com maior influência na previsão dos modos de falha foram ponderados pela árvore de decisão, identificados e ordenados em graus de importância, como mostra a figura 16. Os mais relevantes foram a concentração de sólidos totais na entrada (16,50) e a vazão de lodo (16,42), seguidos pela dosagem de polímero (10,56) e pela dosagem de cloreto férrico (9,15). Parâmetros humanos, como o operador responsável e o turno, apresentaram menor impacto, com valores de 2,28 e 1,09, respectivamente.

Figura 16: Pareto – Fatores de influência para falhas operacionais.



Fonte: Autor (2024)

Esses resultados confirmam que os parâmetros físico-químicos do lodo a ser desidratado e concentração de insumos químicos têm papel decisivo no desempenho do processo. Além disso, a utilização do modelo permite maior previsibilidade e controle, possibilitando que estes fatores sejam ajustados durante o processo, favorecendo assim, a redução significativa da ocorrência de falhas.

Também foi possível identificar quais equipamentos ou etapas do processo influenciam nos principais parâmetros que impactam a confiabilidade da desidratação de lodo. A tabela 10 relaciona os parâmetros a esses fatores, indicando que predominantemente o desempenho das bombas de alimentação de lodo, de dosagem de produtos químicos, filtros prensa são de suma importância na garantia da confiabilidade do processo.

Tabela 10: Relação de influências.

PARÂMETRO	FATORES DE INFLUÊNCIA
ST Entrada	Qualidade dos processos anteriores (Adensamento ou Biodigestão)
Vazão de lodo	Desempenho das bombas de alimentação
	Desempenho dos filtros prensa
	Desempenho das bombas de dosagem
Dosagem de polímero	Determinação de dosagem adequada conforme ST de entrada
	Medição de vazão confiável na alimentação de lodo e de polímero
	Desempenho das bombas de dosagem
Dosagem de Fe ₃ Cl	Desempenho do misturador do tanque de regularização
	Determinação de dosagem adequada conforme ST de entrada
	Medição de volume de lodo e Fe ₃ Cl confiáveis no tanque de regularização
Vazão de polímero	Desempenho das bombas de dosagem
Concentração Fe ₃ Cl	Determinação da concentração adequada
Vazão Fe ₃ Cl	Desempenho das bombas de dosagem
Tempo de ciclo	Desempenho das bombas de alimentação, dosagem e filtros prensa

Fonte: Autor (2024)

5 Conclusão

A análise de confiabilidade do processo de desidratação de lodo da ETE São Miguel teve como objetivo identificar os modos de falha que mais comprometem a operação contínua e eficiente do sistema. Os resultados demonstraram que ferramentas como FMEA e Machine Learning são eficazes na identificação de padrões de falhas e na proposição de ações corretivas e preventivas que asseguram a disponibilidade e produtividade do processo.

A associação do diagrama de blocos ao FMEA possibilitou a priorização de componentes críticos, destacando filtros-prensa, misturadores de polímero e bombas de alimentação como os principais responsáveis pela indisponibilidade. A partir dessa análise, foi possível propor estratégias de manutenção com foco em inspeções regulares e intervenções planejadas, que podem mitigar significativamente os impactos dessas falhas.

A aplicação de modelos de Machine Learning, em especial Decision Tree, apresentou alta acurácia na previsão de modos de falha com base nos parâmetros operacionais. Essa abordagem destacou a condição do lodo digerido e a qualidade do condicionamento químico como os fatores mais influentes no desempenho do sistema. Com base nesses resultados, ajustes proativos nos parâmetros operacionais podem otimizar o processo, reduzindo falhas e melhorando a eficiência geral.

Conclui-se que a integração de técnicas tradicionais de análise de confiabilidade com ferramentas avançadas de inteligência artificial representa uma abordagem promissora para a otimização de processos complexos. Essa integração não apenas melhora a eficiência operacional, mas também contribui para a sustentabilidade do processo, alinhando-se às melhores práticas de gestão de ativos e à legislação ambiental vigente.

Espera-se que este trabalho forneça subsídios para a implementação de ações concretas e inspire futuras pesquisas voltadas à aplicação de tecnologias avançadas na análise e otimização de processos industriais. Além disso, recomenda-se a adoção de ferramentas preditivas em tempo real ou de estratégias mais robustas, de modo a maximizar a confiabilidade e sustentabilidade do sistema a longo prazo.

6 Referências

1. Automitive Industriy Action Group & Verband der Automobilindustrie; Failure Mode and Effects Analysis - FMEA Handbook - Michigan, USA, 2019, ISBN 978-1-60534-367-9.
2. ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. NBR 5462: Confiabilidade e Manutenibilidade Referências - Elaboração. Rio de Janeiro, 1994.
3. Ferreira, L. O. de P., Lara, H. S., Dantas, G. do C., & Brito, J. N. (2024). Detecção de falhas mecânicas através de diferentes técnicas de machine learning. Revista Observatório De La Economía Latinoamericana, 22(9), e6780. Disponível em: <https://doi.org/10.55905/oelv22n9-137>
4. IBM; What is the KNN algorithm?; Disponível em: [https://www.ibm.com/topics/knn#:~:text=The%20k%2Dnearest%20neighbors%20\(KNN,used%20in%20machine%20learning%20today.](https://www.ibm.com/topics/knn#:~:text=The%20k%2Dnearest%20neighbors%20(KNN,used%20in%20machine%20learning%20today.;); Acessado em: 20/11/2024.
5. Lewis, E.E. Introduction to Reliability Engineering, 2nd edition, John Wiley & Sons, Inc. New York, 1987.
6. Micronics, Engineered Filtration Group; O que é desidratação de lodo e para que é utilizado? Site da companhia. Disponível em: <https://www.micronicsinc.com/pt-br/filtration-news/what-is-sludgedewatering/#:~:text=A%20desidrata%C3%A7%C3%A3o%20de%20lodo%20%C3%A9,de%20volta%20ao%20meio%20ambiente.>; Acessado em: 21/09/2024
7. Miki, M. K.; Utilização de polímeros para condicionamento de lodo de ETE para desidratação em filtro prensa de placas. Dissertação de mestrado, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo – Poli-USP, São Paulo, Brasil, 1998.
8. Netzsch; Filtro prensa tipo câmara e tipo membrana. Catálogo Pomerode, s.d.
9. Oliveira, S.M.A.C.; Análise de desempenho e confiabilidade de estações de tratamento de esgotos. Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, MG, 2006.
10. ReCESA; Esgotamento Sanitário – Processos de Tratamento de Esgotos - Nível 1; Brasil; ReCESA Rede de Capacitação e Extensão Tecnológica em Saneamento Ambiental, 2013.
11. Rech, G.; Anzanello, M.J.; Dutra, C.C; Curvas de aprendizado e FMEA na análise do processo de separação manual de uma distribuidora de medicamentos. Revista Produção Online, Florianópolis, SC, v.13, n.3, p.873-892, jul/set. 2013, ISSN 1676-1901.
12. Silva, P.P.; Aprendizado de máquina na análise do perfil da inadimplência no Conselho Regional de Enfermagem do Rio Grande do Sul. 52 f., il. Dissertação (Mestrado em Economia) – Universidade de Brasília, Brasília 2020.
13. Viana, H.R.G.; PCM-Planejamento e Controle da Manutenção. – 2ªEd., Rio de Janeiro, RJ, Qualitymark Editora, 2022, ISBN 978-85-414-0409-9.
14. Xing L., Christos E. A., Nitin P. P., Brian W. S., Huajian G.; A machine learning approach to fracture mechanics problems. Elsevier, Acta Materialia 190 (2020), p.105-112, 2020