



**Universidade Estadual de Campinas
Instituto de Computação**



Heber Augusto Scachetti

**Usando aprendizado de máquina para prever extravasão em elevatórias de
esgoto**

Using machine learning to predict sewage overflow in lift stations

CAMPINAS

2020

Heber Augusto Scachetti

**Usando aprendizado de máquina para prever extravasão em elevatórias de
esgoto**

Dissertação de mestrado
apresentada ao Instituto de
Computação da Universidade
Estadual de Campinas para
obtenção do título de Mestre em
Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Guido Costa Souza de Araújo

Este exemplar corresponde à versão final da
Dissertação defendida por Heber Augusto
Scachetti e orientada pelo Prof. Dr. Guido Costa
Souza de Araújo.

CAMPINAS

2020

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas
Biblioteca do Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica
Ana Regina Machado - CRB 8/5467

Sca19u Scachetti, Heber Augusto, 1981-
Usando aprendizado de máquina para prever extravasão em elevatórias de esgoto / Heber Augusto Scachetti. – Campinas, SP : [s.n.], 2020.

Orientador: Guido Costa Souza de Araújo.
Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Computação.

1. Aprendizado de máquina. 2. Extravasão de esgoto. 3. Redes neurais recorrentes. 4. Elevatória de esgoto. 5. Bombeamento de esgoto. I. Araújo, Guido Costa Souza de, 1962-. II. Universidade Estadual de Campinas. Instituto de Computação. III. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Using machine learning to predict sewage overflow in lift stations

Palavras-chave em inglês:

Machine learning

Sewage overflow

Recurrent neural network

Sewage lift station

Sewage pumping

Área de concentração: Ciência da Computação

Títuloção: Mestre em Ciência da Computação

Banca examinadora:

Guido Costa Souza de Araújo [Orientador]

Niederauer Masterali

Rodrigo Dias Arruda Senra

Data de defesa: 31-03-2020

Programa de Pós-Graduação: Ciência da Computação

Identificação e informações acadêmicas do(a) aluno(a)

- ORCID do autor: <https://orcid.org/0000-0003-2745-2333>

- Currículo Lattes do autor: <http://lattes.cnpq.br/4461786767922117>



**Universidade Estadual de Campinas
Instituto de Computação**



Heber Augusto Scachetti

**Usando aprendizado de máquina para prever extravasão em elevatórias de
esgoto**

Using machine learning to predict sewage overflow in lift stations

Banca Examinadora:

- Prof. Dr. Guido Costa Souza de Araújo (Supervisor)
Instituto de Computação – UNICAMP
- Prof. Dr. Niederauer Mastelari
Faculdade de Engenharia Mecânica – UNICAMP
- Rodrigo Dias Arruda Senra
Work & Co

A Ata da Defesa, assinada pelos membros da Comissão Examinadora, consta no SIGA/Sistema de Fluxo de Dissertação/Tese e na Secretaria do Programa da Unidade.

Campinas, 31 de março de 2020

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho à minha esposa Yara, aos meus filhos Alice e João e aos meus pais Hermínio e Bernadete.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por ter colocado este desafio em meu caminho e por ter permitido a sua conclusão.

À minha esposa Yara por toda a ajuda e incentivo durante esta caminhada. Sem ela isto não seria possível. Aos meus filhos Alice e João por me lembrar, a todo dia, o que realmente importa nesta vida.

Aos meus pais Herminio e Bernadete pela companhia, apoio e ensinamentos durante toda a vida. Às minhas irmãs Claudia e Ligia pelo carinho e torcida durante esta caminhada.

À empresa COPASA, aos engenheiros Fabrício, Luiz e a toda equipe da DVME em Belo Horizonte/ MG pelos dados e conhecimento essenciais à execução deste trabalho de mestrado.

Ao meu orientador Professor Doutor Guido Costa Souza de Araújo pela confiança, paciência, orientação e por todo o conhecimento compartilhado ao longo de 10 anos.

Ao meu amigo Rodrigo Dias Arruda Senra pelo conhecimento, ajuda e orientação durante esta caminhada, mesmo enfrentando momentos difíceis em sua vida.

A empresa HI Tecnologia por todo apoio, ajuda no contato com a empresa COPASA e flexibilização necessária à manutenção do meu emprego durante o desenvolvimento deste trabalho.

Ao Kleber Stroeh e a empresa Everflow pela ajuda, por me apresentar ao Process Mining e disponibilizar a ferramenta Everflow.

Aos meus amigos, familiares e a todos aqueles que, de alguma forma, me ajudaram durante esta caminhada.

A todos, o meu muito obrigado.

Resumo

As elevatórias de esgoto são elementos responsáveis pelo transporte do esgoto até as estações de tratamento através de uma ou mais bombas que são acionadas por um controlador. O controlador das bombas da elevatória de esgoto utiliza-se da informação de nível de esgoto presente no poço de sucção para decidir entre ligar e desligar as bombas. Quando o esgoto não é bombeado corretamente, o nível de esgoto se eleva até provocar a extravasão. O evento de extravasão nada mais é do que um vazamento de esgoto, o que pode significar a ocorrência de desastres ecológicos e sérios prejuízos financeiros à empresa responsável pela manutenção e operação das elevatórias de esgoto. Este trabalho de mestrado apresenta um estudo de trinta elevatórias de esgoto monitoradas pelo sistema de supervisão da DVME (Divisão de Macro Operação de Esgoto) na empresa COPASA de Minas Gerais. Até onde é de nosso conhecimento, esta dissertação propõe a primeira solução, baseada em Modelos de Aprendizado de Máquina, para previsão de extravasão em estações elevatórias de esgoto. Os modelos de aprendizado de máquinas aplicadas neste trabalho são baseados em redes neurais recorrentes do tipo LSTM (*Long Short Term Memory* ou, em português, Memória de Longo e Curto Prazo), redes neurais do tipo CNN (Convolutional Neural Network ou, em português, rede neural convolucional) e redes neurais ConvLSTM (LSTM com transformações baseadas em convolução). Para o cenário avaliado neste trabalho, o modelo ConvLSTM conseguiu prever com 95% de acurácia a ocorrência de extravasão de esgoto na estação dentro da próxima 1 hora.

Abstract

Lift stations are elements responsible for transporting sewage to treatment plants through one or more pumps that are driven by a controller. The sewage pump controller uses the sewage level information in the suction well to decide between turning the pumps on and off. When the sewage is not pumped correctly, the sewage level rises until it overflows. The overflow event is nothing more than a sewage leak, which can mean the occurrence of ecological disasters and serious financial losses to the company responsible for the maintenance and operation of the sewage pumping stations. This work presents a study of thirty sewage lift stations monitored by the supervision system of the DVME (Macro Sewage Operation Division) at the COPASA company in Minas Gerais. As far as we know, this dissertation proposes the first solution, based on Machine Learning Models, to predict leakage in sewage pumping stations. The machine learning models applied in this work are based on recurrent neural networks of the type LSTM (Long Short Term Memory), neural networks of the type CNN (Convolutional Neural Network) and ConvLSTM neural networks (LSTM with convolution-based transformations). For the scenario evaluated in this work, the ConvLSTM model was able to predict with 95% accuracy the occurrence of sewage overflow at the station within the next 1 hour.

Lista de Figuras

Figura 1: Composição de uma EEE.....	20
Figura 2: Exemplo de EEE da empresa COPASA – elementos de construção civil.....	21
Figura 3: Tipos de tubulações em uma EEE.....	22
Figura 4: Quadros de comando de elevatórias de esgoto.....	26
Figura 5: Histórico de nível do poço de sucção da EEE ao longo de 24 horas.....	29
Figura 6: Modelo de um neurônio de uma RNA.....	33
Figura 7: Diferença entre redes neurais feedforward e recorrentes.....	35
Figura 8: Representação da célula LSTM.....	35
Figura 9: Estrutura da ConvLSTM.....	37
Figura 10: Mapa contendo localizações das estações de elevação de esgoto.....	46
Figura 11: Tela de supervisão da EEE – Maracanã.....	51
Figura 12: Tela de supervisão da EEE – Alvorada.....	52
Figura 13: Relatório de alarme gerado para a EEE Jardim Canadá em 20/08/2018.....	53
Figura 14: Relatório diário de bomba da EEE Jardim Canadá para agosto de 2018.....	54
Figura 15: Relatório de comandos realizados em 20/08/2018.....	55
Figura 16: Relatório de grandezas elétricas da bomba MGE01 na EEE Jardim Canadá.....	55
Figura 17: Relatório de eventos de Processo da EEE Jardim Canadá no dia 20/08/2018.....	56
Figura 18: Relatório de processo da EEE Jardim Canadá gerado no dia 20/08/2018.....	56
Figura 19: Modelo de rede neural convolucional utilizada para prever eventos de extravasão.....	72
Figura 20: Código de criação do modelo de CNN para classificação.....	72
Figura 21: Modelo de rede neural LSTM utilizada para prever eventos de extravasão.....	74
Figura 22: Código de criação do modelo de LSTM para classificação.....	74
Figura 23: Modelo de rede neural ConvLSTM utilizada para prever eventos de extravasão.....	75
Figura 24: Código de criação do modelo de ConvLSTM para classificação.....	76
Figura 25: Modelo de rede neural ConvLSTM utilizada para regressão de duração de extravasão.....	77
Figura 26: Código de criação do modelo de ConvLSTM para regressão.....	77
Figura 27: Número de eventos de extravasão por tipo de bomba por ano.....	79
Figura 28: Precipitação mensal entre 2012 e 2018 para cada estação meteorológica.....	80
Figura 29: Tempo de extravasão por tipo de bomba por mês.....	81
Figura 30: Nível do poço e corrente nas bombas da elevatória Bela Fama para o dia 28/06/2016.....	82
Figura 31: Nível do poço e corrente nas bombas da elevatória Bela Fama para o dia 27/06/2016.....	83
Figura 32: Nível do poço e corrente nas bombas da elevatória Bela Fama para o dia 09/07/2016.....	84
Figura 33: Número de acionamentos com e sem extravasão nas bombas da elevatória Pompeia.....	85
Figura 34: Fluxograma de interligação e caminho até as ETE's.....	104
Figura 35: Fotos do painel da elevatória Neves I.....	119
Figura 36: Fabrício e Luiz analisando problemas na elevatória Neves I.....	120
Figura 37: Estrutura metálica (em amarelo) facilita a manutenção na elevatória Neves II.....	121
Figura 38: Cesto demandando limpeza.....	122
Figura 39: Estrutura da elevatória Praia.....	123
Figura 40: Painéis da elevatória recebendo manutenção.....	123
Figura 41: Esgoto extravasando pela tubulação.....	124
Figura 42: Elevatória Alvorada com uma das duas bombas desligadas por falta de manutenção.....	125
Figura 43: Estrutura da elevatória Alvorada e pintura contendo pichações ao fundo.....	125
Figura 44: Elevatória de São José.....	127
Figura 45: Bombas da elevatória de São José.....	128
Figura 46: Bomba da elevatória de Tapajós.....	129

Figura 47: Elevatória de Tapajós.....	130
Figura 48: Elevatória Joana D'Arc.....	130
Figura 49: Bombas da elevatória de Maranhão.....	131
Figura 50: Sistema de pré-tratamento da elevatória de Carabina.....	132
Figura 51: Tubulação de recalque da elevatória de Carabina.....	132
Figura 52: Elevatória de Liberdade.....	134
Figura 53: Proteções do sistema de pré-tratamento na elevatória de Liberdade.....	135
Figura 54: Bombas autoescorvantes e estrutura da elevatória de Canadá.....	137
Figura 55: Gerador da elevatória de Canadá e seu painel.....	138
Figura 56: Medidor de energia da bomba 1 com anotação de corrente esperada por fase.....	139
Figura 57: Engenheiro Fabrício realizando limpeza da bomba durante a visita.....	139
Figura 58: Rotor da bomba antes e depois da limpeza.....	140
Figura 59: Gráfico de nível e corrente da elevatória Canadá entre os dias 06 e 07/11/2018.....	142
Figura 60: Gráfico de corrente das bombas da elevatória Canadá entre os dias 07 e 08/11/2018. .	143
Figura 61: Histograma do Tipo de bomba.....	149
Figura 62: Histograma da Vazão de recalque.....	150
Figura 63: Histograma da Altura manométrica.....	150
Figura 64: Histograma da Potência instalada.....	151
Figura 65: Histograma da Quantidade de bombas.....	151
Figura 66: Histograma do Diâmetro da tubulação de recalque.....	152
Figura 67: Histograma do Material da tubulação de recalque.....	152
Figura 68: Histograma do Tipo de retenção de resíduos.....	153
Figura 69: Histograma do Tipo de sistema de içamento.....	153
Figura 70: Histograma do Tipo de sistema de partida das bombas.....	154
Figura 71: Boxplot apresentando distribuição de corrente e nível incluindo outliers.....	155
Figura 72: Boxplot apresentando distribuição de corrente e nível excluindo outliers.....	156
Figura 73: Boxplot apresentando distribuição de precipitações em estações meteorológicas.....	157

Lista de Tabelas

Tabela 1: Classificação de elevatórias convencionais segundo a capacidade.....	27
Tabela 2: Alarmes com maior ocorrência entre 2010 e 2018.....	48
Tabela 3: Exemplo de transformação de eventos em séries temporais.....	67
Tabela 4: Tabela de features contendo descrição e tipo.....	91
Tabela 5: Tempo gasto no treinamento de cada modelo.....	92
Tabela 6: Matriz de confusão para modelo CNN e elevatória 13.....	93
Tabela 7: Matriz de confusão para modelo LSTM e elevatória 13.....	93
Tabela 8: Matriz de confusão para modelo ConvLSTM e elevatória 13.....	93
Tabela 9: Matriz de confusão para modelo CNN e elevatória 12.....	94
Tabela 10: Matriz de confusão para modelo LSTM e elevatória 12.....	94
Tabela 11: Matriz de confusão para modelo ConvLSTM e elevatória 12.....	94
Tabela 12: Lista de EEE's.....	103
Tabela 13: Características das EEE's - primeira parte.....	106
Tabela 14: Características das EEE's - segunda parte.....	107
Tabela 15: Características das EEE's (terceira parte).....	108
Tabela 16: Características das EEE's (<i>quarta</i> parte).....	109
Tabela 17: Características das EEE's (<i>quinta</i> parte).....	110
Tabela 18: Datas de desativação ou remanejamentos de painéis.....	111
Tabela 19: cadastro de estações meteorológicas.....	112
Tabela 20: Descrição dos alarmes presentes no sistema supervisório da DVME.....	116

Lista de Abreviaturas

ABNT: Associação Brasileira de Normas Técnicas

CLP: Controlador lógico programável

CNN: Convolutional Neural Network

COPASA: Companhia de Saneamento de Minas Gerais

DVME: Divisão de Macro Operação de Esgoto

EEE: Estação elevatória de esgoto

ETE: Estação de tratamento de esgoto

ICMBIO: Instituto Chico Mendes de Biologia

KNN: K-vizinhos mais próximos

LSSVM: Máquinas de vetores de suporte por mínimos quadrados

LSTM: *Long Short Term Memory*

RNA: Rede neural artificial

RNC: Rede neural convolucional

RTU: Remote terminal unit

SCADA: Supervisory Control And Data Acquisition

SNIS: Sistema Nacional de Informações Sobre Saneamento

SVM: Máquina de Vetores de Suporte

UTR: Unidade Terminal Remota

XGBoost: *Extreme Gradient Boosting*

Sumário

1. Introdução.....	16
1.1. Motivação.....	17
1.2. Objetivos.....	18
1.3. Estrutura do trabalho.....	18
2. Conceitos fundamentais.....	19
2.1. Estações de tratamento de esgoto.....	19
2.2. Estações elevatórias de esgoto.....	19
2.3. Classificação de estações elevatórias de esgoto convencionais.....	26
2.4. Supervisão e controle em estações elevatórias de esgoto.....	27
2.5. Predição de séries temporais.....	29
2.6. Aprendizado de máquina.....	30
2.7. Redes neurais.....	32
2.7.1. Modelos de neurônios.....	32
2.8. Arquiteturas de redes neurais.....	34
2.9. Redes neurais recorrentes (RNN).....	34
2.10. Redes neurais convolucionais (CNN).....	36
2.11. Arquiteturas híbridas de redes neurais.....	37
2.12. Principais desafios do aprendizado de máquina.....	38
2.13. Avaliação de performance em aprendizado de máquina.....	40
2.14. Mineração de processo.....	41
3. Trabalhos relacionados.....	42
4. Análise do domínio.....	46
4.1. Base de dados das estações elevatórias de esgoto.....	47
4.2. Sistema de supervisão das elevatórias de esgoto.....	50
4.3. Relatórios utilizados no sistema de supervisão das elevatórias.....	52
4.4. Principais problemas enfrentados pela DVME.....	57
5. Metodologia e ferramentas.....	60
5.1. Visão geral e caracterização do problema.....	60
5.2. Coleta dos dados.....	61
5.3. Exploração e compreensão dos dados.....	64
5.4. Preparação dos dados.....	67
5.5. Modelos utilizados.....	69
6. Análises e Resultados.....	79

6.1. Análises e compreensão dos dados.....	79
6.2. Lista de <i>features</i> utilizadas.....	86
6.3. Tempos e desempenhos dos modelos.....	92
7. Conclusão e trabalhos futuros.....	95
Referências Bibliográficas.....	97
Apêndice A - Autorização da COPASA para utilização dos dados e imagens.....	102
Apêndice B - Características das elevatórias do estudo de caso.....	103
Apêndice C - Cadastro das estações meteorológicas.....	112
Apêndice D - Lista de alarmes e eventos.....	113
Apêndice E - Relatório da visita a COPASA entre 05 e 08 de novembro de 2018.....	117
D.1 Atividades de 05/11/2018.....	117
D.1.1 Reunião inicial na DVME.....	117
D.1.2 Visita a EEE Neves I.....	119
D.1.3 Visita a EEE Neves II.....	121
D.1.4 Visita a EEE Praia.....	122
D.1.5 Visita a EEE Alvorada.....	125
D.1.6 Visita a EEE Maracanã.....	126
D.1.7 Visita a EEE Três Barras.....	126
D.2 Atividades de 06/11/2018.....	127
D.2.1 Visita a EEE de São José.....	127
D.2.2 Visita a EEE de Tapajós.....	129
D.2.3 Visita a EEE de Joana D’Arc.....	130
D.2.4 Visita a EEE de Maranhão.....	131
D.2.5 Visita a EEE de Carabina.....	132
D.2.6 Visita a EEE de Liberdade.....	133
D.2.7 Visita a EEE de Santo Antônio I.....	135
D.2.8 Visita a EEE de Santo Antônio II.....	136
D.3 Atividades de 07/11/2018.....	137
D.3.1 Visita a EEE Canadá.....	137
D.4 Atividades de 08/11/2018.....	141
Apêndice F - Acionamento das bombas da elevatória Bela Fama no dia 27/06/2016.....	145
Apêndice G - Acionamento das bombas da elevatória Bela Fama no dia 28/06/2016.....	147
Apêndice H - Análises adicionais em features selecionadas.....	149

G.1 Distribuição das características das elevatórias.....	149
G.2 Distribuição das séries temporais.....	154

1. Introdução

De acordo com SNIS, mais de 50% do esgoto gerado no Brasil não recebia tratamento em 2016. Os dados do SNIS informam ainda que os índices de tratamento de esgoto melhoraram em relação a 2015, aumentando em cerca de 2% (SINS, 2018).

No estado de Minas Gerais, a empresa responsável pelo serviço de tratamento de esgoto é a COPASA, que tem sua história originada em 1964 e, recentemente, definiu como parte de suas diretrizes estratégicas a otimização de investimentos e operação dos sistemas de água e esgoto (COPASA, 2018a e COPASA, 2018c).

Em 2018, o volume total de esgoto tratado passou de 250 milhões de m³ para 260 milhões de m³ correspondendo ao tratamento de mais de 7 milhões de pessoas em Minas Gerais (COPASA, 2018a e COPASA, 2018b).

Em 2017, o total de custos e despesas ultrapassou 3 bilhões de reais dos quais, mais de 1 bilhão reais, estão relacionados aos custos e despesas com serviços de esgoto. Além disso, a empresa investiu 252 milhões de reais com infraestrutura de sistemas de esgotamento sanitário (COPASA, 2018a e COPASA, 2018d).

No Brasil, desde o início do século XX, o sistema de esgoto sanitário adotado é classificado como separador absoluto. Neste sistema, águas pluviais são coletadas e transportadas em um sistema de drenagem totalmente independente (NUVOLARI, 2003) e (TSUTIYA e SOBRINHO, 2011).

Entre a rede coletora (canalizações responsáveis por receber e conduzir os esgotos dos edifícios) e a estação de tratamento de esgoto (instalações destinadas aos processos de despoluição do esgoto antes de seu lançamento) destaca-se a estação elevatória de esgoto ou simplesmente elevatória de esgoto, cujo principal objetivo é garantir o escoamento do esgoto em locais onde a ação da gravidade não é suficiente.

Quando uma elevatória de esgoto não funciona corretamente ou trabalha subdimensionada o esgoto pode extravasar do compartimento onde é mantido antes do bombeamento. A ocorrência de extravasão pode provocar danos ambientais que, quando fiscalizados, acarretam multas e outros tipos de reparos para as empresas responsáveis pelo tratamento do esgoto.

Atualmente, oito equipes de manutenção da COPASA são responsáveis por manter o funcionamento de oitenta estações elevatórias de esgoto, localizadas na região metropolitana de Belo Horizonte, em Minas Gerais, atuando de maneira corretiva, decidindo como e onde agir quando os problemas ocorrem.

Trinta das estações elevatórias são supervisionadas desde 2010 por um sistema responsável por notificar anormalidades e por registrar histórico de eventos, alarmes e dados de processo. Os dados registrados ao longo dos últimos anos compõem uma base de conhecimento que pode ser explorada com o objetivo de auxiliar no planejamento de atividades para a equipe de manutenção.

1.1. Motivação

A redução de custos operacionais em sistemas de tratamento de esgoto pode permitir que novos investimentos sejam feitos em infraestrutura permitindo que os índices relacionados ao percentual de esgoto tratado sejam melhorados.

Além do auxílio às atividades da equipe de manutenção, a previsão da ocorrência de problemas em elevatórias de esgoto pode evitar que eventos de extravasão, que prejudicam o meio ambiente, ocorram.

Desta forma, a motivação deste trabalho é desenvolver um método de previsão de eventos de extravasão de esgoto para auxiliar as atividades da equipe de manutenção e evitar desastres ambientais.

1.2. Objetivos

Este trabalho tem como objetivo principal propor um sistema para prever alterações em dinâmica de estações elevatórias de esgoto visando auxiliar o planejamento e a execução de atividades de manutenção e operação.

Os objetivos específicos são:

- Analisar o histórico de dados de 30 estações elevatórias de esgoto da empresa COPASA em Minas Gerais;
- Propor um sistema de aprendizado de máquina com o objetivo de prever eventos e alarmes nas estações elevatórias de esgoto;
- Avaliar o desempenho da aplicação do sistema nas estações cujos dados foram disponibilizados.

1.3. Estrutura do trabalho

O restante desta dissertação está dividido da seguinte forma:

- Capítulo 2: apresentação dos fundamentos teóricos utilizados no desenvolvimento do trabalho;
- Capítulo 3: apresentação dos trabalhos de pesquisa relacionados;
- Capítulo 4: apresentação dos dados e características das 30 estações de elevação de esgoto disponibilizados pela empresa COPASA;
- Capítulo 5: apresentação da metodologia e ferramentas utilizadas para o desenvolvimento deste trabalho;
- Capítulo 6: apresentação do sistema de predição da dinâmica de estações de elevação de esgoto e resultados obtidos;
- Capítulo 7: apresentação das conclusões e sugestões de trabalhos futuros.

2. Conceitos fundamentais

Neste capítulo são apresentados conceitos e elementos básicos relacionados ao tratamento de esgoto, as tecnologias associadas ao controle e coleta dos dados das estações elevatórias de esgoto, e os conceitos e técnicas de aprendizado de máquina, utilizados no desenvolvimento deste trabalho.

2.1. Estações de tratamento de esgoto

Segundo ABNT (2011), uma estação de tratamento de esgoto (ETE) é um “conjunto de unidades de tratamento, equipamentos, órgãos auxiliares, acessórios e sistemas de utilidades, cuja finalidade é a redução das cargas poluidoras do esgoto sanitário e condicionamento da matéria residual resultante do tratamento”.

2.2. Estações elevatórias de esgoto

Segundo ABNT (1992), uma estação elevatória de esgoto (EEE) é uma “instalação que se destina ao transporte do esgoto do nível do poço de sucção das bombas ao nível de descarga na saída do recalque, acompanhando aproximadamente as variações da vazão afluente”.

Segundo TSUTIYA e SOBRINHO (2011), a utilização de EEEs é necessária nos seguintes casos:

- Em terrenos planos e extensos para evitar que as canalizações atinjam profundidades excessivas;
- No caso de esgotamento de áreas novas situadas em cotas inferiores aquelas já executadas;
- Quando há necessidade de reversão de esgotos de uma bacia para outra;
- Para descarga em interceptores, emissários, ETEs ou em corpos receptores, quando não é possível utilizar apenas a gravidade.

A Figura 1 apresenta os principais componentes de uma EEE:

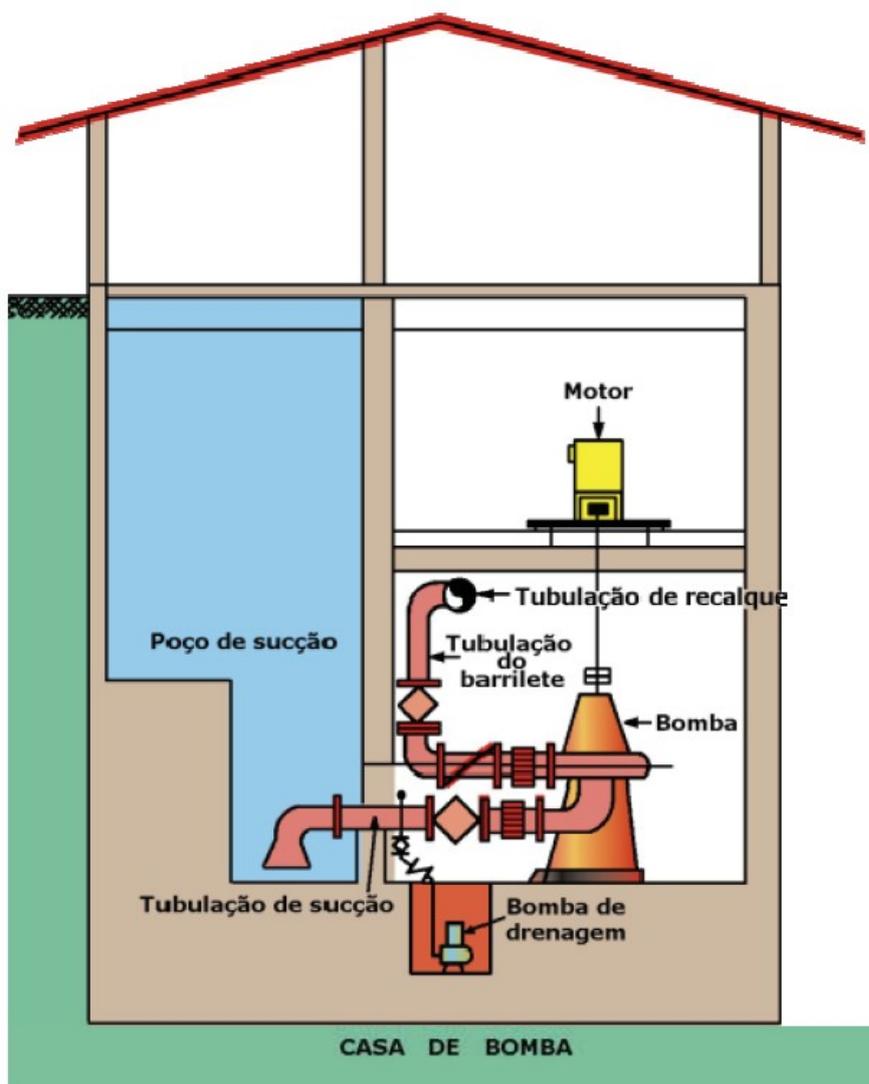


Figura 1: Composição de uma EEE

Fonte: Brasil (2008)

De acordo com Brasil (2008), em relação à construção civil, uma EEE pode ser dividida em:

- Unidade de pré-tratamento: responsável pela remoção de sólidos grosseiros do esgoto com o objetivo de proteger os conjuntos elevatórios;
- Poço de sucção: é uma estrutura de transição que recebe as contribuições dos esgotos afluentes e mantém o líquido armazenado de forma adequada para que ocorra o bombeamento;
- Casa de bomba: também denominada poço seco ou sala de bombas, local onde se localizam os conjuntos de bombeamento, incluindo os elementos de montagem e os elementos hidráulicos complementares.

A Figura 2 representa uma das EEEs da empresa COPASA onde as três divisões acima são claras. À esquerda, encontra-se a casa de bombas (contendo motores e gerador), seguido do poço de sucção e da unidade de pré-tratamento que, nesta EEE, possui um poço cesto e uma caixa de areia.

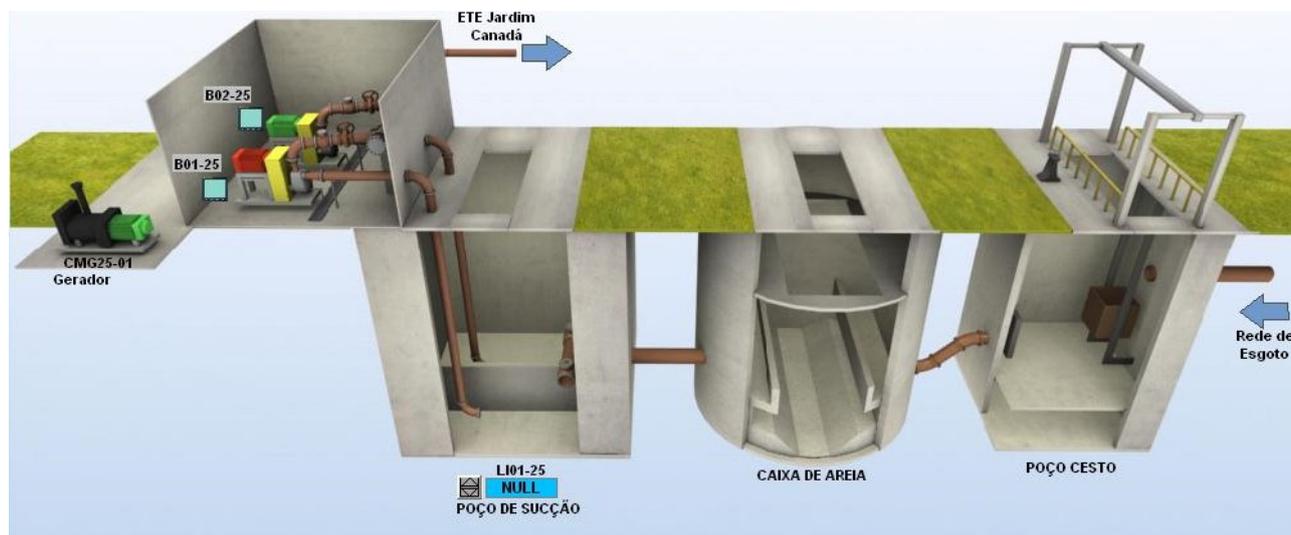


Figura 2: Exemplo de EEE da empresa COPASA – elementos de construção civil

Fonte: Adaptação de arquivo da empresa COPASA

Segundo Brasil (2008), em relação às tubulações, uma EEE pode ser dividida em:

- Sucção;
- Barrilete;
- Recalque.

A Figura 3 contém a localização de cada um dos tipos de tubulação citados acima.

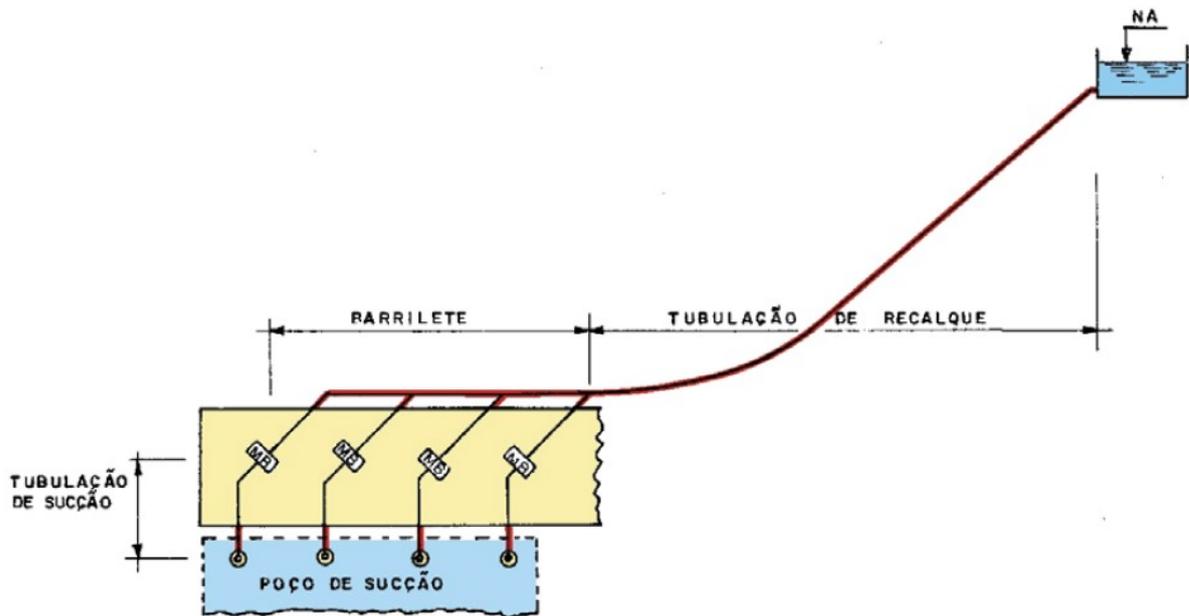


Figura 3: Tipos de tubulações em uma EEE

Fonte: Brasil (2008)

Ainda segundo Brasil (2008), em relação aos equipamentos eletromecânicos, uma EEE pode ser dividida em:

- Bomba: máquina hidráulica responsável por aumentar a energia (pressão e/ou velocidade) do esgoto movimentando-o de um ponto mais baixo para outro mais alto;
- Motor: converte outras formas de energia em energia mecânica responsável pelo movimento das bombas;
- Quadro de comando: permite a operação e supervisão de toda a estação de elevação;
- Sistema de controle operacional: sistema responsável pelo acionamento automático das bombas.

Segundo TSUTIYA e SOBRINHO (2011), os três tipos de bombas mais utilizados em EEEs são:

- **Bombas centrífugas:** caracterizadas por possuírem um elemento rotativo formado por pás (rotor) que conferem ao líquido o trabalho mecânico para vencer o desnível necessário. São compostas, basicamente, por duas partes: o rotor e a carcaça;

- **Bombas parafuso:** é um dos tipos mais antigos de bombas existentes. O funcionamento é baseado no princípio do parafuso de Arquimedes no qual um eixo rotativo, acoplado a uma, duas ou três lâminas helicoidais, girando num plano inclinado, eleva o esgoto;
- **Ejetores pneumáticos:** utilizados em locais onde a vazão inicial é pequena e a vazão final do projeto não excede a capacidade do ejetor. Um tanque fechado, válvulas especiais ou compressores provocam o aumento da pressão interna no tanque que promove a descarga do líquido.

Segundo MENDONÇA e MENDONÇA (2017), os principais tipos de bombas utilizados em EEEs são:

- **Bombas centrífugas de eixo vertical;**
- **Bombas não submersíveis;**
- **Bombas submersíveis;**
- **Bombas centrífugas de eixo horizontal;**
- **Bombas helicoidais.**

Das 30 elevatórias de esgoto associadas a este trabalho de mestrado, 29 são centrífugas e encontram-se nas seguintes quantidades: 17 submersíveis e 12 centrífugas de eixo horizontal. Uma única elevatória possui bomba do tipo helicoidal mas foi desativada em 2012.

Metade das bombas centrífugas de eixo horizontal são autoescorvantes que, de acordo com TSUTIYA e SOBRINHO (2011), são instaladas acima do nível de água do poço de sucção e não necessitam de escorvamento. O processo de escorva é caracterizado pela eliminação do ar existente no interior da bomba e da tubulação de sucção, através do preenchimento com o fluido a ser bombeado, antes do acionamento da mesma.

As bombas submersíveis caracterizam-se por ficar totalmente mergulhadas no líquido com o motor instalado em local seguro, livre de inundações. A utilização dessas bombas reduz consideravelmente as dimensões da elevatória, entretanto, possui desvantagens quanto à inspeção e manutenção da bomba, devido às dificuldades de acesso.

Ainda segundo TSUTIYA e SOBRINHO (2011), as principais grandezas e características das bombas dos sistemas de recalque são:

- **Capacidade ou vazão de bombeamento:** é o volume de líquido bombeado por unidade de tempo, normalmente em m^3/h , m^3/s ou l/s ;
- **Altura geométrica de sucção ou altura estática de sucção:** é o desnível geométrico entre o nível da água do poço de sucção e a linha de centro da bomba. A sucção pode ser negativa (quando o nível do líquido está abaixo da linha de centro da bomba) ou positiva (quando ocorre o inverso);
- **Altura geométrica de recalque ou altura estática de recalque:** é o desnível geométrico entre a linha de centro da bomba e o nível do líquido aonde chega a tubulação de recalque;
- **Altura geométrica total:** é o desnível geométrico entre o nível do líquido aonde chega a tubulação de recalque e o nível do líquido no poço de sucção;
- **Carga de velocidade:** é a energia cinética contida no líquido bombeado;
- **Altura manométrica total:** é a carga que deve ser vencida pela bomba quando o líquido está sendo bombeado;
- **Potência fornecida pela bomba:** é a potência para elevar a vazão do líquido, de modo a vencer a altura manométrica total;
- **Rendimento da bomba:** é a relação entre potência fornecida pela bomba e a potência consumida por essa bomba.

Segundo Brasil (2008), os dois principais tipos de motores utilizados em EEEs são motores a combustão interna e motores elétricos.

Os motores de combustão interna são aplicados em grandes elevatórias, como fonte de energia auxiliar (exemplo da Figura 2), em locais onde não se dispõe de energia elétrica ou nas elevatórias localizadas junto às estações de tratamento de esgotos, que dispõem de gás que pode ser utilizado como combustível.

Ainda segundo Brasil (2008), os motores elétricos são os mais utilizados no acionamento de bombas de esgoto por apresentarem melhor custo-benefício. Além disso, na prática, são utilizados apenas os motores de indução (monofásicos ou trifásicos).

O quadro de comando é utilizado em estações de bombeamento para operar e supervisionar todo o sistema elevatório. O painel de comando é basicamente constituído dos seguintes elementos:

- Comando liga/desliga das bombas;
- Chave seletora de automático/manual;
- Chave seletora de bombas;
- Alarme e sinalização de defeitos;
- Sinalização de operação;
- Medição e indicador de grandezas elétricas dos motores (ex.: corrente, tensão);
- Inversores de frequência para controle de rotação do motor;
- Bornes para interligação de sensores, motores e outros elementos dentro e fora do painel;
- Relés e demais materiais elétricos;
- Controlador de operação das bombas.

A Figura 4 contém um exemplo de quadro de comando:



Figura 4: Quadros de comando de elevatórias de esgoto

Na Figura 4, da esquerda para a direita, é possível identificar:

- Painel do controlador de operação das bombas;
- Painel do controlador de operação das bombas fechado e mostrando as sinalizações de operação;
- Dois painéis contendo inversores de frequência para acionamento dos motores das bombas;
- Painel de alimentação e medição de grandezas elétricas.

2.3. Classificação de estações elevatórias de esgoto convencionais

Segundo Brasil (2008), os conjuntos elevatórios convencionais (ou que utilizam bombas centrífugas) podem ser classificados de três diferentes formas:

- Classificação de acordo com a disposição relativa da bomba e do nível da água do poço de sucção. Sendo:
 - Bomba afogada: quando a bomba está abaixo do nível da água;
 - Bomba não afogada: quando a bomba está acima do nível da água.

- Classificação de acordo com a disposição relativa do motor e da bomba. Sendo:
 - Conjunto de eixo horizontal;
 - Conjunto de eixo vertical;
 - Conjunto motobomba submerso.

- Classificação de acordo com a submersão da bomba. Sendo:
 - Poço seco: as bombas não são submersas e o poço de sucção é separado da casa de bombas;
 - Poço úmido: as bombas são submersas.

A Tabela 1, adaptada de TSUTIYA e SOBRINHO (2011), apresenta a forma de classificação das elevatórias segundo a capacidade:

Tipo	Capacidade (m³/h)
Pequena	0,2 a 0,09
Média	0,06 a 0,65
Grande	Maior que 0,65

Tabela 1: Classificação de elevatórias convencionais segundo a capacidade

2.4. Supervisão e controle em estações elevatórias de esgoto

A coleta de informações de EEEs ocorre através de softwares chamados sistemas supervisórios, também conhecidos pela sigla SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition). Segundo SOUZA (2005), sistemas supervisórios são sistemas responsáveis pela coleta e disponibilização dos dados do processo. O acesso remoto aos dados facilita tanto o monitoramento quanto o controle do processo. Gráficos e relatórios, permitem a visualização do estado atual e do histórico do sistema viabilizando tomadas de decisões, seja automaticamente ou por iniciativa do operador.

De acordo com SOARES (2010), um sistema de supervisão pode ser dividido em:

- Sensores e atuadores: responsáveis por fazer leitura de variáveis monitoradas ou atuar no processo supervisionado;

- Estações remotas (RTUs) ou controladores lógicos programáveis (CLPs): são equipamentos responsáveis por realizar a interface com sensores e atuadores, realizar tratamento e armazenar dados coletados além de executar algoritmos de controle;
- Redes de comunicação: permitem que uma estação central obtenha os dados armazenados nos diversos CLPs, utilizados para controlar e monitorar os processos;
- Monitoração central: um ou mais computadores para adquirir os dados dos CLPs.

De acordo com TSUTIYA e SOBRINHO (2011), nas EEEs, as bombas normalmente são controladas automaticamente e os painéis de comando possuem comandos manuais para atender situações de emergência e manutenção.

Ainda segundo TSUTIYA e SOBRINHO (2011), o controle automático das bombas normalmente é baseado na variação de nível do líquido do poço de sucção que é a forma mais simples e comum de estabelecer uma relação entre a vazão afluyente e a vazão de recalque. A variação do nível do poço de sucção normalmente é detectada por sensores de níveis que são ajustados para definir os pontos de acionamento e desligamento das bombas.

Nas 30 EEEs cujos dados foram fornecidos pela COPASA, a maior parte dos sensores de nível utilizado são do tipo ultrassom. Para TSUTIYA e SOBRINHO (2011), este sensor é o mais indicado em medição de nível de esgoto porque o elemento sensor não tem contato com o líquido.

A Figura 5, fornecida pela empresa COPASA, representa o sinal de um sensor de nível ultrassônico ao longo de 24h. No gráfico da Figura 5, o nível (eixo y) é expresso em porcentagem (0 a 100%). A EEE associada a este gráfico possui duas bombas de elevação e os equipamentos responsáveis pelo controle das bombas são o CLP e os inversores de frequência. O CLP controla o revezamento entre as bombas e os inversores recebem o sinal de nível que definem a rotação dos motores.

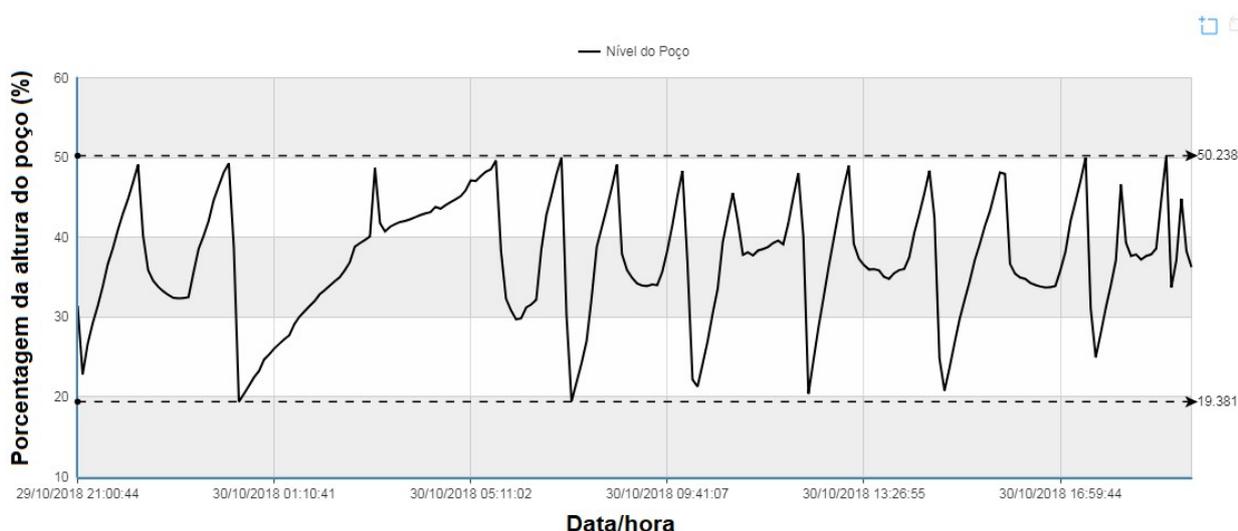


Figura 5: Histórico de nível do poço de sucção da EEE ao longo de 24 horas

Gerada a partir dos dados de EEE da empresa COPASA

Segundo TSUTIYA e SOBRINHO (2011), as vazões de esgoto afluentes às elevatórias estão sujeitas as variações horárias e diárias, e também, variações ao longo do tempo, devido principalmente ao crescimento populacional. No gráfico da Figura 5, por exemplo, é possível verificar que o período entre 00h e 06h a frequência de oscilação do nível é menor do que nos outros períodos evidenciando que a vazão de entrada de esgoto neste período é menor.

2.5. Predição de séries temporais

De acordo com BOX (2015), série temporal é um conjunto de observações tomadas sequencialmente no tempo. A predição de séries temporais consiste na utilização de observações passadas para obtenção de previsões de observações futuras. Em predição de séries temporais, supõe-se que as observações estão disponíveis em intervalos de tempo discretos e de mesma duração, ou seja, o intervalo de tempo entre cada um dos pontos é o mesmo.

A predição de séries temporais pode ser feita a partir de sua modelagem. Segundo FARIAS (2019), a maioria dos modelos considera apenas processos estocásticos do tipo estacionários, definidos assim por possuírem uma forma de equilíbrio estável, o que ocorre quando a média e a variância permanecem constantes independentes do período ou janela observada da série.

Segundo BROWNLEE (2019), existem diversos problemas de predição de séries temporais que podem ser resolvidos através de métodos mais simples, como por exemplo, o SARIMA, que se trata de uma extensão do método ARIMA.

Ainda segundo BROWNLEE (2019), o método ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average Model*) é resultado da composição de três modelos:

- AR: relação de dependência entre uma observação e um determinado número de observações passadas;
- I: derivação das observações para tornar a série temporal estacionária;
- MA: relação de dependência entre uma dada observação e erro de um modelo de média móvel aplicado a observações passadas.

Segundo BROWNLEE (2019), o método SARIMA inclui parâmetros que definem os modelos AR, I e MA para a componente sazonal da série temporal. O método SARIMAX, descrito em FARIAS (2019), possui os mesmos parâmetros do modelo SARIMA e ainda acrescenta a utilização de variáveis exógenas.

2.6. Aprendizado de máquina

Aprendizado de máquina é um campo de estudo na área de Inteligência Artificial (IA) que visa desenvolver algoritmos e modelos estatísticos que sistemas computacionais utilizam para executar uma tarefa específica sem utilizar instruções explícitas, baseando-se em padrões e inferência (BOLOGNESI, 2019).

Segundo GÉRON (2017), sistemas de aprendizado de máquina podem ser classificados segundo:

- O modo de supervisão do treinamento do sistema;
- Seu aprendizado ser ou não incremental;
- Ser baseado em instâncias ou modelos.

Em relação ao tipo de supervisão do treinamento, podemos separar sistemas de aprendizado de máquina em quatro categorias (GÉRON, 2017):

- **Aprendizado supervisionado:** os dados utilizados no treinamento do sistema incluem as soluções desejadas (ou rótulos);
- **Aprendizado não supervisionado:** os dados utilizados para o treinamento não possuem nenhum tipo de rótulo e o sistema tenta aprender sem nenhum apoio humano;
- **Aprendizado semi-supervisionado:** apenas parte dos dados é rotulada e o sistema de aprendizado se encarrega de classificar instâncias sem rótulos;
- **Aprendizado por reforço:** o sistema de aprendizado analisa o ambiente, seleciona e realiza ações e recebe recompensas ou penalidades avaliando qual é a melhor estratégia (ou política) para conseguir as melhores recompensas ao longo do tempo.

Em relação ao aprendizado ser ou não incremental, podemos separar sistemas de aprendizado de máquina em duas categorias (GÉRON, 2017):

- **Não incremental (*offline*):** o sistema é treinado utilizando-se todos os dados disponíveis e, depois que o sistema entra em execução, nenhum novo treinamento é realizado, o sistema aplica aquilo que ele aprendeu com o aprendizado inicial;
- **Incremental (*online*):** o sistema aprende constantemente, a partir de novas instâncias de dados que são fornecidas (individualmente ou em pequenos grupos).

Em relação ao sistema ser baseado em instâncias ou modelos, podemos separar sistemas de aprendizado de máquina em duas categorias (GÉRON, 2017):

- **Baseado em instâncias:** os dados (ou instâncias) rotulados são utilizados no treinamento do sistema. Novas instâncias são rotuladas pelo sistema pela similaridade com as instâncias de treinamento;
- **Baseado em modelo:** o sistema utiliza exemplos de dados para criar um modelo e depois realiza previsões.

2.7. Redes neurais

Uma rede neural artificial (RNA) é um sistema computacional projetado para modelar a maneira pela qual o cérebro executa uma tarefa ou função particular de interesse. A rede geralmente é implementada usando componentes eletrônicos ou é simulada em software em um computador digital (HAYKIN, 2009).

Uma rede neural é um processador distribuído massivamente paralelo, constituído por unidades de processamento simples que tem uma propensão natural para armazenar conhecimento experiencial e disponibilizá-lo para uso. Assemelha-se ao cérebro em dois aspectos:

- O conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente através de um processo de aprendizagem;
- As forças de conexão interna, conhecidas como pesos sinápticos, são usadas para armazenar o conhecimento adquirido (HAYKIN, 2009).

O procedimento usado para executar o processo de aprendizagem é chamado de algoritmo de aprendizado, cuja função é modificar os pesos sinápticos da rede de maneira ordenada para atingir um objetivo de design desejado (HAYKIN, 2009).

O treinamento de uma rede neural ocorre através do algoritmo de retroalimentação (ou *backpropagation*). De acordo com HAYKIN (2019), o algoritmo *backpropagation* pode ser definido em duas etapas. Na primeira, os pesos sinápticos são mantidos e o sinal de entrada é propagado pelas camadas da rede. Na segunda etapa, um sinal de erro é calculado a partir da comparação entre a saída da rede e a resposta desejada, o valor do erro é propagado pelas camadas da rede no sentido inverso ao da primeira etapa e os pesos sinápticos são reajustados considerando o erro.

2.7.1. Modelos de neurônios

Em uma RNA um neurônio é uma unidade de processamento de informações que é fundamental para a operação de uma rede neural. (HAYKIN, 2009). O diagrama de blocos da Figura 6 mostra o modelo de um neurônio e os elementos básicos que o formam:

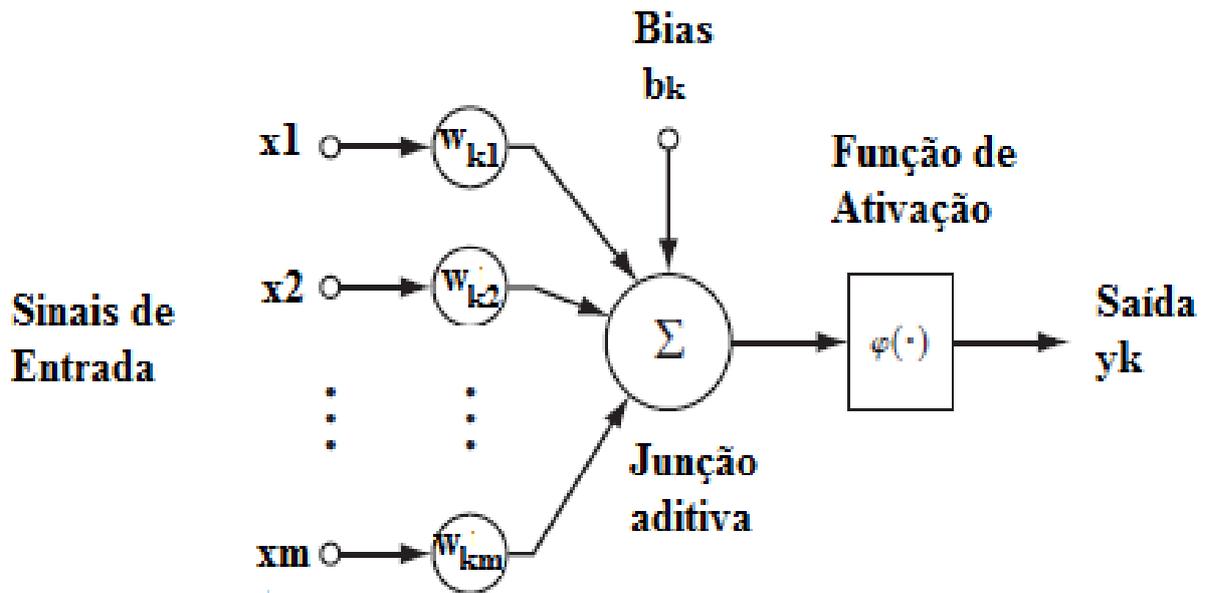


Figura 6: Modelo de um neurônio de uma RNA

Fonte: elaborado pelo autor

Considerando os sinais de entrada (x_1, x_2, \dots, x_m), os pesos ($w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$), a junção de adição, o valor de bias (b_k) e a função de ativação (responsável por limitar a amplitude de saída de um neurônio), a saída y_k terá seu valor calculado conforme a Equação 1:

$$y_k = \varphi \left(b_k + \sum_{j=1}^m w_{kj} * x_j \right)$$

Equação 1: Cálculo do valor de saída do neurônio em uma RNA

Neurônios seguindo o modelo apresentado anteriormente são combinados em diferentes camadas formando a rede neural. As funções de ativação bem como a arquitetura da rede podem definir o seu funcionamento, entretanto, segundo HAN e KAMBER (2006), não há regras claras quanto ao "melhor" número de unidades de camada oculta (entre as entradas e saídas). O projeto da rede é um processo de tentativa e erro e pode afetar a precisão da rede treinada resultante. Os valores iniciais dos pesos também podem afetar a precisão resultante.

As redes neurais podem ser usadas tanto para classificação (para prever o rótulo de classe de uma determinada tupla) quanto para regressão (para prever uma saída com valor contínuo). Para classificação, uma unidade de saída pode ser usada para representar duas classes (onde o valor 1 representa uma classe e o valor 0 representa a outra). Se houver mais de duas classes, será usada uma unidade de saída por classe (HAN e KAMBER, 2006).

2.8. Arquiteturas de redes neurais

Segundo HAYKIN (2009), existem fundamentalmente três classes de arquitetura de redes neurais:

- Redes neurais *feedforward* com uma única camada: os neurônios são organizados em forma de camadas, com uma camada de entrada conectada diretamente à camada de saída;
- Redes neurais *feedforward* multi-camadas: possuem uma ou mais camadas escondidas. O termo escondido se refere ao fato de que esta parte da rede neural não é acessada diretamente a partir da entrada e saída da rede neural;
- Redes neurais recorrentes: redes neurais que possuem ao menos um retorno de informação da saída para entradas de camadas anteriores (chamados de *feedback loops*). Os *feedbacks loops* possuem um grande impacto na capacidade de aprendizado e na performance da rede.

2.9. Redes neurais recorrentes (RNN)

Segundo GOMES (2005), a estrutura de uma rede neural recorrente tem por base uma rede *feedforward* com algumas modificações, notadamente a introdução de realimentação, o que amplia sua potencialidade de modelagem de dados temporais ou espaciais.

Enquanto uma rede *feedforward* recebe apenas o exemplo de entrada atual, a arquitetura de uma rede recorrente permite a utilização de entradas recebidas anteriormente no tempo. A Figura 7 apresenta o conceito de como cada arquitetura processa a entrada.

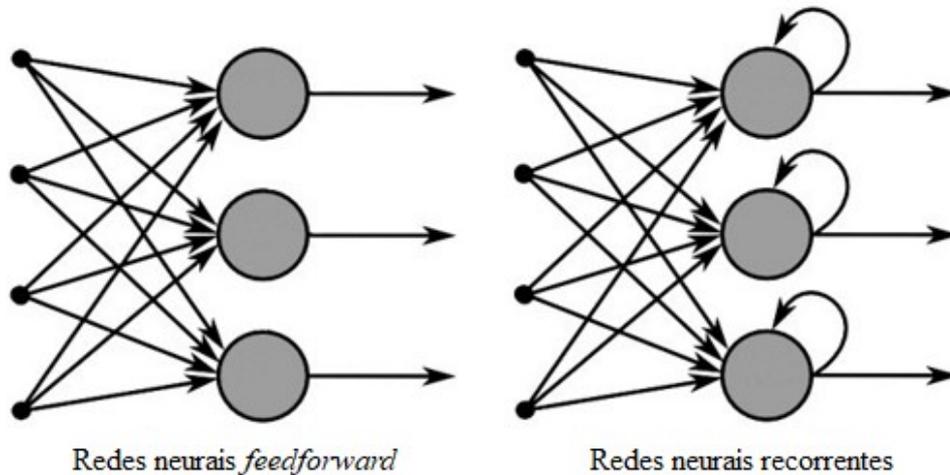


Figura 7: Diferença entre redes neurais feedforward e recorrentes

Segundo GODFELLOW, BENGIO e COURVILLE (2016), as RNNs são uma família de redes neurais especializadas em processar dados sequenciais. Entre os modelos que processam dados sequenciais, as RNNs com portões (*gated RNNs*) são as mais utilizados em aplicações práticas. Isto inclui a rede do tipo LSTM e redes que utilizam unidade de recorrência por portões.

As redes recorrentes tipo LSTM, um dos modelos utilizados neste trabalho, são um modelo recorrente e profundo de redes neurais. As redes LSTM foram apresentadas em HOCHREITER e SCHMIDHUBER (1997) com o objetivo de resolver o problema de desaparecimento de gradiente que redes neurais recorrentes naturalmente sofrem quando lidam com grandes seqüências de dados.

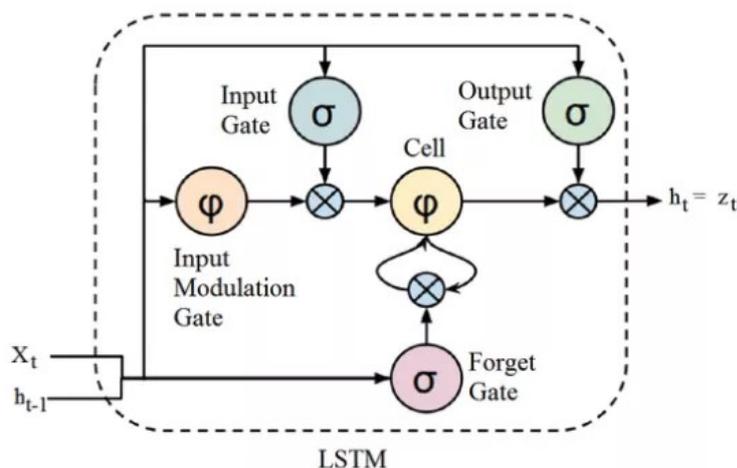


Figura 8: Representação da célula LSTM

Fonte: <http://deeplearningbook.com.br/>

De acordo com GRAVES (2012), a arquitetura da rede LSTM consiste em um conjunto de subredes conectadas recorrentemente, conhecidas por blocos de memória. Cada bloco contém uma ou mais células de memória interconectadas e três unidades multiplicativas (*input*, *output* e *forget gate*) que, semelhante aos chips de memória de computadores, permitem as operações de escrita, leitura e reset.

A Figura 8 representa o bloco de memória LSTM com uma única célula. As três unidades multiplicativas (*gates*) são unidades de soma não lineares, que coletam ativações de dentro e de fora do bloco e controlam a ativação da célula através de multiplicações. Através delas, as células de memória LSTM armazenam e acessam informação por longo períodos de tempo, mitigando o problema de desaparecimento do gradiente. Por exemplo, enquanto a *input gate* permanece fechada, a ativação da célula não é substituída pelas novas entradas que chegam na rede e, portanto, pode ser disponibilizada à rede mais tarde, com a abertura da *output gate* GRAVES (2012).

A versão do LSTM proposta por HOCHREITER e SCHMIDHUBER (1997) não continha o *forget gate* e, segundo GRAVES (2012), foi criado em 2001, como um mecanismo para permitir que as células LSTM realizem um reset interno, o que se provou ser muito importante em tarefas onde a rede precisa “esquecer” valores antigos de entradas.

2.10. Redes neurais convolucionais (CNN)

Segundo BROWNLEE (2019), as CNNs (*Convolutional Neural Networks* ou, em português, Redes Neurais Convolucionais) são tipos de redes neurais projetadas para trabalhar com imagens. Elas apresentam bons resultados em diferentes tipos de problemas de visão computacional, pois atuam nos dados brutos (sem tratamento). Utilizando os dados brutos, o modelo aprende a extrair as características que fornecem os melhores resultados para o problema.

Ainda segundo BROWNLEE (2019), a habilidade das CNNs em aprender e extrair automaticamente as características dos dados brutos da entrada pode ser aplicada a problemas de previsão de séries temporais.

2.11. Arquiteturas híbridas de redes neurais

Segundo BROWNLEE (2019), as redes neurais convolucionais podem ser associadas a LSTM de modo que as CNNs são utilizadas para interpretar subsequências de entradas que juntas são fornecidas como sequência para um modelo LSTM. Este modelo híbrido é chamado de CNN-LSTM.

Ainda segundo BROWNLEE (2019), um tipo de rede relacionado à CNN-LSTM é a ConvLSTM. Neste tipo de rede, as convoluções de leitura da entrada são utilizadas diretamente nas unidades de LSTM. Além disso, a ConvLSTM pode ser adaptada e utilizada em problemas de predição de séries temporais.

Em XINGJIAN (2015), a arquitetura ConvLSTM é apresentada como uma evolução da arquitetura FC-LSTM (LSTM totalmente conectada). A principal desvantagem do FC-LSTM no tratamento de dados espaço-temporais é o uso de conexões completas em transições de entrada-estado e estado-estado nas quais nenhuma informação espacial é codificada. O que permite ao ConvLSTM contornar este problema é o fato de todas as entradas (X_1, \dots, X_t), saídas de célula (C_1, \dots, C_t), estados ocultos (H_1, \dots, H_t) e *gates* do ConvLSTM formarem tensores 3D, cujas duas últimas dimensões são dimensões espaciais (linhas e colunas). O ConvLSTM determina o estado futuro de uma determinada célula do *grid* pelas entradas e estados passados de seus vizinhos locais. Isso pode ser facilmente alcançado usando um operador de convolução nas transições estado-estado e na entrada-estado, conforme demonstrado na Figura 9.

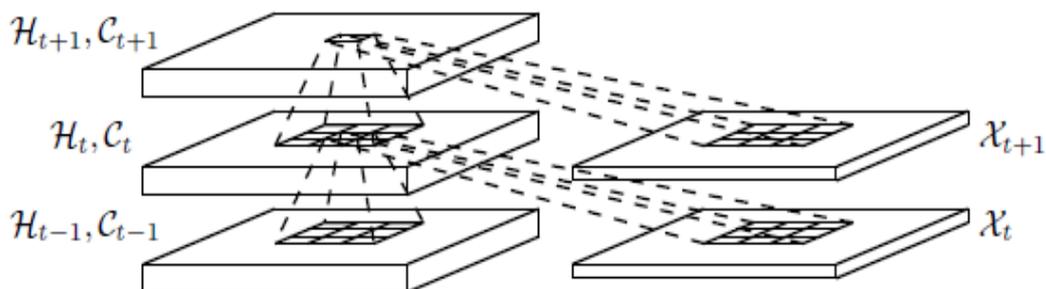


Figura 9: Estrutura da ConvLSTM

Fonte: XINGJIAN (2015)

2.12. Principais desafios do aprendizado de máquina

Segundo GÉRON (2017), existem dois fatores que podem prejudicar o projeto de um sistema de aprendizado de máquina: “dado ruim” ou “algoritmo ruim”.

Em relação ao “dado ruim” GÉRON (2017) descreve os seguintes exemplos:

- **Quantidade de dados de treinamento insuficientes:** em aprendizado de máquina são necessários muitos dados para que os algoritmos funcionem corretamente. Problemas simples requerem milhares de exemplos e problemas mais complexos requerem milhões de exemplos para o treinamento. BANKO e BRILL (2001) demonstraram que diferentes algoritmos tiveram o mesmo bom desempenho ao resolver problemas complexos quando quantidades suficientes de dados foram fornecidas;
- **Dados de treinamento sem representatividade:** para que a generalização da solução seja eficiente, os dados utilizados no treinamento do algoritmo precisam ter representatividade dos novos casos para onde se deseja generalizar. Se a amostra é muito pequena, podem ocorrer ruídos de amostragem e, mesmo em amostras grandes, se o método de amostragem é falho, a amostra pode não ter a representatividade adequada;
- **Baixa qualidade dos dados:** para evitar que erros, valores atípicos e ruídos prejudiquem sistemas na identificação de padrões, é muito importante que seja feita a limpeza dos dados eliminando, corrigindo ou ignorando instâncias de dados;
- **Características irrelevantes:** um sistema apenas será capaz de aprender se os dados de treinamento possuírem características relevantes suficientes e não possuírem muitas características irrelevantes.

Em relação ao “algoritmo ruim” GÉRON (2017) descreve os seguintes exemplos:

- *Overfitting* dos dados de treinamento: um sistema de aprendizado de máquina possui *overfitting* quando o modelo tem desempenho bom com os dados de treinamento, mas não generaliza bem. O *overfitting* ocorre quando o modelo utilizado é muito complexo quando comparado ao ruído e quantidade de dados de treinamento;

- *Underfitting* dos dados de treinamento: um sistema de aprendizado de máquina possui *underfitting* quando o modelo é muito simples para aprender a estrutura dos dados.

Em relação ao *overfitting*, segundo HAYKIN (2009), uma rede neural projetada para generalizar adequadamente vai produzir um mapeamento entrada-saída correto, mesmo quando a entrada é ligeiramente diferente dos exemplos utilizados para treinar a rede. Quando a rede é treinada com exemplos em excesso, ela pode acabar memorizando os dados de treinamento. Isto ocorre, por exemplo, quando uma característica decorrente de um ruído presente nos dados de treinamento são assimilados pela rede ao invés da função subjacente que deveria ser modelada.

Um dos mecanismos utilizados para evitar o *overfitting* são as camadas de *dropout* utilizadas em redes neurais. Segundo SRIVASTAVA (2014), a ideia do *dropout* é remover nós aleatoriamente da rede neural durante o seu treinamento prevenindo que nós se ajustem além do necessário. Ainda segundo SRIVASTAVA (2014), esta técnica reduz o *overfitting* e representa melhorias quando comparada a outros métodos de regularização.

Sobre o *underfitting*, JABBAR e KHAN (2014) explicam que é o oposto de *overfitting*. Ocorre quando o modelo é incapaz de capturar a variabilidade do dado, por exemplo, quando a rede está treinando um classificador linear ($y=ax+b$, sendo a e b constantes) e o conjunto de dados representa uma parábola. O classificador resultante não será capaz de realizar a predição e de mapear adequadamente os dados de treinamento. Este é o resultado da compreensão ou tentativa de uso de um modelo simples demais para descrever um determinado conjunto de dados.

2.13. Avaliação de performance em aprendizado de máquina

Segundo GERÓN (2017), a avaliação de performance em problemas de regressão é realizada, tipicamente, através do cálculo da raiz do erro quadrático médio (RMSE), cujo cálculo é definido pela Equação 2:

$$MSE(h) = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h^{(i)} - y^{(i)})^2}$$

Equação 2: Cálculo do valor de RMSE

Onde:

- m é o número de instâncias que estão sendo utilizadas para o cálculo do erro;
- $h(i)$ é o vetor contendo as previsões realizadas pelo sistema;
- $y(i)$ são os valores reais a serem comparados com a saída prevista pelo sistema.

Em problemas de classificação, utiliza-se a matriz de confusão que, segundo BRUCE e BRUCE (2019), é uma tabela contendo o número de previsões corretas e incorretas categorizadas por tipo de resposta.

Uma matriz de confusão C é definida pelo número de observações $C_{i,j}$ pertencentes ao grupo i e classificadas como j . Em uma classificação binária, por exemplo, as seguintes classes são encontradas:

- $C_{0,0}$: quantidade de observações do grupo 0 classificadas como 0 (*true negatives*);
- $C_{0,1}$: quantidade de observações do grupo 0 classificadas como 1 (*false negatives*);
- $C_{1,0}$: quantidade de observações do grupo 1 classificadas como 0 (*false positives*);
- $C_{1,1}$: quantidade de observações do grupo 1 classificadas como 1 (*true positives*).

2.14. Mineração de processo

Segundo VAN DER AALST (2011), a mineração de processos é uma área de pesquisa relativamente nova que se posiciona entre inteligência artificial e mineração de dados e, além disso, entre modelagem de processo e análise. A ideia da mineração de processos é descobrir, monitorar e otimizar processos reais a partir da extração de conhecimento de registros de eventos (logs) disponíveis em grande parte dos sistemas de informação modernos.

Ainda segundo VAN DER AALST (2011), o ponto de partida para mineração de processos é o registro de eventos. Todas as técnicas de mineração de processo assumem que é possível registrar eventos sequencialmente relacionando-o a uma atividade e a um caso particular (ou instância de processo). Os registros podem armazenar informações adicionais sobre os eventos tais como: recurso (ex.: pessoa ou equipamento) executando ou iniciando a atividade, o horário do evento e outros dados registrados junto do evento.

Neste trabalho de pesquisa, a mineração de processo foi utilizada para auxiliar na análise e compreensão dos dados.

3. Trabalhos relacionados

Neste capítulo são apresentados alguns dos trabalhos relacionados à aplicação de inteligência artificial em processos de tratamento de esgoto, à predição de eventos e mudança de características de estações elevatórias de esgoto ou processos e técnicas de predição de séries temporais.

MJALLI, AL-ASHEH e ALFADALA (2007) utilizaram redes neurais artificiais para criar um modelo de processo para estações de tratamento de água. O modelo criado apresentou bom grau de acurácia ao prever índices de performance da estação de tratamento auxiliando profissionais ligados a sua operação. Os autores compararam o desempenho de modelos utilizando uma única variável de entrada e múltiplas variáveis de entradas. O melhor desempenho foi obtido com múltiplas variáveis de entrada e modelo de rede neural com arquitetura *feedforward* multi-camadas. Além da arquitetura do modelo, destacam-se como principais diferenças em relação a este trabalho: os dados de entrada (parâmetros de operação típicos em estações de tratamento de água), a taxa de coleta e quantidade dos dados (um valor a cada cinco dias durante um ano) e a arquitetura proposta (não considera histórico e sequência dos dados para realizar as predições). A utilização de múltiplas variáveis de entradas e a aplicação de rede neural na área de saneamento destacam-se como as principais semelhanças.

HSU, HUANG e WEI (2013) usaram técnicas de inteligência artificial para desenvolver modelos de operação de estação de bombeamento em tempo real em sistema de drenagem e controle de inundação. Os autores utilizaram sistema de inferência adaptativa neuro fuzzy e a heurística busca tabu para otimizar a operação do sistema de drenagem. Dados históricos de operação foram utilizados na construção dos modelos. O autor sugere que métodos de otimização em tempo real precisam ser combinados com previsões de vazão de entrada de água. Destacam-se como principais diferenças em relação a este trabalho: o objetivo do modelo (otimizar operação das bombas para aumentar a economia de água), a presença da informação da vazão de entrada e a ausência de informação das bombas, tais como: sinais de corrente dos motores e estado de manutenção. Entre as semelhanças, destacam-se a utilização de dados de precipitação, sinal de nível e a utilização de dados de acionamento das bombas.

OSTOJIN, MOUNCE e BOXALL (2011) desenvolveram sistemas com lógica fuzzy em estações de bombeamento de esgoto com o objetivo de reduzir o consumo de energia. As regras de lógica fuzzy foram utilizadas para balancear a sequência e o tempo de acionamento entre as bombas. Algoritmos genéticos foram utilizados para ajustar parâmetros do sistema fuzzy. Segundo os autores, o trabalho é apresentado apenas para condições de tempo seco. Destacam-se como principais diferenças em relação a este trabalho: o objetivo do modelo (otimizar operação das bombas para diminuir consumo de energia), a ausência de dados de precipitação e a ausência de informação as bombas, tais como: sinais de corrente dos motores e dados de manutenção das bombas. Entre as semelhanças, destacam-se a ausência do sinal de vazão, a utilização do sinal de nível e a utilização de dados de acionamento das bombas.

ROCHA (2018) utilizou sinais de vibração mecânica em motores para classificar automaticamente falhas em máquinas rotativas. Os sinais foram gerados por uma máquina que simula a dinâmica de motores e permite o estudo de múltiplas falhas. Os dados de oito sensores (tacômetro, acelerômetro triaxial de três mancais internos, acelerômetro triaxial de três mancais externos e microfone) foram adquiridos com uma taxa de amostragem de 51,2 kHz. Para a classificação das falhas, o autor utilizou três tipos de classificadores: KNN (K-vizinhos mais próximos), SVM (Máquina de Vetores de Suporte) e XGBoost (Extreme Gradient Boosting) e concluiu que obteve bom desempenho com uma taxa de acurácia média de 93,05%. As principais diferenças em relação a este trabalho de pesquisa são os tipos de dados (focados em características de funcionamento do motor) e a taxa de amostragem (bem superior ao intervalo de armazenamento dos dados das elevatórias de esgoto deste trabalho). Estas características certamente representam uma vantagem na identificação de problemas nos motores (uma das principais causas dos eventos de extravasão de esgoto).

A instalação de sensores semelhantes aos utilizados por ROCHA (2018) em bombas elevatórias de esgoto, por sua vez, deve demandar procedimentos operacionais e envolver altos custos, representando, neste sentido, uma desvantagem em relação ao sistema proposto por este trabalho de pesquisa. Uma segunda desvantagem seria a dificuldade em se registrar os dados com alta taxa de amostragem e a sua posterior coleta através das tecnologias de comunicação utilizadas nas elevatórias de esgoto estudadas por este trabalho de pesquisa.

COELHO (2015) utilizou sinais de corrente e aprendizado de máquina para detectar curto circuito entre espiras de um motor de indução trifásico do tipo gaiola acionado por conversor de frequência. Os dados de corrente de linha do conversor de frequência foram registrados com taxa de amostragem de 10kHz segundos e utilizados em um sistema de classificação de falhas baseado em diferentes algoritmos supervisionados de aprendizado de máquina. Os dados foram coletados de uma bancada de teste onde diferentes tipos de curto circuito foram simulados. Entre os tipos de classificadores utilizados pelo autor, os que apresentaram melhor desempenho foram o SVM e o LSSVM (Máquinas de vetores de suporte por mínimos quadrados). As principais diferenças em relação a este trabalho de pesquisa são a taxa de amostragem (bem superior ao intervalo de armazenamento dos dados das elevatórias de esgoto deste trabalho) e o objetivo (identificação de curto circuito em motores). A principal semelhança está na utilização do sinal de corrente dos motores para auxiliar na identificação de problemas nos motores.

CARVALHO (2018) utilizou banco de dados de operação e sistemas de aprendizado de máquina para identificar falhas em partidas de turbogeradores. Foram utilizados dados históricos de 84 variáveis de processo comuns a 4 turbogeradores (temperaturas em diversos pontos, vibração em diversos pontos, vazão, corrente, tensão e rotação). As variáveis de processo foram registradas a cada um minuto ao longo de três anos. Além dos dados históricos, foram utilizados registros de eventos de operação e manutenção anotados manualmente. Os dados históricos foram separados em dois conjuntos: partidas com falha e partidas sem falhas e, em função do grande desbalanceamento (número partidas sem falha bem superior ao número de partidas com falha) a solução adotada utilizou o método de classificação RUSBoost (método de aproximação híbrida utilizado para diminuir os efeitos do desbalanceamento).

FARIAS (2019) apresentou estudo e aplicação sobre alguns dos principais métodos tradicionais de modelagem de séries temporais. O trabalho considerou modelos ARMA, ARIMA, SARIMA, SARIMAX, entre outros, aplicando-os em predição de séries temporais climáticas e econômicas. Os modelos foram aplicados em séries univariadas, observações formadas por uma única variável, e multivariadas, observações formadas por várias variáveis. O trabalho apresentou bons resultados de predição para séries temporais estacionárias e, para as séries não estacionárias, foram aplicadas transformações permitindo que séries temporais estacionárias fossem obtidas e utilizadas nos modelos. As aplicações descritas no estudo de FARIAS (2019) possuem pouca relação com este trabalho de pesquisa. Se o resultado de sua aplicação fosse satisfatório neste domínio, representariam vantagens quando comparados a modelos de redes neurais em função da facilidade

em se compreender a solução (quando comparado a redes neurais).

Em YANG (2015), redes neurais convolucionais (RNCs) foram aplicadas a problemas de classificação de atividades humanas em séries temporais multivariadas. Dados de sensores instalados em diferentes partes do corpo de voluntários foram coletados a cada 30 segundos e utilizados para treinar uma RNC, cujo objetivo era classificar a atividade que o voluntário estava desempenhando. O desempenho do modelo utilizando RNC foi superior a vários outros modelos. Apesar da aplicação descrita no estudo de YANG (2019) possuir pouca relação com o objetivo deste trabalho de pesquisa, parte dos modelos utilizados neste trabalho de mestrado são baseados nos modelos utilizados por YANG (2019).

Em relação aos trabalhos aplicados as elevatórias de esgoto ou sistemas de bombeamento, a maior parte dos trabalhos encontrados neste levantamento envolve a utilização de inteligência artificial como mecanismo de melhoria de controle. Não foram encontrados trabalhos de pesquisa que utilizam dados históricos de processo de estações elevatórias de esgoto para prever eventos de extravasão de esgoto.

4. Análise do domínio

Neste capítulo são apresentadas as características das estações elevatórias de esgoto e dos dados que foram compartilhados pela empresa COPASA e utilizados neste trabalho de pesquisa.

Os dados pertencem a 30 estações elevatórias de esgoto localizadas na região metropolitana de Belo Horizonte, em Minas Gerais. Os dados foram fornecidos pela DVME (Divisão de Macro Operação de Esgoto), que é o departamento responsável pelas atividades de manutenção e operação das elevatórias. A Figura 10, fornecida pela COPASA, apresenta a localização de cada estação elevatória de esgoto.



Figura 10: Mapa contendo localizações das estações de elevação de esgoto

Fonte: Arquivo da empresa COPASA

Na Seção 4.1 serão apresentados o formato e características dos dados presentes no sistema de supervisão de estações elevatórias de esgoto utilizado pela empresa COPASA.

4.1. Base de dados das estações elevatórias de esgoto

As informações desta seção foram geradas a partir da análise da base de dados fornecida pela empresa COPASA contendo dados de 30 estações elevatórias de esgoto ao longo de 9 anos (2010 a 2018). Todos os dados históricos foram armazenados em uma base de dados Oracle pelo sistema supervisão de estações elevatórias utilizado pela equipe da DVME.

De uma maneira geral, os dados históricos da base de dados compartilhada podem ser categorizados em:

- Alarmes e eventos: são armazenados no banco de dados no momento em que ocorrem.
 - Data/hora;
 - Mensagem: texto associado ao evento ou alarme (ex.: acionamento da bomba);
 - TAG: texto definindo local associado ao evento (ex.: bomba 1).

- Histórico de energia de cada bomba de sucção das estações contendo os seguintes dados armazenados a cada 15 minutos:
 - Data/hora;
 - Corrente R,S,T: valores numéricos;
 - Tensão entre fases: valores numéricos;
 - Potência ativa: valores numéricos;
 - Fator de potência: valores numéricos.

- Histórico de processo de cada estação contendo os seguintes dados armazenados a cada 5 minutos:
 - Data/hora;
 - Nível do poço de sucção: valores numéricos;
 - Corrente de 1 a 3 bombas: valores numéricos.

- Histórico de totalizações diária contendo, para cada bomba:
 - Data;
 - Horas em operação: valores numéricos;
 - Minutos em manutenção: valores numéricos;
 - Consumo de energia: valores numéricos.

Enquanto as últimas 3 categorias representam séries temporais, com intervalos de tempo fixos entre cada um dos registros, o histórico de alarme e eventos de cada elevatória demandam alguma preparação para sua utilização como série temporal. Esta preparação será detalhada na Seção 5.

A lista completa de alarmes e eventos é apresentada no Apêndice C e a Tabela 2 representa os 10 alarmes e eventos de maior ocorrência entre 2010 e 2018:

Tipo de evento	Total de ocorrências
Alarme de Limite Alto	Mais de 35 milhões
Alarme de Limite baixo	Mais de 5 milhões
Evento de Acionamento da bomba	Mais de 35 milhões
Falha no Sensor	Mais de 3 milhões
Defeito no Circuito de Acionamento da Bomba	Mais de 1 milhão
Falhas de Tensão Baixa fases R, S, T	Mais de 1 milhão
Nível Alto Poço de Drenagem	Mais de 500 mil
Bomba de Drenagem Ligou	Mais de 500 mil
Falha no acionamento da Bomba	Mais de 200 mil
Evento de bomba em manutenção	Mais de 100 mil

Tabela 2: Alarmes com maior ocorrência entre 2010 e 2018

Além dos dados históricos, presentes na base de dados descrita anteriormente, a empresa COPASA forneceu as seguintes características de cada estação de elevação de esgoto:

- **Tipo de bomba:** texto informando o tipo de bomba utilizado na elevatória (submersível, autoescorvante, centrífuga horizontal ou cavidade progressiva);
- **Quantidade de bombas:** quantidade de bombas utilizadas para o bombeamento/elevação de esgoto (1, 2 ou 3);
- **Vazão de recalque (l/s):** valor numérico da vazão de cada bomba durante o funcionamento em regime;
- **Potência instalada (cv):** valor numérico da potência de cada bomba;
- **Altura manométrica (mca):** valor numérico da altura até onde o esgoto é bombeado;
- **Diâmetro e extensão da tubulação de recalque (mm):** valores numéricos com dimensões da tubulação de recalque;
- **Material da tubulação de recalque:** texto contendo informação sobre o material da tubulação de recalque;
- **Tipo de sensor de nível:** texto associado ao tipo de sensor utilizado na medição de nível;
- **Sistema de partida das bombas:** texto associado ao tipo de partida das bombas;
- **Tipo de retenção de resíduos:** texto associado ao tipo do processo de retenção de resíduos;
- **Sistema de içamento das bombas:** texto associado ao tipo de içamento das bombas;
- **Urbanização:** texto que define se há ou não urbanização na região da elevatória;
- **Combate a odores:** texto que define se há ou não combate a odores na elevatória.

Os valores de cada uma das características das elevatórias são apresentados no Apêndice B.

4.2. Sistema de supervisão das elevatórias de esgoto

Um único sistema de supervisão é utilizado para monitorar e registrar dados históricos de cada uma das elevatórias. Os dados históricos são registrados em um banco de dados cujo conteúdo foi disponibilizado para o desenvolvimento deste trabalho de mestrado.

O controle das elevatórias é realizado através de painéis elétricos que possuem equipamentos responsáveis pelo acionamento dos motores, medição de grandezas elétricas dos motores (ex.: corrente, tensão, consumo de energia elétrica) e medição de variáveis de processo (nível e, em algumas elevatórias, pressão e vazão).

A comunicação entre o sistema de supervisão e os equipamentos de controle das elevatórias de onde são lidas as informações apresentadas no sistema supervisório utiliza rede celular. Para isto, junto a cada um dos painéis de controle das elevatórias, existem modems celulares que permitem a conexão entre o controlador presente nos painéis de controle e o computador onde o sistema de supervisão está executando.

As principais funções do sistema de supervisão utilizado para monitorar as 30 elevatórias de esgoto são:

- Monitorar falhas em equipamentos e condições de alarmes em equipamentos dos painéis de controle;
- Verificar o status de funcionamento em equipamentos e os sinais de sensores presentes nos painéis de controle;
- Registrar histórico de comandos realizados pelos operadores;
- Registrar histórico de alarmes de processo e falhas ocorridas em equipamentos e/ou sistema;
- Registrar histórico de sinais de processo como nível e grandezas elétricas dos motores;
- Registrar histórico de funcionamento dos motores contendo número de partidas, tempo de funcionamento, tempo em manutenção e energia consumida;

- Permitir a geração e análise de relatórios (formato tabular e gráfico) dos dados historiados de cada uma das elevatórias.

As telas sinópticas do sistema supervisorio são o principal recurso que permitem o monitoramento dos dados das elevatórias em tempo real. O desenho do processo torna rápida a identificação do tipo de elevatória que está sendo monitorada. Animações e objetos de tela típicos em sistema de supervisão permitem ao operador do sistema de supervisão a rápida identificação do estado de funcionamento dos equipamentos e das variáveis de processo.

A Figura 11 foi extraída da tela da EEE-Maracanã do sistema de supervisão. Além de visualizar o status das três bombas de sucção, o operador consegue monitorar o nível do poço.

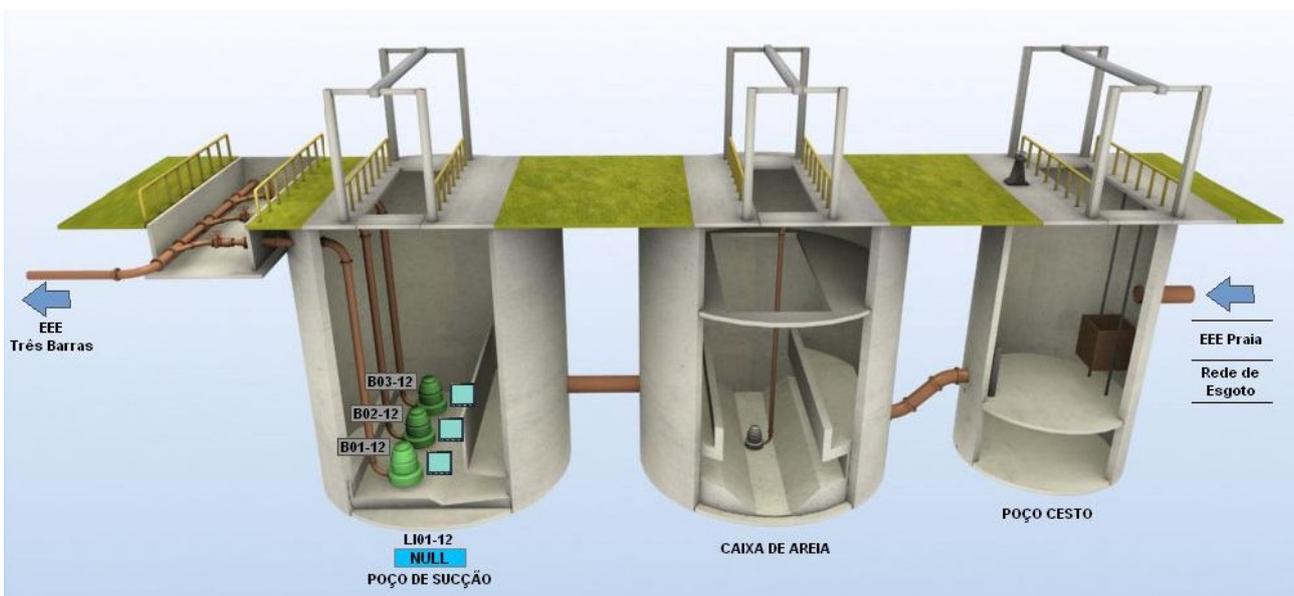


Figura 11: Tela de supervisão da EEE – Maracanã

Fonte: Adaptação de arquivo da empresa COPASA

A Figura 12 foi extraída da tela da EEE-Alvorada presente no sistema de supervisão. Além de visualizar o status das duas bombas de sucção, o operador consegue monitorar o nível e a vazão do poço de sucção.

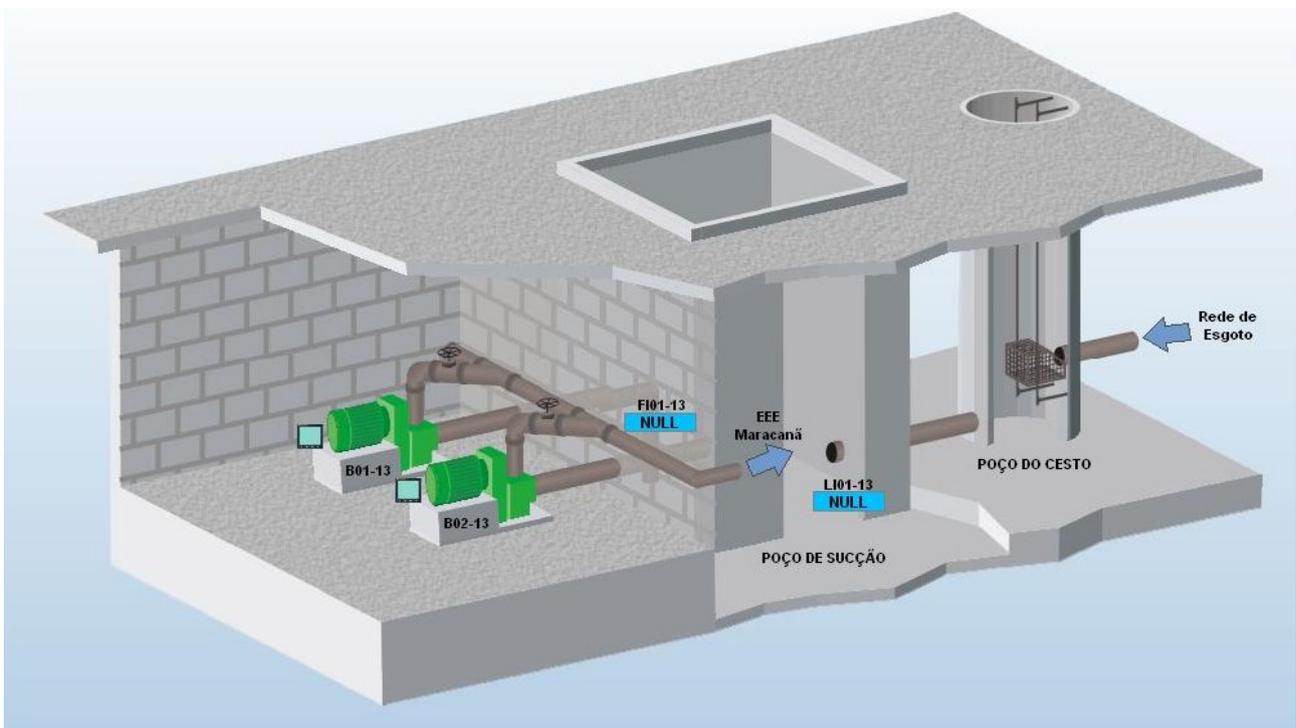


Figura 12: Tela de supervisão da EEE – Alvorada

Fonte: Adaptação de arquivo da empresa COPASA

A comparação entre as duas Figuras auxiliam na diferenciação das elevatórias acessadas pelo sistema de supervisão. Destacam-se aqui a diferença entre o tipo de submersão (a primeira com poço úmido e a segunda com poço seco), o número de bombas presentes em cada uma das elevatórias (três na primeira e duas na segunda) e o tipo de bomba (submersível na primeira e autoescorvante na segunda).

4.3. Relatórios utilizados no sistema de supervisão das elevatórias

Para visualizar os dados históricos, existem 6 tipos de relatórios utilizados pelos operadores do sistema supervisão das elevatórias:

- Relatório de alarmes: dada uma elevatória e um intervalo de data e hora, fornece como resultado uma tabela contendo os alarmes ocorridos mostrando os registros mais recentes primeiro. A Figura 13 apresenta um exemplo real de relatório de alarme gerado a partir do sistema de supervisão:

	Automação 3T das Elevatórias do SES da RMBH-MG	Relatório: Alarmes	
	UTR-25 EEE-JARDIM CANADÁ	Início: 00:00:00 20/8/2018	Fim: 14:22:48 20/8/2018

Data/Hora	TAG	MENSAGEM
20/08/2018 14:03:19	UTR_25	Falha na Comunicação - Normalizada
20/08/2018 14:03:19	LI01-25	Intertrava CMB's - Normalizado
20/08/2018 14:03:19	LI01-25	Limite Alto
20/08/2018 14:03:19	MGE02-25	Corrente Baixa fase R
20/08/2018 14:03:19	MGE01-25	Corrente Baixa fase R
20/08/2018 14:03:19	MGE01-25	Corrente Baixa fase T
20/08/2018 14:03:19	MGE01-25	Corrente Baixa fase S
20/08/2018 13:53:32	LI01-25	Limite Alto
20/08/2018 13:53:30	LI01-25	Limite Alto - Normalizado
20/08/2018 13:53:30	LI01-25	Limite Alto - Normalizado
20/08/2018 13:53:25	LI01-25	Limite Alto

Figura 13: Relatório de alarme gerado para a EEE Jardim Canadá em 20/08/2018

Fonte: Adaptação de arquivo da empresa COPASA

- Relatório diário de bombas: dada uma elevatória e um mês, este relatório fornece como resultado uma tabela contendo as informações de operação de cada bomba: número de partidas ao longo do dia, tempo (horas) de operação das bombas, tempo (minutos) em que as bombas ficaram em manutenção e consumo de energia (kWh). A Figura 14 apresenta um exemplo real de relatório diário de bombas gerado a partir do sistema supervisorio:



Automação 3T das Elevatórias
do SES da RMBH-MG

Relatório Diário de Bombas

Área: UTR-25 EEE-JARDIM CANADÁ

DIA	Energia (KWh)				B01-25				B02-25							
					Partidas	Horas Operaç	Minutos Manu	Energia (KWh)	Partidas	Horas Operaç	Minutos Manu	Energia (KWh)				
01					23	7,72	86	87	35	9,88	19	120				
02					33	7,05	126	83	33	8,27	31	104				
03					34	11,18	0	147	21	4,49	0	56				
04					35	12,72	7	165	16	3,77	4	48				
05					38	6,89	0	88	30	6,79	0	85				
06					36	7,74	0	97	25	7,69	0	94				
07					31	9,72	0	117	17	7,30	0	82				
08					35	8,03	7	97	31	8,16	11	99				
09					21	9,27	85	99	33	7,49	188	90				
10					23	5,23	13	60	37	10,61	12	132				
11					33	7,45	0	93	31	7,38	0	95				
12					42	6,88	0	87	33	6,79	0	85				
13					40	7,06	0	91	29	7,52	0	94				
14					41	7,94	0	101	22	7,52	0	93				
15					32	9,25	0	121	20	6,74	0	81				
16					42	10,27	9	124	19	5,74	111	67				
17					30	7,45	0	88	30	7,81	0	101				
18					35	7,55	5	86	32	7,47	5	88				
19					29	6,57	0	73	44	6,77	0	84				
Total	0	0	0	0	633	155,95	338	1904	538	138,19	381	1698				

Figura 14: Relatório diário de bomba da EEE Jardim Canadá para agosto de 2018

Fonte: Adaptação de arquivo da empresa COPASA

- Relatório de comandos: dado um intervalo de data e hora, fornece como resultado uma tabela contendo comandos realizados pelos operadores do sistema de supervisão mostrando os registros mais recentes primeiro. A Figura 15 apresenta um exemplo real de relatório de eventos utilizados pelo operador:

Data/Hora	USUÁRIO	MENSAGEM
20/08/2018 14:04:17	welton.marques	Reset dos Alarmes Gerais da UTR_15
20/08/2018 14:04:15	welton.marques	Reset dos Alarmes Gerais da UTR_15
20/08/2018 14:03:59	welton.marques	Reset de Alarmes do MGE02-12
20/08/2018 14:03:59	welton.marques	Reset de Alarmes do MGE02-12
20/08/2018 14:03:49	welton.marques	Reset dos Alarmes Gerais da UTR_12
20/08/2018 14:03:33	welton.marques	Reset dos Alarmes Gerais da UTR_07
20/08/2018 13:16:20	welton.marques	Reset dos Alarmes Gerais da UTR_14
20/08/2018 13:16:18	welton.marques	Reset dos Alarmes Gerais da UTR_14
20/08/2018 13:15:53	welton.marques	Reset dos Alarmes Gerais da UTR_14
20/08/2018 13:15:51	welton.marques	Reset dos Alarmes Gerais da UTR_14

Figura 15: Relatório de comandos realizados em 20/08/2018

Fonte: Adaptação de arquivo da empresa COPASA

- Relatório de grandezas elétricas: dada uma bomba, uma elevatória e um intervalo de data e hora, fornece como resultado uma tabela contendo os valores das grandezas elétricas da bomba (tensão entre fases, corrente de cada fase, potência e fator de potência) que foram armazenados no banco de dados. A Figura 16 apresenta um exemplo real de relatório de grandezas elétricas:

Data/Hora	Tensão RS (V)	Tensão ST (V)	Tensão RT (V)	Corrente R (A)	Corrente S (A)	Corrente T (A)	Potência (KW)	Fator Potência
20/08/2018 15:05:55	208	209	207	0	0	0	0	0,26
20/08/2018 14:52:36	208	209	208	0	0	0	0	0,24
20/08/2018 14:39:17	210	211	209	0	0	0	0	0,28
20/08/2018 14:25:59	209	208	206	0	0	0	0	0,33
20/08/2018 14:12:40	211	212	210	0	0	0	0	0,25
20/08/2018 13:59:21	210	210	210	35	37	33	11	0,90
20/08/2018 13:46:02	213	213	211	34	38	33	11	0,89
20/08/2018 13:32:43	209	209	208	37	39	36	12	0,90
20/08/2018 13:19:24	213	213	213	0	0	0	0	0,23
20/08/2018 13:06:06	211	213	212	0	0	0	0	0,25
20/08/2018 12:52:47	216	217	217	0	0	0	0	0,23
20/08/2018 12:39:28	216	217	216	0	0	0	0	0,21

Figura 16: Relatório de grandezas elétricas da bomba MGE01 na EEE Jardim Canadá

Fonte: Adaptação de arquivo da empresa COPASA

- Relatório de eventos de processo: dada uma elevatória e um intervalo de data e hora, fornece como resultado uma tabela contendo os eventos de processo ocorridos. A Figura 17 apresenta um exemplo real de relatório de eventos de processo:

COPASA	Automação 3T das Elevatórias do SES da RMBH-MG		Relatório: Eventos de Processo	
	UTR-25 EEE-JARDIM CANADÁ		Início: 00:00:00 20/8/2018	Fim: 14:16:02 20/8/2018
Data/Hora	TAG	MENSAGEM		
20/08/2018 14:11:38	B02-25	Bomba Ligou		
20/08/2018 14:11:27	B01-25	Bomba Desligou		
20/08/2018 13:32:04	B01-25	Bomba Ligou		
20/08/2018 13:31:22	B02-25	Bomba Desligou		
20/08/2018 13:28:50	B02-25	Bomba Ligou		
20/08/2018 13:23:25	B02-25	Bomba Desligou		
20/08/2018 13:04:24	B02-25	Bomba Ligou		
20/08/2018 12:59:17	B02-25	Bomba Desligou		

Figura 17: Relatório de eventos de Processo da EEE Jardim Canadá no dia 20/08/2018

Fonte: Adaptação de arquivo da empresa COPASA

- Relatório de processo: dada uma elevatória e um intervalo de data e hora, fornece como resultado uma tabela contendo os valores de processo (nível do poço de sucção, corrente das bombas) registrados no banco de dados. A Figura 18 apresenta um exemplo real de relatório de processo:

COPASA	Automação 3T das Elevatórias do SES da RMBH-MG				Relatório de Processo												
					Área: UTR-25 EEE-JARDIM CANADÁ												
Data / Hora	LI01-25 (m) Nível do Poço	IB01-25 (A) Corrente B01	IB02-25 (A) Corrente B02														
20/08/18 00:03:12	2,34	0	0														
20/08/18 00:08:11	2,16	33	0														
20/08/18 00:13:10	1,77	0	0														
20/08/18 00:18:09	2,07	0	0														
20/08/18 00:23:08	2,27	0	0														
20/08/18 00:28:07	2,43	0	0														
20/08/18 00:33:06	1,93	0	37														
20/08/18 00:38:05	1,98	0	0														

Figura 18: Relatório de processo da EEE Jardim Canadá gerado no dia 20/08/2018

Fonte: Adaptação de arquivo da empresa COPASA

4.4. Principais problemas enfrentados pela DVME

O conteúdo desta Seção é resultado da visita realizada a COPASA cujo relatório de atividades pode ser encontrado no Apêndice D. Os problemas descritos nesta Seção foram destacados por engenheiros da COPASA e também foram constatados durante a visita.

O principal problema enfrentado pela DVME é a extravasão de esgoto. A extravasão ocorre quando o esgoto não é bombeado adequadamente ultrapassando o limite de nível máximo no poço de sucção. Na lista de alarmes apresentada na Seção 4.1, o “Alarme de Limite Alto” é a indicação de que a extravasão ocorreu. Entre as principais causas das extravasões, destacam-se:

- **Entupimento da bomba:** pode prejudicar ou impedir o bombeamento de esgoto. O entupimento ocorre por diferentes motivos, entre os principais estão:
 - Tipo de bomba inadequada: todas as elevatórias que possuem a bomba do tipo autoescorvante, por exemplo, (onde passagem de sólido menor quando comparada a bomba submersível aumentando a ocorrência de entupimentos) a principal causa de extravasão é a queda de performance do bombeamento causado pelo entupimento da bomba;
 - Sistema de cesto ou gradeamento sem limpeza: a equipe de manutenção da COPASA é responsável pela limpeza do sistema de pré-tratamento. Se esta limpeza ocorre de maneira inadequada ou sofre atraso, a dimensão dos resíduos que chegam à bomba é maior podendo causar o seu entupimento;
 - Água pluvial em excesso: ligações clandestinas de água pluvial na rede de esgoto provocam excesso de água de chuva no esgoto que chega às elevatórias. O excesso de água de chuva prejudica o sistema de pré-tratamento (grade ou cesto).

- **Falha em bomba ou motor:** uma falha elétrica do motor ou bomba impede o seu funcionamento. A extravasão pode ocorrer pois a elevatória funcionará com uma quantidade de bombas abaixo do ideal prejudicando o bombeamento do esgoto. Entre os principais motivos deste tipo de falha estão:

- Falta de manutenção preventiva: em função do tamanho da equipe e da quantidade de elevatórias que precisam ser mantidas, os procedimentos de prevenção ou análises de queda de performance em sistemas de bombeamentos são raramente executados, pois a equipe está ocupada em realizar atividades de manutenção corretiva (exemplo: quando uma falha ocorre e a elevatória precisa de uma ação urgente). A falta de manutenção preventiva pode contribuir para uma falha precoce da bomba;
 - Condições de operação incorretas: a bomba pode não ter sido projetada para operar nas condições de operação atuais provocando seu funcionamento em baixa performance ou até o seu desligamento por falha;
 - Defeito eletromecânico: a bomba pode apresentar um defeito eletromecânico, deixando de funcionar ou funcionando com baixa performance;
 - Falha elétrica ou falta de energia: uma falha elétrica no painel ou queda de energia pode evitar que o motor ou bomba funcione. Algumas elevatórias possuem gerador para garantir que o bombeamento continue funcionando mesmo em caso de queda de energia;
- **Subdimensionamento:** ocorre quando a vazão de esgoto que chega a elevatória é maior do que a elevatória pode bombear. Entre os principais motivos deste tipo de falha estão:
 - Projeto subdimensionado: O sistema de transporte de esgoto passa a receber um volume maior de esgoto e passa a operar acima de sua capacidade de bombeamento;
 - Água pluvial: O excesso de água de chuva (fruto de ligações indevidas na rede de esgoto) aumenta o volume a ser bombeado pela elevatória.
 - **Falha em medição de nível:** ocorre quando o sensor de nível apresenta algum defeito de funcionamento. Se o nível real demandar que o bombeamento ocorra mas o nível indicado pelo sensor não, o sistema de controle não acionará o bombeamento causando a extravasão;
 - **Inundação:** algumas elevatórias são inundadas durante períodos chuvosos. A inundação de uma elevatória pode exigir que ela seja desligada e, em alguns casos, ela voltará a funcionar apenas após o fim da inundação e a limpeza da elevatória.

Os principais efeitos da extravasão são:

- **Impacto ambiental:** a extravasão pode causar poluição em córregos e rios contendo água limpa além;
- **Impacto a saúde da população:** o esgoto destinado ao local incorreto causa mau cheiro e riscos à saúde;
- **Aumento do custo de operação:** se o esgoto for misturado a uma água já tratada ou água limpa, o custo de tratamento da água é maior;
- **Multas:** multas ambientais (aplicadas, por exemplo, pelo instituto ICMBIO) causam um grande prejuízo financeiro;
- **Desgaste de imagem da empresa:** além da população ser prejudicada, a ocorrência de extravasão causa um grande desgaste da empresa frente à população e aos investidores.

5. Metodologia e ferramentas

Neste capítulo é apresentada a metodologia utilizada no projeto do sistema de aprendizado de máquina desenvolvido neste trabalho.

Para o projeto dos sistemas de aprendizado foram utilizadas oito etapas sugeridos e definidos por GÉRON (2017) como:

- Visão geral e caracterização do problema;
- Coleta dos dados;
- Exploração e compreensão dos dados;
- Preparação dos dados;
- Exploração e escolha de modelos;
- Ajuste fino do modelo;
- Apresentação da solução;
- Colocar a solução em produção.

Algumas das informações relacionadas às etapas de “exploração e escolha de modelos” e “ajuste fino do modelo” são apresentadas em na Seção 5.5 Modelos utilizados. A apresentação da solução e dos resultados obtidos com o sistema desenvolvido é realizada no Capítulo 6.

A última etapa, associada a colocar a solução em produção, foi abordada no Capítulo 7 como sugestão de trabalhos futuros. Todas as outras etapas estão descritas neste capítulo como metodologia para desenvolvimento do sistema proposto por este trabalho de pesquisa.

5.1. Visão geral e caracterização do problema

Segundo GÉRON (2017), um dos primeiros passos em projetos de sistemas de aprendizado é a caracterização do problema e a obtenção de uma visão geral dos dados. Os dados utilizados e o problema (extravasão de esgoto) foram apresentados no Capítulo 4. O sistema proposto neste trabalho tem por objetivo prever possíveis ocorrências de extravasão de esgoto. Se aplicado, espera-se que sua utilização oriente as ações da equipe de manutenção das elevatórias evitando ou diminuindo ocorrências de extravasão.

A empresa COPASA não possui nenhuma solução de aprendizado de máquina cujo objetivo seja prever extravasões de esgoto. Desta forma, a performance da solução apresentada neste capítulo não foi comparada a nenhuma outra existente e sua avaliação foi abordada de duas formas:

- Sistema de classificação: utilizando-se matriz de confusão, avaliando o percentual de extravasões que poderiam ser identificadas antes de sua ocorrência;
- Sistema de regressão: utilizando-se o cálculo do valor do erro quadrático médio, fornecendo um valor qualitativo sobre a extravasão que está sendo predita.

Como os dados possuem a anotação da ocorrência extravasão, o tipo de aprendizado do sistema proposto foi supervisionado. Além disso, embora o sistema não tenha sido implantado, considerando que o rendimento das bombas, o padrão de vazão de entrada de esgoto e diversas outras características da elevatória de esgoto podem sofrer alteração ao longo dos anos, o aprendizado deve ser incremental para garantir que novas características sejam assimiladas pelo sistema de aprendizado.

Sem um sistema de aprendizado de máquina para prever as extravasões, a equipe da DVME tem a sua disposição o sistema supervisorio para identificar extravasões que estejam ocorrendo e os relatórios para analisar históricos e auxiliar em decisões. O conhecimento e experiência da equipe da COPASA demonstrados durante a visita (Apêndice D) se mostraram adequados para auxiliar na identificação e, em alguns casos, na prevenção de eventos extravasão de esgoto. Entretanto, a quantidade de elevatórias, o tamanho da equipe de manutenção e as ferramentas de análise disponíveis no sistema de supervisão tornam o trabalho de análise manual impraticável.

5.2. Coleta dos dados

Os dados registrados pelo sistema supervisorio foram armazenados em um sistema de banco de dados Oracle 11g. Para compartilhar os dados utilizados nesta pesquisa, a COPASA disponibilizou um arquivo de backup.

O arquivo de backup, com tamanho de 11 Gigabytes, foi recuperado em uma nova instalação do Sistema de banco de dados Oracle 11g onde foram realizadas as primeiras análises dos dados. A autorização de acesso aos dados das elevatórias foi solicitada via formulário no site da COPASA e a resposta foi recebida por e-mail (Apêndice A).

Para realizar as consultas no banco de dados Oracle 11g foram utilizadas ferramentas gratuitas. O aplicativo “sqldeveloper”, por exemplo, permitiu que a estrutura do banco de dados (tabelas, colunas e tipos de dados) fosse acessada e conhecida. Além disso, foram realizadas as primeiras consultas em tabelas que permitiram entender como os conteúdos e informações de cada uma das elevatórias foram registrados pelo sistema supervisorio.

A estrutura do banco de dados é formada pelas tabelas:

- Eventos e alarmes de processo: uma única tabela registro de eventos e alarmes associados a todas as elevatórias;
- Ocorrências: uma única tabela de ocorrências registradas pelos operadores;
- Grandezas elétricas das bombas: uma tabela para cada bomba de elevatória contendo registro histórico de grandezas elétricas (corrente R,S,T, tensão entre fases, potência ativa e fator de potência);
- Eventos de sistema: uma única tabela contendo eventos associados ao processo e ao sistema de supervisão (ex.: reset de alarmes, comutação auto/manual, login/logout de usuários);
- Dados de instrumento: uma tabela por elevatória contendo registro de medição de corrente para cada bomba da elevatória, sinal nível e, em alguns casos, pressão na tubulação de recalque;
- Totalizações diárias: uma tabela por elevatória contendo registro de totalizações (tempo de funcionamento das bombas e consumo de energia) diárias. A quantidade de informações armazenadas varia conforme a quantidade de bombas da elevatória;
- Totalizações por hora: registro de totalização (uma por hora) de vazão apenas para as elevatórias 13, 14 e 24.

Apenas as tabelas contendo informações relevantes e comuns a todas as elevatórias foram utilizadas no desenvolvimento do sistema de aprendizado de máquina. A lista a seguir apresenta as tabelas que não foram utilizadas:

- Totalizações por hora: continham dados apenas de 3 das 30 elevatórias e diversos períodos continham valores inválidos ou inexistentes para as variáveis;
- Totalizações diárias: continham dados que podem ser obtidos com maior granularidade em outras tabelas, tais como “grandezas elétricas das bombas” e “dados de instrumento”;

- Eventos de sistema: contendo dados com pouca ou nenhuma relação com o evento que se deseja prever no sistema de aprendizado proposto (extravasão de esgoto);
- Ocorrências: tabela continha poucos dados compreendendo menos de 20% do período total dos dados.

Os tipos dos dados de cada coluna das tabelas foram apresentados na Seção 4.1. Além das informações extraídas do banco de dados Oracle, este trabalho de pesquisa utilizou:

- Cadastro e características das elevatórias: fornecidos pela COPASA através de planilhas e documentos complementares (informações detalhadas na Seção 4.1);
- Dados meteorológicos da região das elevatórias: dados de precipitação de 9 estações meteorológicas de Minas Gerais foram obtidos do BDMEP (Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa) disponível no site do INMET (Instituto Nacional de Meteorologia).

Os dados meteorológicos foram utilizados para complementar os dados registrados pelo sistema de supervisão. Algumas das informações levantadas durante a visita à COPASA (Apêndice D) demonstram que não só as atividades de manutenção são prejudicadas pela chuva como alguns eventos de extravasão são provocados por ela. Isto ocorre pois parte da água da chuva está conectada, indevidamente, à rede de esgoto.

Em relação aos dados das estações meteorológicas, os valores diários de precipitação pluvial foram fornecidos em milímetro e obtidos do site do INMET para o período entre 01/01/2009 e 31/12/2018. Nem todas as datas continham dados de todas as estações meteorológicas e, nestes casos, considerou-se que a precipitação medida foi zero.

Para facilitar a utilização dos dados em diferentes ambientes sem depender de instalações e recuperação de backup, os dados presentes no banco de dados foram exportados para arquivos no formato CSV (*Comma Separated Values*). Isto permitiu que a execução do banco de dados não fosse necessária durante o desenvolvimento dos algoritmos e análises. Os únicos dados que sofreram alguma alteração durante este processo de conversão foram os dados da tabela de alarmes e eventos que, para facilitar a utilização e análise junto aos dados de cada elevatória de esgoto, foram separados em 30 arquivos, um para cada elevatória.

O processo de transformação dos dados em formato csv foi realizado utilizando linguagem Python e a ferramenta Jupyter notebook. A biblioteca Pandas, utilizadas para manipulação e análise de dados, e a biblioteca cx_Oracle, utilizada para interface com o banco de dados Oracle, foram utilizadas para realizar as consultas e criar os arquivos em formatos csv.

Como o computador onde o banco de dados estava instalado tinha recursos computacionais limitados, principalmente nas consultas relacionadas à tabela de alarmes e eventos (maior tabela do banco de dados contendo mais de 100 milhões de registros), foi necessário limitar a quantidade de registros retornados em cada iteração para evitar estouro de memória.

Ao final do processo, as tabelas selecionadas do banco de dados foram transformadas em mais de 150 arquivos ocupando cerca de 6 giga bytes de espaço em disco.

Os nove arquivos das estações meteorológicas contendo dados de precipitação pluvial também foram mantidos em formato csv. Esses arquivos ocuparam juntos menos de 1 mega byte de espaço em disco.

Uma vez que todos os dados se encontravam em arquivos com o mesmo formato, tanto um computador com pouco poder de processamento quanto uma infraestrutura em nuvem foram utilizados para realizar a análise de dados (apresentada com maiores detalhes na Seção 5.3).

5.3. Exploração e compreensão dos dados

Um notebook com sistema operacional Windows 7 64 bits, 4 GB de memória RAM, 240 GB de disco e processador intel core 2 duo CPU T5870 de 2Hz foi utilizado para realizar as análises iniciais dos dados utilizando Python, Jupyter notebook e as bibliotecas Pandas e Pyplot.

Numa segunda etapa, os arquivos foram transferidos para o Google Drive. O Google Drive e a ferramenta Google Colab foram utilizadas, respectivamente, como armazenamento de arquivos e ambiente de desenvolvimento para código Python. O Google Colab consiste em um Jupyter notebook customizado que é disponibilizado por uma máquina virtual do Google e já possui uma série de bibliotecas já instaladas.

A exploração e compreensão dos dados pôde ser feita nos dois ambientes, mas preferiu-se o Google Colab em função do melhor desempenho e falta de necessidade da instalação de pacotes e ferramentas. Sua utilização requer apenas uma conta no Google, computadores com acesso à Internet e navegadores compatíveis (ex.: Google Chrome e Firefox). Durante o desenvolvimento do sistema apresentado aqui (Novembro de 2019), a máquina virtual associada ao Google Colab possuía um processador Intel dual core Xeon 2.2GHz, 13GB de memória RAM e 49GB de espaço em disco.

Além do Jupyter notebook, a ferramenta Everflow, destinada a mineração de processos, foi utilizada para auxiliar na análise dos dados. O EverFlow é uma ferramenta de mineração de processo que combina tecnologias de ponta em *Big Data* e Aprendizado de Máquina para permitir a análise de grandes volumes de eventos de uma forma simples e intuitiva, permitindo enxergar processos fim-a-fim (EVERFLOW, 2019).

Para a análise realizada no Everflow, cada linha da tabela de histórico de alarmes foi associada a um evento, a mensagem do alarme como a atividade, a coluna “TAG” como recurso e a data/hora marcando o momento em que o evento ocorreu. Além da data/hora, atividade e do recurso, foram incluídos valores de corrente das bombas, nível de esgoto da elevatória, ocorrência de chuva e outras medidas importantes, como por exemplo, tempo de acionamento das bombas. Cada ciclo de acionamento das bombas foi transformado em uma instância de processo (caso) e filtros do Everflow permitiram a identificação de importantes características associados aos acionamentos de bombas onde ocorreram eventos de extravasão.

Esta etapa da metodologia inclui um levantamento completo sobre o significado e o tipo de cada dado disponível, abordado no Capítulo 4.

A análise de correlação entre os dados foi guiada por informações que os engenheiros da COPASA forneceram durante a visita documentada no Apêndice D. As premissas a seguir foram extraídas de algumas das informações descritas pelos especialistas e elas estão relacionadas ao principal objetivo deste trabalho (prever extravasão de esgoto):

- O tipo de bomba autoescorvante é mais suscetível a entupimento e, portanto, a ocorrência de extravasão;

- A ocorrência de extravasão é mais frequente durante os períodos de chuva;
- Alterações no valor da corrente do motor da bomba durante o seu funcionamento, podem identificar problemas que provocam extravasão.

A análise dos dados, que comprovam as informações descritas pelos especialistas e definem as *features* de entrada dos modelos, é apresentado na Seção 6.1. As *features* utilizadas como entrada para o treinamento dos modelos são apresentadas na Seção 6.2.

Esta etapa da metodologia também inclui uma análise sobre como o problema seria resolvido manualmente. As ferramentas disponibilizadas para a equipe responsável pela manutenção das elevatórias de esgoto foram apresentadas no Capítulo 4 e tratam-se de relatórios que podem ser gerados no sistema de supervisão com filtros por data/hora e elevatória. Como não há ferramenta para correlacionar eventos de extravasão aos outros dados ou ferramentas que identifiquem desvios de operação das bombas, o operador precisa identificar manualmente possíveis problemas de desempenho nas bombas das elevatórias, avaliar o cenário de operação (considerando, por exemplo, presença de chuva e proximidade com horário de pico) para tentar prever possíveis eventos de extravasão. Como já foi descrito no Capítulo 4, além das ferramentas disponibilizadas não permitirem que os eventos de extravasão sejam previstos, a sua utilização é lenta e torna a análise manual impraticável.

A série temporal contendo corrente dos motores e nível da elevatória de esgoto foi utilizada como ponto de partida para os dados a serem utilizados no sistema de aprendizado. A anotação de ocorrência de extravasão, assim como outros dados que foram adicionados à série temporal foram obtidos a partir do histórico de alarmes e eventos. Este processo é explicado em maiores detalhes na próxima sessão que trata da preparação e transformação dos dados.

Além dos períodos em que algumas elevatórias foram desativadas (listados no Apêndice B), em função da coleta dos dados depender de uma rede celular suscetível a instabilidades, existem vários registros de falha de comunicação onde os dados das séries temporais deixaram de ser registrados no intervalo programado (5 minutos). Em uma série temporal, os dados são apresentados em intervalos constantes, desta forma, trechos pequenos ou registros sem valores foram marcados com valores que os diferem dos demais ao invés de optar por sua remoção.

Comparando a faixa de medição real e os valores registrados no banco de dados, foram constatados valores inválidos de nível e corrente dos motores associados a diferentes elevatórias. Não foram identificadas causas para os valores inválidos registrados na base de dados, mas eles representavam menos de 1% do total de dados registrados e foram apenas substituídos pelo valor -1 (marcador de valor inválido) para que o modelo adotado possa aprender a identificá-los como valores a serem desconsiderados.

5.4. Preparação dos dados

A principal transformação realizada nos dados das tabelas visou incluir as informações de eventos junto aos dados das séries temporais. A tabela de alarmes e eventos possui registro de início e fim para cada ocorrência de evento, desta forma, para o acionamento de uma bomba, por exemplo, foi possível identificar o início e a duração do acionamento. Quando a duração de um evento era maior que 5 minutos (intervalo entre cada ponto da série temporal), a duração do evento foi distribuída entre vários registros da série temporal. Considerando que a bomba 1 de uma determinada elevatória foi acionada entre 14:02 e 14:16 no dia 01/01/2015, a Tabela 3 representa como o evento foi convertido em série temporal.

Data/hora	Nível (m)	Corrente bomba 1 (A)	...	Tempo acionamento bomba 1 (minutos)
01/01/2015 14:00	1.2	0	...	3
01/01/2015 14:05	1.15	12	...	5
01/01/2015 14:10	1.0	11	...	5
01/01/2015 14:15	0.9	12	...	1
01/01/2015 14:20	0.8	0	...	0

Tabela 3: Exemplo de transformação de eventos em séries temporais

Sobre as características dos dados, um detalhe importante, e que pode ser entendido no valor da corrente da bomba associado ao horário das 14:00 é que o valor registrado é o valor lido no momento da coleta, ou seja, independente da bomba ter sido acionada as 14:02, como ela estava desligada as 14:00, o valor registrado foi zero.

Além da duração do evento, foram criadas colunas para registrar a contagem dos eventos. Desta forma, se uma bomba liga e desliga mais de uma vez durante 5 minutos, além da soma da duração

dos dois eventos, será possível identificar que ela foi acionada mais de uma vez.

Os valores de nível e correntes das bombas presentes na série temporal de cada elevatória se encontram em unidades de engenharia e, portanto, variam conforme o porte e características de operação de cada elevatória. O valor de operação da corrente dos motores, por exemplo, depende da vazão de recalque e da altura manométrica. Para acelerar e melhorar o processo de aprendizado, os valores foram normalizados entre 0 e 1.

A data/hora foi decomposta em dia, mês, ano, hora, dia da semana e dia do ano. Esta transformação foi importante para auxiliar na marcação de sazonalidades, como por exemplo, a associação entre determinados eventos e períodos chuvosos e também eventos de acionamento ou extravasão em horários de pico de funcionamento das elevatórias.

As elevatórias possuem diferentes quantidades de bombas. Neste trabalho, os modelos de aprendizado propostos consideram entradas de tamanho fixo e, portanto, para utilizar o mesmo sistema para elevatórias contendo 1, 2 ou 3 bombas, os valores associados às bombas que não estão presentes em uma dada elevatória foram inicializados com o valor zero. A corrente com valor zero e tempo de funcionamento com valor zero possuem o mesmo significado prático de uma bomba que não está funcionando ou não existe.

Em relação aos valores inválidos de sinais, descritos na Seção 5.3, assim como realizado para os períodos de ausência de dados (falhas de comunicação), os valores inválidos não foram removidos e sim substituídos por marcadores de valor inválido.

Entre os dados descritos na Seção 4.1 foram utilizados neste trabalho de pesquisa o histórico de alarmes, o histórico de processo, os dados das estações meteorológicas e as características das elevatórias. Utilizando a biblioteca Python Pandas, as informações foram todas unidas em uma única tabela para permitir o treinamento dos modelos.

As etapas de preparação dos dados específicas de cada modelo utilizados neste trabalho são apresentadas na próxima Seção.

5.5. Modelos utilizados

Modelos mais simples focados em problemas de séries temporais univariadas, como por exemplo, ARIMA e SARIMAX foram avaliados inicialmente. Nestes dois modelos, apenas a informação do nível da tabela de histórico de dados do processo foi utilizada. Como forma de avaliação inicial e utilizando as bibliotecas Python chamadas Statsmodels, Matplotlib e Numpy foram realizados testes de autocovariância e estacionaridade indicados em FARIAS (2019). Para garantir a estacionaridade, foram utilizadas as médias horárias do valor de nível. Esta transformação, alinhada ao fato de diversos eventos extravasão ocorrem em períodos curtos (menores que 1 hora) inviabilizaram a utilização dos dois modelos.

A versão do modelo ARIMA considerando variáveis externas, disponível na biblioteca statsmodel, também foi avaliada, mas o tempo demandando na criação do modelo (método fit) e na previsão dos valores (método forecast) também inviabilizaram a sua utilização.

Considerando as características dos dados, os resultados obtidos com a avaliação inicial de modelos mais simples e as ferramentas descritas nas Seções 5.2 e 5.3, optou-se pela aplicação de modelos de redes neurais.

Todos os modelos de redes neurais avaliados neste trabalho foram criados com o apoio das bibliotecas Python Keras e Tensorflow. Para o sistema de classificação foram utilizadas as arquiteturas de redes neurais CNN, LSTM e ConvLSTM. Para o sistema de regressão foi utilizada apenas arquitetura baseada em rede neural recorrente do tipo ConvLSTM.

O objetivo deste trabalho é propor um sistema para prever extravasões de esgoto em elevatórias. A utilização dos modelos CNN, LSTM e ConvLSTM foi realizada depois que os altos tempos de predição, associados à utilização de modelos mais simples e baseados em modelo ARIMA, inviabilizaram a sua utilização. A escolha destes modelos se baseou em exemplos de aplicação descritos em BROWNLEE (2019) e em seu melhor desempenho diante de predições de séries temporais, quando comparado a redes neurais tradicionais. Desta forma, com exceção do sistema de regressão, que utilizou apenas o modelo Conv-LSTM, a utilização de três modelos, no sistema de classificação, tem como objetivo avaliar o seu desempenho, ao prever eventos de extravasão de esgoto, e realizar a comparação de resultados obtidos com a aplicação de cada um deles.

A rede do tipo CNN foi utilizada devido a sua capacidade de aprender e extrair automaticamente as características. A rede LSTM por representar melhorias em relação a redes neurais com arquitetura *feedforward* multi-camadas sendo mais adequada para aplicação com séries temporais. A rede ConvLSTM foi utilizada com a expectativa de apresentar o melhor desempenho pois combina características dos dois modelos anteriores.

Os dados de entrada foram organizados em períodos de 8 horas, ou seja, para realizar uma predição, a rede neural precisa receber 8 horas de dados. Considerando a taxa de amostragem de 5 minutos, tanto para o sistema de classificação como para o de regressão, é necessário fornecer 96 registros de dados de entrada para que a rede neural forneça saída de predição.

Para o sistema de classificação, foram consideradas três classes definidas a partir das características da entrada e do valor da saída:

- Sim: quando o tempo total de extravasão nas próximas horas é maior que 0;
- Não: quando o tempo total de extravasão nas próximas horas é 0;
- Inválido: quando existem mais de 4 horas sem valores causados, por exemplo, pelas falhas de comunicação.

Para o treinamento da rede neural, foram utilizados dados de 4 elevatórias distintas (UTR – 01 Pompéia, UTR – 08 Enseada das Garças, UTR – 22 São José e UTR – 25 Jardim Canadá) ao longo dos anos de 2016, 2017 e 2018. As três elevatórias escolhidas possuem bombas do tipo autoescorvante (tipos de bombas com maior ocorrência de extravasões). A avaliação do modelo foi realizada com os dados das elevatórias UTR – 13 Alvorada e UTR – 12 Maracanã, utilizando, respectivamente, bombas do tipo autoescorvantes e submersíveis, para o mesmo período (2016, 2017 e 2018).

O processo de treinamento da rede neural utilizando modelos criados com a biblioteca Keras utiliza os dados de entrada, os dados de saída, o tamanho do *batch*, o número de épocas e outros parâmetros opcionais.

Segundo KERAS (2019), o tamanho do *batch* representa a quantidade de registros fornecidos durante o treinamento até que os pesos da rede sejam atualizados. Neste trabalho de pesquisa, o tamanho de batch utilizado foi de 96, representando um período de 8 horas de registros.

Ainda segundo KERAS (2019), o número de épocas representa a quantidade de ciclos de treinamentos realizados com todos os dados de entrada e saída. Em relação ao número de épocas, os dados das 4 elevatórias utilizadas no treinamento foram para treinar o modelo ao longo de 10 épocas. Entretanto, devido às limitações de memória do ambiente utilizado, os dados das elevatórias foram carregados em memória e utilizados separadamente para cada ano (2016, 2017 e 2018). Desta forma, a chamada do método *fit* foi sempre realizada com o valor 1 para época e, considerando 4 elevatórias, 3 anos e 10 épocas, para cada treinamento, foram realizadas 120 chamadas do método *fit*.

A rede CNN utilizada no sistema de classificação tem seu modelo representado pela Figura 19, é definido como um modelo sequencial da biblioteca Keras, possui duas camadas CNN, seguidas de uma camada de *dropout* para regularização e uma camada de *pooling*. A utilização de duas camadas CNN tem por objetivo melhorar o aprendizado de características dos dados de entrada. A camada de *dropout* tem por objetivo diminuir o *overfitting* e a camada de *pooling* diminui a quantidade de características consolidando-as apenas em elementos essenciais. Depois das camadas de convolução e da camada de *pooling* a camada *flatten* converte as características em um grande vetor que passa por uma camada totalmente conectada (*dense*) antes da camada de saída utilizada para a classificação. Conforme explicado anteriormente, a escolha deste tipo de rede tem relação com a sua capacidade de aprender quais características são mais relevantes.

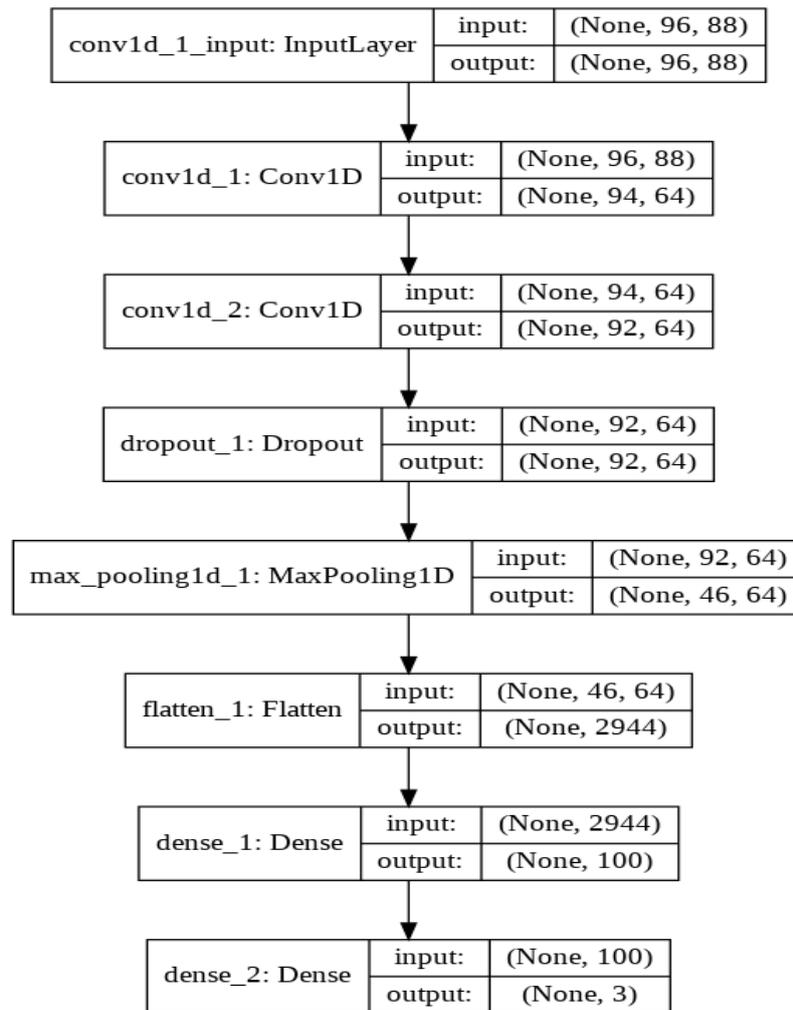


Figura 19: Modelo de rede neural convolucional utilizada para prever eventos de extravasão

O código responsável pela criação deste modelo de rede foi descrito em BROWNLEE (2019), e é apresentado na Figura 20. Sua sintaxe considera a utilização da biblioteca Keras, cuja documentação pode ser encontrada em KERAS (2020).

```

1 model = Sequential()
2 model.add(Conv1D(64, 3, activation='relu', input_shape=(n_steps,n_features)))
3 model.add(Conv1D(64, 3, activation='relu'))
4 model.add(Dropout(0.5))
5 model.add(MaxPooling1D())
6 model.add(Flatten())
7 model.add(Dense(100, activation='relu'))
8 model.add(Dense(n_outputs, activation='softmax'))
9 model.compile(loss='sparse_categorical_crossentropy',
10               optimizer='adam',
11               metrics=['accuracy'])
  
```

Figura 20: Código de criação do modelo de CNN para classificação

Segundo KERAS (2020), a criação da classe *Sequential*, na linha 1, define que o modelo é uma pilha linear de camadas. Na linha 2, além da primeira camada de convolução, o parâmetro `input_shape` define as dimensões da entrada da rede (o valor de `n_steps` é 96 e o valor de `n_features=88`). O valor 96 representa a quantidade de registros em 8 horas e o valor 88 representa a quantidade de características utilizadas. Os valores 64 e 3 presentes nas duas camadas de convolução representam, respectivamente, a dimensão da saída e o tamanho da janela de convolução. Tanto nas duas camadas de convolução como na primeira camada totalmente conectada (*Dense*) são utilizados funções de ativação *relu*, cujo princípio de funcionamento é definido pela equação $f(x) = \max(0, x)$, ou seja, quando a entrada é negativa, o valor considerado é 0. A camada de saída, definida na linha 8 da Figura 20, recebe como parâmetro o número de saídas (3) e a função de ativação *softmax*, cuja função é fornecer um valor entre 0 e 1 que define a probabilidade de uma entrada estar em uma determinada classe. A função *compile* tem por função preparar o modelo para treinamento, recebe como parâmetro a função objetivo (*sparse_categorical_crossentropy*), o otimizador (*adam*) e as métricas (*accuracy*).

Para o treinamento da rede CNN os dados de entrada foram formatados em três dimensões: Número de registros (dependem da quantidade de dados por ano de cada elevatória), número de registros de cada janela (96 representando 8 horas de dados) e número de características (88).

A rede LSTM utilizada no sistema de classificação tem seu modelo representado pela Figura 21, é definida como um modelo sequencial da biblioteca Keras, possui uma única camada LSTM, seguida de uma camada de *dropout* para regularização, uma camada totalmente conectada (*Dense*) e a camada de saída utilizada para a classificação.

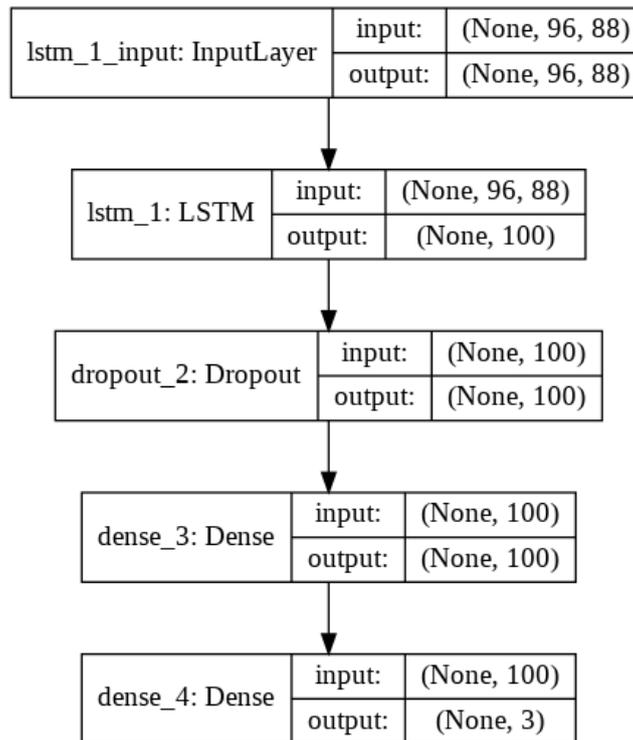


Figura 21: Modelo de rede neural LSTM utilizada para prever eventos de extravasão

O código responsável pela criação deste modelo de rede foi descrito em BROWNLEE (2019), e é apresentado na Figura 22. Sua sintaxe considera a utilização da biblioteca Keras, cuja documentação pode ser encontrada em KERAS (2020).

```

1 model.add(LSTM(100, input_shape=(n_steps,n_features)))
2 model.add(Dropout(0.5))
3 model.add(Dense(100, activation='relu'))
4 model.add(Dense(n_outputs, activation='softmax'))
5 model.compile(loss='categorical_crossentropy',
6               optimizer='adam',
7               metrics=['accuracy'])

```

Figura 22: Código de criação do modelo de LSTM para classificação

Assim como o modelo CNN, segundo KERAS (2020), a criação da classe *Sequential*, na linha 1, define que o modelo é uma pilha linear de camadas. Na linha 2, além da primeira camada de LSTM, o parâmetro `input_shape` define as dimensões da entrada da rede (o valor de `n_steps` é 96 e o valor de `n_features=88`). O valor 100, presente na camada LSTM, representa a dimensão da saída. A camada totalmente conectada (*Dense*) também possui dimensão de saída igual a 100 e utiliza função

de ativação *relu* e a camada de saída, definida na linha 4 da Figura 22, recebe como parâmetro o número de saídas (3) e a função de ativação *softmax*. A função *compile* tem por função preparar o modelo para treinamento e recebe os mesmos parâmetros do modelo CNN.

Para o treinamento da rede LSTM os dados de entrada foram formatados em três dimensões: Número de registros (dependem da quantidade de dados por ano de cada elevatória), número de registros de cada janela (96, representando 8 horas de dados) e número de características (88).

A rede ConvLSTM utilizada no sistema de classificação tem seu modelo representado pela Figura 23, é definida como um modelo sequencial da biblioteca Keras, possui uma única camada ConvLSTM, seguidas de uma camada de *dropout* para regularização, uma camada de transformação de dimensão (*flatten*), uma camada totalmente conectada (*dense*) e a camada de saída utilizada para a classificação.

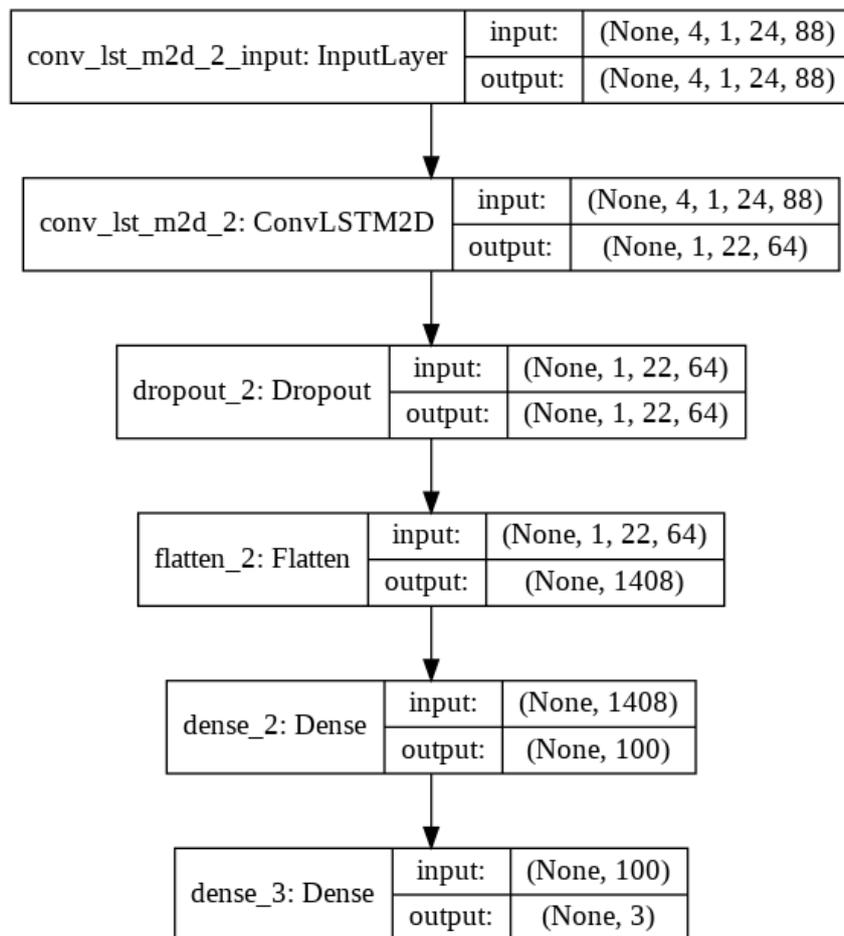


Figura 23: Modelo de rede neural ConvLSTM utilizada para prever eventos de extravasão

O código responsável pela criação deste modelo de rede foi descrito em BROWNLEE (2019) e é apresentado na Figura 24. Sua sintaxe considera a utilização da biblioteca Keras, cuja documentação pode ser encontrada em KERAS (2020).

```

1 model = Sequential()
2 model.add(ConvLSTM2D(64, (1,3),
3                       activation='relu',
4                       input_shape=(sub_n_steps, 1, sub_n_length, n_features)))
5 model.add(Dropout(0.5))
6 model.add(Flatten())
7 model.add(Dense(100, activation='relu'))
8 model.add(Dense(n_outputs, activation='softmax'))
9 model.compile(loss='categorical_crossentropy',
10              optimizer='adam',
11              metrics=['accuracy'])

```

Figura 24: Código de criação do modelo de ConvLSTM para classificação

A principal diferença entre este modelo e o modelo LSTM é a primeira camada. Além da classe associada à camada (ConvLSTM2D) e dos parâmetros “64”, representando o número de filtros de saída da camada de convolução, e “(1,3)”, representando as dimensões das janelas de convoluções. O parâmetro *input_shape* é definido por uma tupla de tamanho 4, ou seja, possui uma dimensão adicional em relação as redes LSTM e CNN.

A dimensão adicional em *input_shapes* define uma divisão da janela de 8 horas dos dados. Neste trabalho de pesquisa, a janela de 8 horas de dados (96 registros) foi dividida em 4 janelas de 2 horas. Desta forma, o valor de *input_shape* é (4, 1, 24, 88).

Para o treinamento da rede ConvLSTM os dados de entrada foram formatados em cinco dimensões: Número de registros (dependem da quantidade de dados por ano de cada elevatória), número de divisões da janela (4), número de linhas de cada janela (1, pois são dados unidimensionais), número de registros de cada divisão da janela (24, representando 2 horas de dados cada divisão) e o número de características (88).

A rede ConvLSTM utilizada no sistema de regressão tem seu modelo representado pela Figura 25, é definida como um modelo sequencial da biblioteca Keras, possui uma única camada ConvLSTM, seguidas de uma camada de *dropout* para regularização, uma camada de transformação de dimensão (*flatten*), uma camada totalmente conectada (*dense*) e a camada de saída utilizada para a regressão.

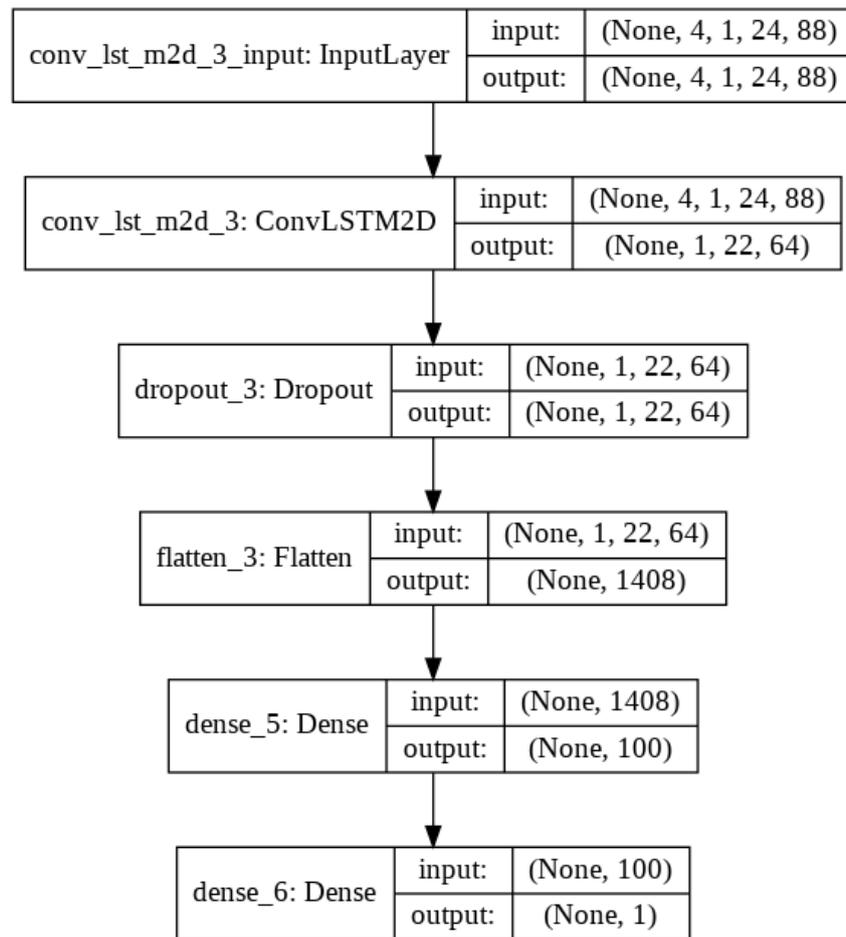


Figura 25: Modelo de rede neural ConvLSTM utilizada para regressão de duração de extravasão

O código responsável pela criação deste modelo de rede foi adaptado a partir do modelo de classificação descrito em BROWNLEE (2019) e é apresentado na Figura 26. Sua sintaxe considera a utilização da biblioteca Keras, cuja documentação pode ser encontrada em KERAS (2020).

```

1 model = Sequential()
2 model.add(ConvLSTM2D(64, (1,3),
3                     activation='relu',
4                     input_shape=(sub_n_steps, 1, sub_n_length, n_features))
5 model.add(Dropout(0.5))
6 model.add(Flatten())
7 model.add(Dense(100, activation='relu'))
8 model.add(Dense(1))
9 model.compile(loss='mse',
10              optimizer='adam',
11              metrics=['acc'])

```

Figura 26: Código de criação do modelo de ConvLSTM para regressão

A principal diferença entre este modelo e o modelo ConvLSTM para classificação é a última camada e a etapa de compilação. O tamanho da camada de saída é 1 representando o valor da duração da extravasão que previsto pela rede. Na função compile, utiliza-se a função objetivo *mse* (erro quadrático médio) no lugar de *sparse_categorical_crossentropy*.

6. Análises e Resultados

Neste capítulo são apresentadas as análises dos dados que definiram as características de entrada do modelo e os resultados obtidos com os modelos descritos na Seção 5.5, que foram aplicados nos dados das estações elevatórias de esgoto.

6.1. Análises e compreensão dos dados

Sobre a correlação entre a ocorrência de extravasão de esgoto e os tipos de bombas, utilizando um histograma demonstrado na Figura 27 para indicar a quantidade de eventos de extravasões por ano em 3 elevatórias, cada uma contendo um dos três principais tipos de bombas, foi possível visualizar que a quantidade de eventos de extravasão ao longo do ano é muito maior em elevatórias contendo bombas do tipo autoeskorvante.

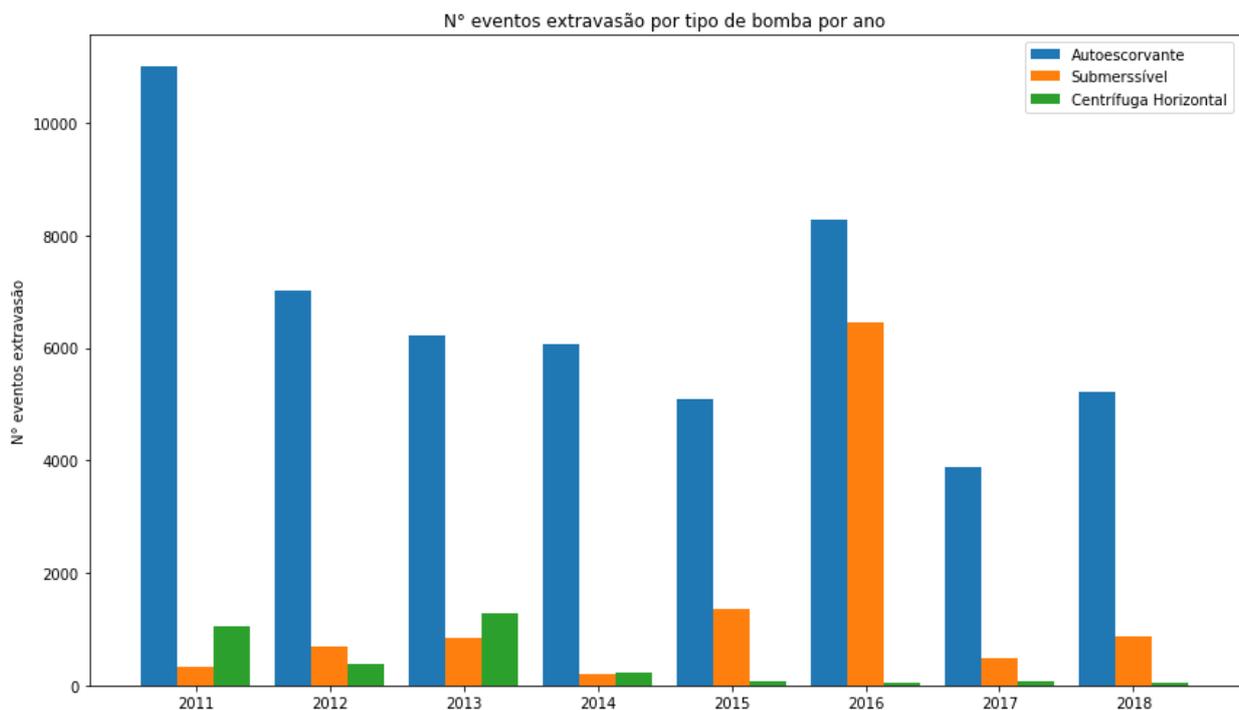


Figura 27: Número de eventos de extravasão por tipo de bomba por ano

Sobre a correlação entre a extravasão de esgoto e os períodos de chuva, foi difícil visualizar graficamente correlações entre os dados de extravasão e os dados das estações meteorológicas. Esta dificuldade se deve ao fato de que os dados das estações meteorológicas indicam o valor da precipitação e, desta forma, não é possível associar um determinado horário do dia a um dado de precipitação. Apesar desta dificuldade, a análise de dois gráficos permitiu identificar possíveis correlações entre os dados de precipitação e a ocorrência de extravasão.

O primeiro gráfico, apresentado na Figura 28, foi gerado a partir dos dados das estações meteorológicas e contém a precipitação total por mês totalizado entre os anos de 2012 e 2018. Através dele é possível perceber que o período com maior precipitação ocorre nos meses de janeiro a março e outubro a dezembro.

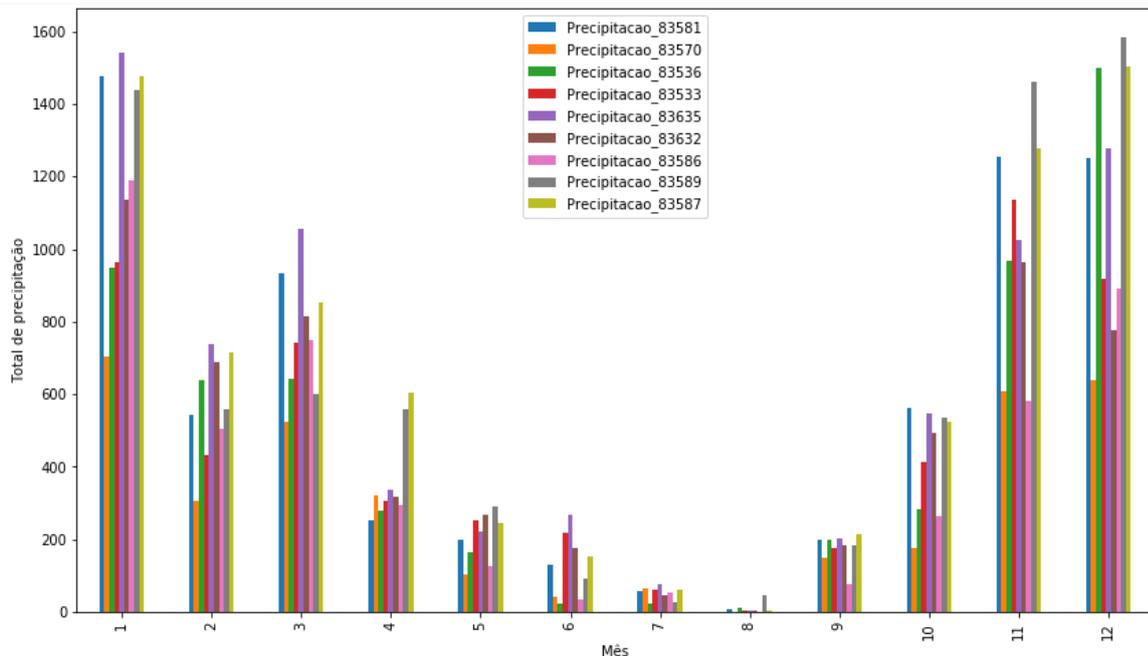


Figura 28: Precipitação mensal entre 2012 e 2018 para cada estação meteorológica

Para verificar a relação entre o período chuvoso e a ocorrência de extravasão, foi gerado um gráfico totalizando o tempo total de extravasão por mês durante os anos de 2012 e 2018. A Figura 29 contém a duração de extravasão por mês considerando as mesmas 3 elevatórias utilizadas no gráfico da Figura 27. O gráfico demonstra que, principalmente para a elevatória contendo bomba submersível, o perfil é bem semelhante indicando que os meses com maior tempo de extravasão também são os meses com maior precipitação.

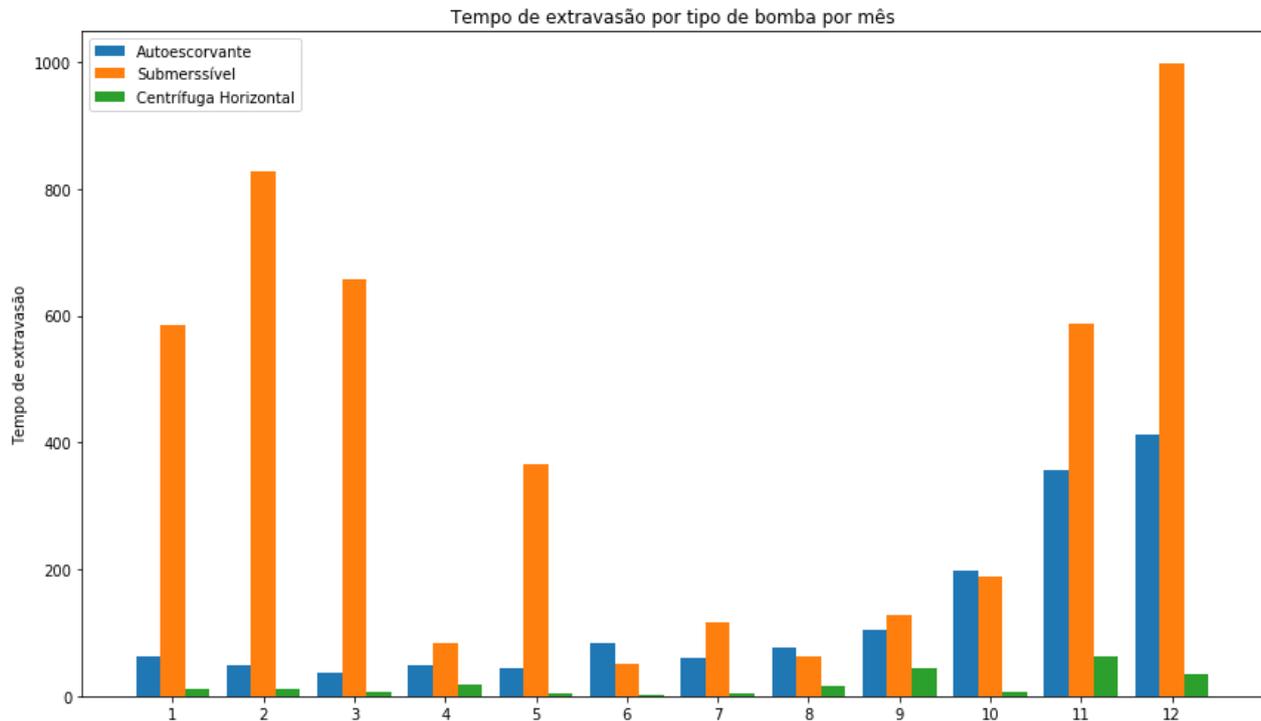


Figura 29: Tempo de extravasão por tipo de bomba por mês

Sobre a relação entre o valor da corrente do motor da bomba e possíveis problemas que podem provocar extravasão, foram realizadas algumas análises em alguns tipos de bombas. A análise realizada em dados da elevatória 15 (Bela Fama), que possui duas bombas do tipo submersível, demonstra que o tempo de acionamento das bombas e alterações no perfil do valor de corrente dos motores das bombas possuem relação com a ocorrência de extravasão. A Figura 30, por exemplo, contém dados de nível e corrente dos motores das bombas do dia 28/06/2018 (terça-feira), quando alguns eventos de extravasão ocorreram.

Na Figura 30, o primeiro gráfico, contém a curva de nível do poço e os pontos em vermelho, neste mesmo gráfico, indicam períodos em que ocorreram extravasões. Os outros dois gráficos, cujas curvas estão em verde, apresentam o valor de corrente das duas bombas utilizadas nesta elevatória de esgoto.

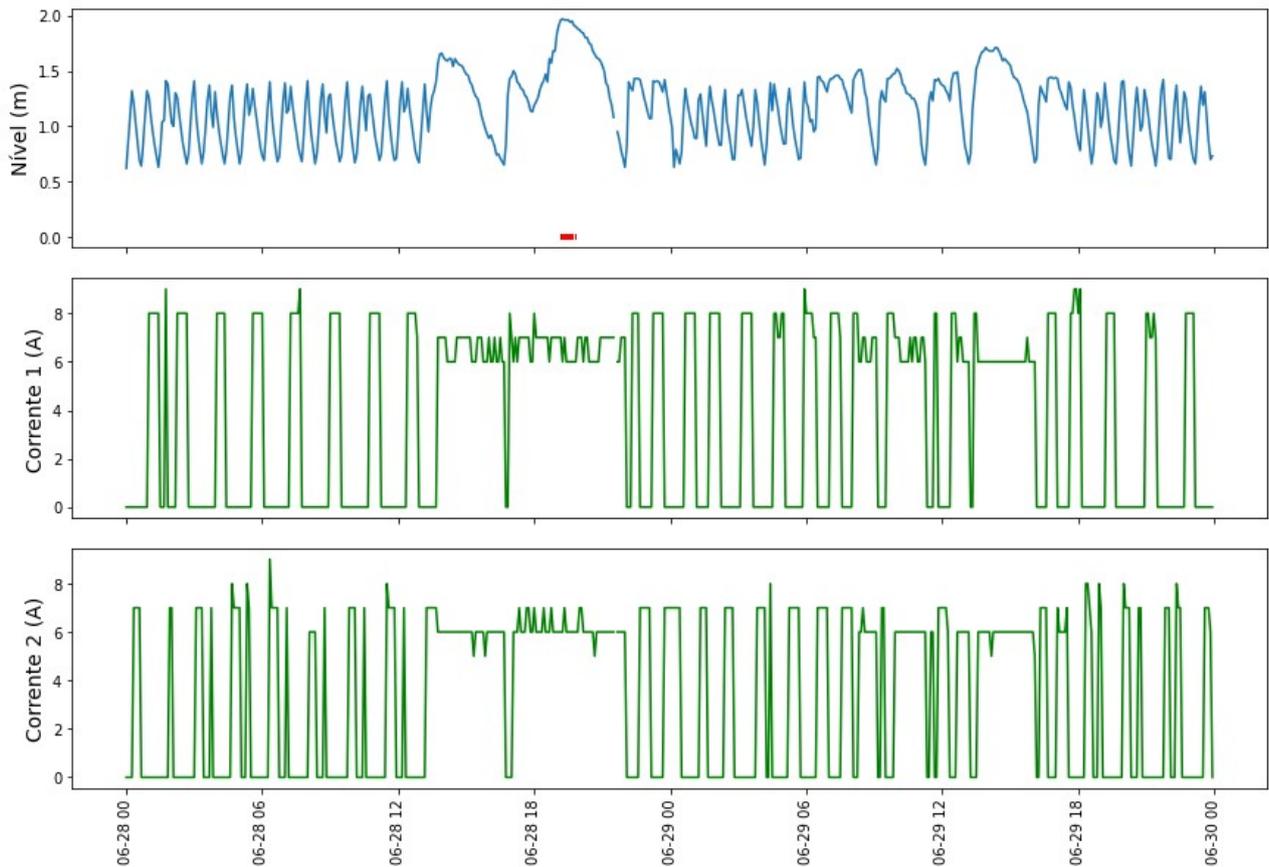


Figura 30: Nível do poço e corrente nas bombas da elevatória Bela Fama para o dia 28/06/2016

A alteração no perfil de variação da corrente coincide com a alteração no perfil de variação de nível. Quando as correntes da primeira e segunda bomba estavam, respectivamente, próximas a 8A e 7A, o nível não ultrapassava o limite de 1.5m e a bomba permanecia um tempo menor acionada. A partir do momento em que os valores de corrente passaram para valores próximos de 6A, nas duas bombas, o nível passou a ultrapassar o limite de 1.5m chegando ao limite de extravasão em diversos momentos. O tempo de acionamento da bomba também aumentou durante este período.

Em relação às alterações nos tempos e frequência de acionamento das bombas, a consulta do histórico do dia 27/06/2016, dia anterior ao período apresentado no gráfico, demonstrou que a quantidade de acionamentos, considerando as duas bombas, foi 48, o tempo médio de acionamento das bombas foi aproximadamente 18 minutos com um desvio padrão de cerca de 10 minutos, o tempo de acionamento máximo foi de 30 minutos e o tempo de acionamento mínimo foi aproximadamente 10 segundos. A variação das correntes e nível no dia 27/06/2016 são apresentadas na Figura 31.

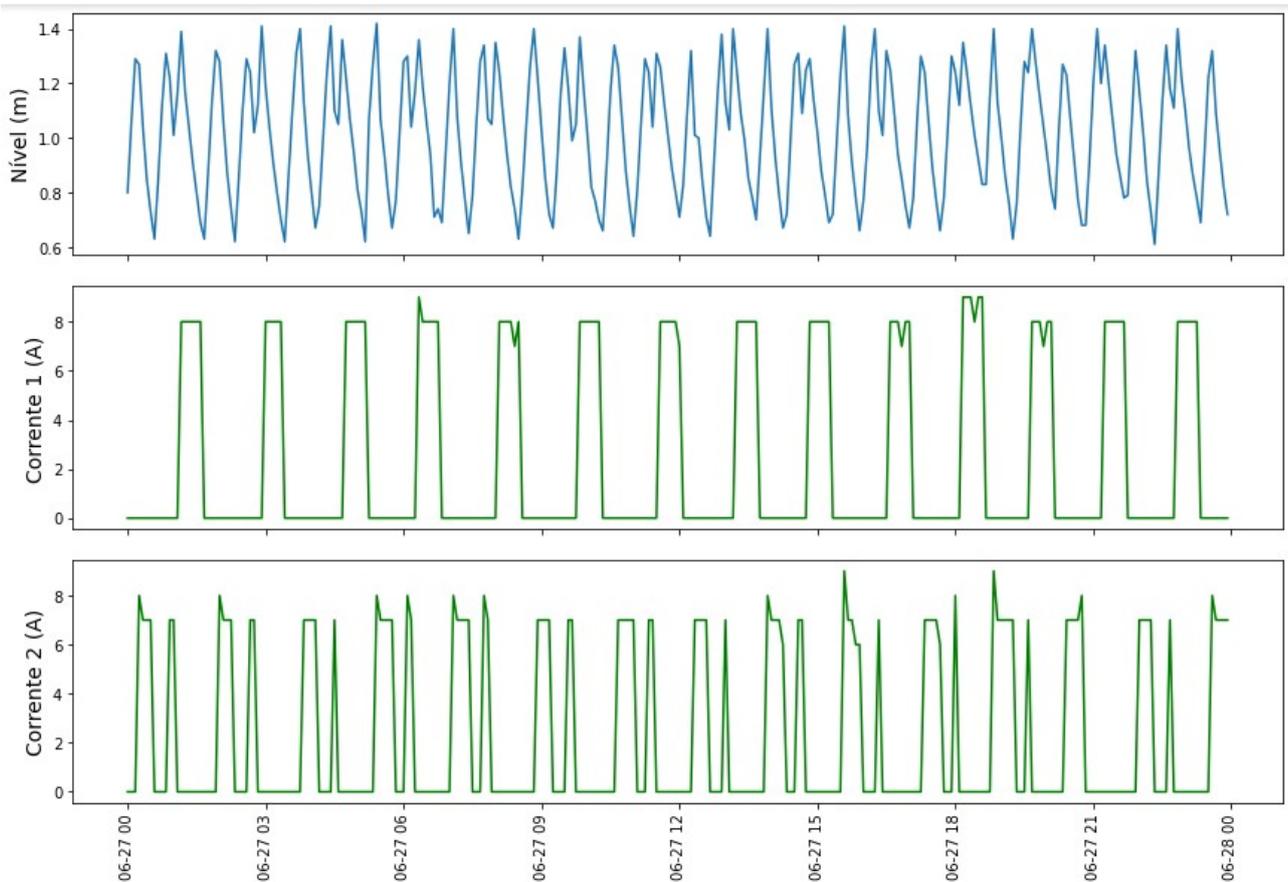


Figura 31: Nível do poço e corrente nas bombas da elevatória Bela Fama para o dia 27/06/2016

O mesmo tipo de consulta foi realizado para o dia 28/02/2016 onde foram encontradas as seguintes informações: 34 acionamentos, o tempo médio de acionamento das bombas foi aproximadamente 45 minutos, tempo de acionamento máximo durou mais do que 3 horas e o tempo de acionamento mínimo foi aproximadamente 1 minuto e meio.

Os dados de acionamentos das bombas foram extraídos do banco de dados da tabela alarmes e eventos. Nesta tabela, existem informações que permitem o filtro de eventos associados ao acionamento das bombas de cada uma das elevatórias. Os Apêndices E e F apresentam, respectivamente, os dados de acionamento das bombas da elevatória Bela Fama nos dias 27 e 28/06/2016.

Esta análise auxilia a comprovar a relação entre as *features* tempo e quantidade de acionamento das bombas e a ocorrência de eventos de extravasão de esgoto. No dia 27/02/2016, quando não ocorreram eventos de extravasão, o tempo médio de acionamento das bombas foi menor que no dia

28/02/2016 (18 minutos contra 45 minutos). Em relação a quantidade de acionamentos, no dia 27/02/2016, a quantidade de acionamentos foi maior que no dia 28/02/2016 (48 acionamentos contra 34 acionamentos).

Nesta mesma elevatória, foram encontradas várias ocorrências semelhantes de extravasão acompanhadas de variação do tempo de acionamento e do perfil de corrente das bombas. A Figura 32 apresenta as mesmas informações que a Figura 30 para o período próximo entre o dia 09/07/2016 e 11/07/2016. Assim como na Figura 30, a queda da corrente e o aumento no tempo de acionamento da bomba representaram uma queda de rendimento no bombeamento provocando extravasão em dois períodos.

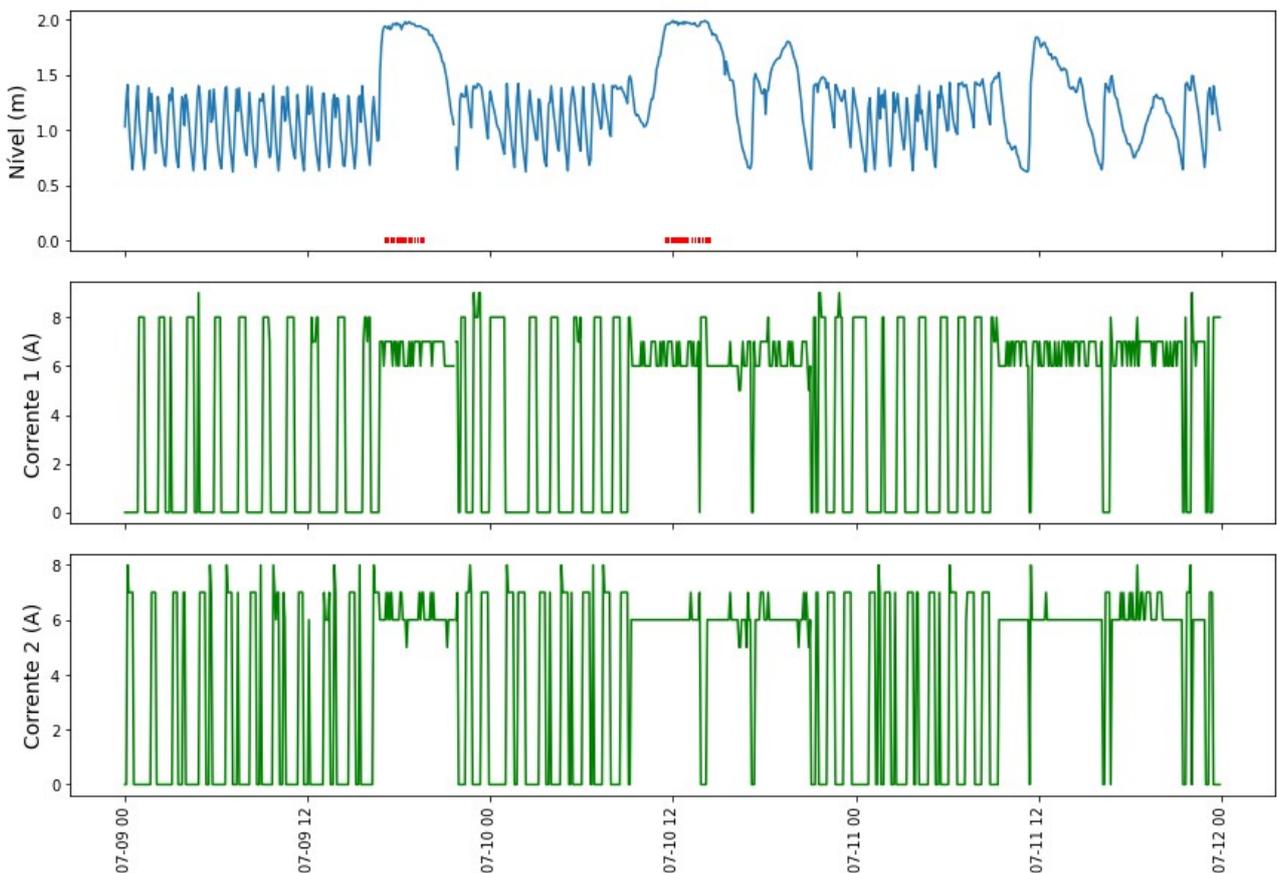


Figura 32: Nível do poço e corrente nas bombas da elevatória Bela Fama para o dia 09/07/2016

Ainda sobre a correlação entre os valores de correntes e possíveis eventos de extravasão, análise realizada a partir do Everflow auxilia a entender que o histórico da corrente pode ser considerado para prever eventos de extravasão. Junto de cada evento analisado na ferramenta Everflow, foram disponibilizadas as médias de nível e corrente de cada bomba ao longo das últimas 8 horas anteriores. Um filtro realizado através da ferramenta sugere que, nos acionamentos de bomba com eventos de extravasão, a distribuição da média da corrente nas últimas 8 horas está mais concentrada em valores menores (faixa de maior ocorrência destacada em vermelho). Por outro lado, nos acionamentos sem eventos de extravasão, a distribuição média da corrente nas últimas 8 horas está mais concentrada em valores maiores. A Figura 33 contém esta representação gráfica das duas bombas da elevatória de Pompeia. Nela é possível observar que a faixa de corrente média com maior ocorrência nas últimas 8 horas em acionamentos sem ocorrência de extravasão se encontram entre 6.69 e 7.64A para a bomba 1 e entre 5.93 e 6.91A para a bomba 2. Para acionamentos com ocorrência de eventos de extravasão, estas mesmas faixas se encontram entre 4.63 e 5.56A para a bomba 1 e 4.5 e 5.4A para a bomba 2.

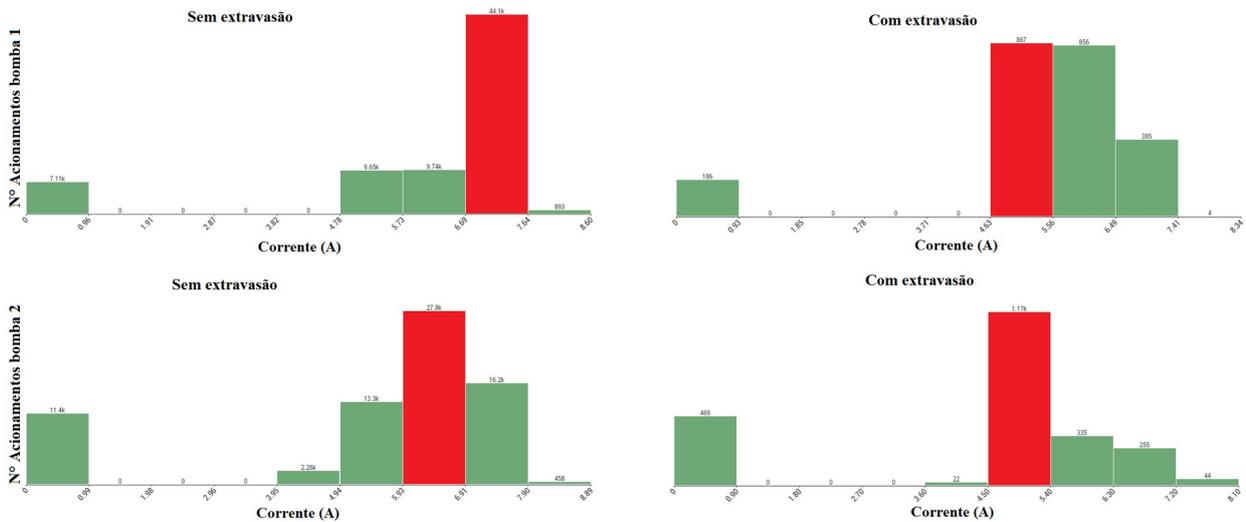


Figura 33: Número de acionamentos com e sem extravasão nas bombas da elevatória Pompeia

6.2. Lista de *features* utilizadas

As análises realizadas e apresentadas na Seção 6.1, justificam a seleção de parte das “*features*” (características a serem utilizadas no treinamento do modelo), listadas a seguir.

- Corrente dos motores: possuem forte correlação com problemas que ocorrem nas bombas e que prejudicam o bombeamento de esgoto. As análises que fortalecem esta escolha são apresentadas junto das Figuras 30, 32 e 33;
- Nível da elevatória de esgoto: permitem a identificação de ocorrência de extravasão e a sua variação em diferentes horários e condições deve auxiliar a rede neural a identificar padrões associados a eventos de extravasão. As análises que fortalecem esta escolha são apresentadas junto das Figuras 30 e 32, onde um gráfico de linha apresenta o perfil de variação de nível em dias com e sem ocorrência de extravasão;
- Tempo e número de acionamento dos motores: o tempo e a quantidade de acionamentos das bombas devem auxiliar a rede neural a identificar padrões associados a eventos de extravasão. As análises que fortalecem esta escolha são apresentadas logo após a Figura 30;
- Precipitações registradas pelas estações meteorológicas: conforme descrito ao longo do Capítulo 4, a ocorrência de chuva é um dos principais motivos da extravasão. As análises que fortalecem esta escolha são apresentadas junto das Figuras 27, 28 e 29;
- Tipo de bomba: conforme descrito ao longo do Capítulo 4, a ocorrência de extravasão de esgoto é maior em elevatórias que utilizam bombas do tipo autoescorvante. A análise que fortalece esta escolha é apresentada junto da Figura 29;
- Tempo de manutenção das bombas: quando uma bomba está em manutenção a elevatória possui sua capacidade de bombeamento de esgoto prejudicada. A escolha desta *feature* tem como objetivo permitir que a rede neural identifique quando uma bomba pode funcionar ou não;
- Dia da semana, mês e horário: a data/hora deve auxiliar a rede neural a aprender

características e comportamentos sazonais. Mesmo em dias sem a ocorrência de extravasão, todas as *features* escolhidas possuem forte correlação com períodos do ano e dia.

A Tabela 4 apresenta a lista completa de *features* utilizadas. Análises e informações adicionais sobre as *features* podem ser encontradas no Apêndice H.

#	Feature	Tipo	Descrição
1	nivel	Série temporal	Nível do poço de sucção. Consultar limites máximos por elevatória no Apêndice B e análises adicionais no Apêndice H.
2-4	corrente[N]	Série temporal	Corrente em cada um dos motores. (N=1, 2 e 3). Consultar limites máximos por elevatória no Apêndice B e análises adicionais no Apêndice H.
5	acc_bomba[N]_contagem	Série temporal	Contagem de eventos de acionamento das bombas (N=1, 2 e 3) ocorridos durante o último intervalo de tempo da série temporal (5 minutos).
6	acc_bomba[N]_duraçao	Série temporal	Duração dos eventos de acionamento das bombas (N=1, 2 e 3) durante o último intervalo de tempo da série temporal (5 minutos).
7	acc_bomba[N]_contagem_cum	Série temporal	Contagem acumulada de acionamento das bombas (N=1, 2 e 3) ocorrendo ou ocorridos durante o último intervalo de tempo da série temporal (5 minutos).
8	acc_bomba[N]_duraçao_cum	Série temporal	Duração dos eventos de acionamento das bombas (N=1, 2 e 3) acumulados desde o início da série temporal.
9	acc_bomba[N]_ocorrencia_cum	Série temporal	Número de eventos de acionamento das bombas (N=1, 2 e 3) acumulados desde o início da série temporal.
10	acc_bomba[N]_ocorrencia_cum	Série temporal	Número acumulado de registros da série temporal com ocorrência de acionamento das bombas (N=1, 2 e 3) desde o início da série temporal.
11-13	extravasao_contage	Série	Contagem de eventos de extravasão de esgoto

	m	temporal	ocorridos durante o último intervalo de tempo da série temporal (5 minutos).
14-16	extravasao_duracao	Série temporal	Duração dos eventos de extravasão de esgoto durante o último intervalo de tempo da série temporal (5 minutos).
17-19	extravasao_contagem_cum	Série temporal	Contagem acumulada de eventos de extravasão de esgoto ocorrendo ou ocorridos durante o último intervalo de tempo da série temporal (5 minutos).
20-22	extravasao_duracao_cum	Série temporal	Duração dos eventos de extravasão de esgoto acumulados desde o início da série temporal.
23-25	extravasao_ocorreu_cum	Série temporal	Número de eventos de extravasão de esgoto acumulados desde o início da série temporal.
26-28	extravasao_ocorrendo_cum	Série temporal	Número acumulado de registros da série temporal com ocorrência de extravasão de esgoto desde o início da série temporal.
29-31	mnt_bomba[N]_contagem	Série temporal	Contagem de eventos de manutenção das bombas (N=1, 2 e 3) ocorridos durante o último intervalo de tempo da série temporal (5 minutos).
32-34	mnt_bomba[N]_duracao	Série temporal	Duração dos eventos de manutenção das bombas (N=1, 2 e 3) durante o último intervalo de tempo da série temporal (5 minutos).
35-37	mnt_bomba[N]_contagem_cum	Série temporal	Contagem acumulada de manutenção das bombas (N=1, 2 e 3) ocorrendo ou ocorridos durante o último intervalo de tempo da série temporal (5 minutos).
38-40	mnt_bomba[N]_duracao_cum	Série temporal	Duração dos eventos de manutenção das bombas (N=1, 2 e 3) acumulados desde o início da série temporal.
41-43	mnt_bomba[N]_ocorreu_cum	Série temporal	Número de eventos de manutenção das bombas (N=1, 2 e 3) acumulados desde o início da série temporal.

44-46	mnt_bomba[N]_ocorrendo_cum	Série temporal	Número acumulado de registros da série temporal com ocorrência de manutenção das bombas (N=1, 2 e 3) desde o início da série temporal.
47	hour	Série temporal	Hora associada a data/hora do registro. Variando entre 0 e 23.
48	dayofweek	Série temporal	Dia da semana associada a data/hora do registro. Variando entre 0 (segunda) e 6 (domingo).
49	quarteryear	Série temporal	Índice do trimestre no ano associado a data/hora. Variando entre 1 e 4.
50	month	Série temporal	Mês associada a data/hora do registro. Variando entre 1 e 12.
51	year	Série temporal	Ano associado a data/hora do registro. Variando entre 2012 e 2018.
52	dayofyear	Série temporal	Dia do ano associado a data/hora do registro. Variando entre 1 e 366.
53	dayofmonth	Série temporal	Dia do mês associado a data/hora do registro. Variando entre 1 e 31.
54	weekofyear	Série temporal	Índice da semana no ano. Variando entre 0 e 53.
55 - 63	Precipitacao_[ID]	Série temporal	Precipitação diária (mm) registrada pelas estações meteorológicas. Consultar cadastro no Apêndice C e análises adicionais no Apêndice H.
64	indice	Catégorico (número)	Índice da elevatória no cadastro. Consultar valores no Apêndice B.
65	nome	Catégorico (texto)	Nome da elevatória no cadastro. Consultar valores no Apêndice B.
66	utm_x	Numérico (contínuo)	Coordenada x UTM. Consultar valores no Apêndice B.
67	utm_y	Numérico (contínuo)	Coordenada y UTM. Consultar valores no Apêndice B.

68	tipo_bombas	Catagórico (texto)	Tipo de bomba utilizado em cada elevatória. Consultar valores no Apêndice B e análises adicionais no Apêndice H.
69	quantidade_bombas	Numérico (discreto)	Quantidade de bombas que operam na elevatória. Consultar valores no Apêndice B e análises adicionais no Apêndice H.
70	vazao_recalque	Numérico (contínuo)	Vazão de recalque (l/s). Consultar valores no Apêndice B e análises adicionais no Apêndice H.
71	altura_manometrica	Numérico (contínuo)	Altura manométrica (mca). Consultar valores no Apêndice B e análises adicionais no Apêndice H.
72	diametro_recalque	Numérico (contínuo)	Diâmetro da tubulação de recalque (mm). Consultar valores no Apêndice B e análises adicionais no Apêndice H.
73	material_recalque	Catagórico (texto)	Material da tubulação de recalque. Consultar valores no Apêndice B e análises adicionais no Apêndice H.
74	extensao_recalque	Numérico (contínuo)	Extensão da tubulação de recalque (m). Consultar valores no Apêndice B e análises adicionais no Apêndice H.
75	retencao_residuos	Catagórico (texto)	Tipo de sistema de retenção de resíduos. Consultar valores no Apêndice B e análises adicionais no Apêndice H.
76	sistema_icamento	Catagórico (texto)	Tipo de sistema de içamento ou não. Consultar valores no Apêndice B e análises adicionais no Apêndice H.
77	urbanizacao	Catagórico (texto)	Urbanização. Consultar valores no Apêndice B e análises adicionais no Apêndice H.
78	potencia_instalada	Numérico (contínuo)	Potência instalada (CV). Consultar valores em Apêndice B e análises adicionais em Apêndice H.
79	combate_a_odores	Catagórico (texto)	Existência de sistema de combate a odores. Consultar valores no Apêndice B.

80	sistema_partida_bombas	Catagórico (texto)	Sistema de partida das bombas. Consultar valores no Apêndice B e análises adicionais no Apêndice H.
81	tipo_sensor_nivel	Catagórico (texto)	Tipo de sensor de nível utilizado no controle. Consultar valores no Apêndice B.
82	nivel_max	Numérico (contínuo)	Limite máximo do sinal de nível. Consultar valores no Apêndice B.
83-85	corrente[N]_max	Numérico (contínuo)	Limite máximo do sinal de corrente da bomba N(1, 2 ou 3). Consultar valores no Apêndice B.
86-88	bomba[N]	Numérico (discreto)	Define se há ou não presença da bomba N(1, 2 ou 3). Consultar valores no Apêndice B.

Tabela 4: Tabela de features contendo descrição e tipo

A característica de saída, associada a cada conjunto de características de entrada foi o tempo de extravasão. A identificação de ocorrência de extravasão em um determinado registro é dada pelo valor do tempo de extravasão, ou seja, quando for diferente de zero, ocorreu uma extravasão e quando for igual a zero não ocorreu extravasão. O tempo de extravasão possui valor variando de 0 a 5 minutos, que é o intervalo associado a cada registro da tabela de histórico de dados de processo.

A análise de correlação entre a informação de saída (duração de extravasão) e as demais características foi feita utilizando as funções da biblioteca pandas (`corr()` e `scatter_matrix()`) em diferentes elevatórias. As duas funções foram utilizadas com as opções padrões das bibliotecas e não foram identificados valores ou padrões de distribuição que justificassem destaque.

A função `corr()` foi utilizadas com as opções padrões da biblioteca, ou seja, `method='pearson'` e `min_periods=1`. A função `scatter_matrix()` recebeu como parâmetro os dados (`dataframe`) e tamanho da figura gerada, permanecendo com valores padrões os outros parâmetros.

6.3. Tempos e desempenhos dos modelos

Para cada modelo utilizado neste trabalho, foram avaliados os seguintes aspectos:

- Tempo de treinamento: tempo total para treinamento do modelo considerando os dados de 3 anos (2016, 2017, 2018) e as 4 elevatórias listadas na Seção 5.5;
- Tempo de predição: tempo total gasto para gerar a saída relacionado aos dados de 3 anos da elevatória utilizada para validação do modelo e listada na Seção 5.5;
- Avaliação de performance: além da acurácia de cada modelo avaliada para a elevatória utilizada na validação do modelo, são apresentadas as matrizes de confusão para sistemas de classificação e erro quadrático médio para sistemas de regressão.

Em relação ao tempo de treinamento, a Tabela 5 apresenta a duração da etapa de treinamento de cada um dos modelos utilizados:

Modelo	Tempo gasto no treinamento da rede
Classificação utilizando CNN	45 minutos
Classificação utilizando LSTM	3 horas
Classificação utilizando ConvLSTM	1 hora e meia
Regressão com ConvLSTM	30 minutos

Tabela 5: Tempo gasto no treinamento de cada modelo

Para o modelo de regressão utilizando ConvLSTM, o tempo gasto para a predição foi aproximadamente 30s, a acurácia foi de 95% e o erro quadrático médio considerando todo o período de dado foi de 2%.

Em relação ao tempo de predição considerando os dados de 3 anos da elevatória 13 (Alvorada), que possui bomba do tipo autoescorvante, para os modelos de classificação, o tempo de predição foi aproximadamente 45s para o modelo CNN, 162s para o modelo LSTM e 85s para o modelo ConvLSTM.

Em relação à performance, para os modelos de classificação, as respectivas matrizes de confusão

são apresentadas nas Tabelas 6, 7 e 8:

	Valor previsto		
Valor real	Inválido	Não	Sim
Inválido	1244	1647	526
Não	405	184898	46975
Sim	40	3746	30286

Tabela 6: Matriz de confusão para modelo CNN e elevatória 13

	Valor previsto		
Valor real	Inválido	Não	Sim
Inválido	1969	919	529
Não	1792	215768	14718
Sim	367	1884	31821

Tabela 7: Matriz de confusão para modelo LSTM e elevatória 13

	Valor previsto		
Valor real	Inválido	Não	Sim
Inválido	1088	1852	477
Não	980	228911	2387
Sim	244	7578	26250

Tabela 8: Matriz de confusão para modelo ConvLSTM e elevatória 13

Em relação à acurácia dos modelos de classificação, para o CNN foi 80%, para o LSTM 93% e para o ConvLSTM 95%.

Em relação ao tempo de predição considerando os dados de 3 anos da elevatória 12 (Maracanã), que possui bomba do tipo submersível, para os modelos de classificação, o tempo de predição foi aproximadamente 68s para o modelo CNN, 150s para o modelo LSTM e 53s para o modelo ConvLSTM.

Em relação à performance, para os modelos de classificação, as respectivas matrizes de confusão são apresentadas nas Tabelas 9, 10 e 11:

	Valor previsto		
Valor real	Inválido	Não	Sim
Inválido	789	1325	84
Não	390	200111	12718
Sim	0	5391	48958

Tabela 9: Matriz de confusão para modelo CNN e elevatória 12

	Valor previsto		
Valor real	Inválido	Não	Sim
Inválido	729	1397	72
Não	5226	199940	8053
Sim	186	6301	47862

Tabela 10: Matriz de confusão para modelo LSTM e elevatória 12

	Valor previsto		
Valor real	Inválido	Não	Sim
Inválido	648	1464	86
Não	1084	208097	4038
Sim	29	9899	44421

Tabela 11: Matriz de confusão para modelo ConvLSTM e elevatória 12

Em relação à acurácia dos modelos de classificação, para o CNN foi 93%, para o LSTM 92% e para o ConvLSTM 94%.

7. Conclusão e trabalhos futuros

Em relação aos modelos de classificação aplicados aos dados da elevatória com a bomba do tipo autoescorvante, apesar do valor de acurácia de ConvLSTM ser maior, quando a matriz de confusão é analisada, verifica-se que o modelo que identificou a maior quantidade de eventos de extravasão (classe “Sim”), foi o LSTM. Este modelo identificou mais de 15000 instâncias de classe “Não” e “Inválido” como “Sim”, que é um valor alto quando comparado ao número total de registros com extravasão (34072). Se o número de falsos positivos do modelo LSTM não for diminuído com ajustes finos ou maior treinamento da rede e isto for considerado um problema, o modelo ConvLSTM, com menos de 3000 falsos positivos, pode ser considerado como melhor opção.

Em relação aos modelos de classificação aplicados aos dados da elevatória com a bomba do tipo submersível, o valor de acurácia obtido com os três modelos foi muito próximo (variando entre 92% e 94%). A análise da matriz de confusão permite afirmar que a melhor performance na identificação de eventos de extravasão (classe “Sim”) foi obtida no modelo CNN, com 48958 registros identificados corretamente.

Em relação ao modelo de regressão, faz-se necessário avaliar outros tipos de arquiteturas, analisar gráficos em dias com ocorrência de extravasão e comparar o seu desempenho antes de utilizá-lo para prever eventos de extravasão.

Considerando o principal objetivo deste trabalho de pesquisa (propor sistema para prever alterações em dinâmica de estações elevatórias de esgoto), as análises apresentadas e resultados obtidos com um treinamento limitado a 10 épocas, considera-se que todos os objetivos propostos foram alcançados.

Como propostas de continuidade desse trabalho sugerem-se:

- O acoplamento entre métodos e ferramentas de mineração de processo (ex.: Everflow) e mineração de dados em séries temporais de elevatórias de esgoto;
- A aplicação de métodos de aprendizado de máquina para prever eventos de manutenção em bombas de elevatórias de esgoto;

- Revisão da arquitetura de sistema para conectar a solução proposta por este trabalho aos dados das elevatórias de esgoto gerados em tempo real, monitorar a performance do sistema e, quando necessário, treinar novamente o modelo utilizando dados mais recentes;
- A aplicação e análise de performance de outras arquiteturas de redes neurais;
- A análise do impacto da redução da quantidade de características e da alteração de parâmetros como, por exemplo, tamanho do *batch* e quantidade de divisões para ConvLSTM;
- A análise da performance do modelo em dados de elevatórias com diferentes características das utilizadas no treinamento e validação;
- A análise do decaimento da performance dos modelos ao longo do tempo e seu relacionamento com os tempos de treinamento da rede neural;
- A análise da performance dos modelos de classificação e regressão apresentados após treinamentos mais prolongados.

Referências Bibliográficas

- [1] ARAÚJO FILHO, Flávio Gentil de. **Otimização de um controlador nebuloso aplicado a poços de petróleo equipados com bombeio centrífugo submerso**. 2017. 140f. Tese (Doutorado em Ciência e Engenharia de Petróleo) - Centro de Ciências Exatas e da Terra, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2017.
- [2] ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. NBR12.208: Projeto de estações elevatórias de esgoto sanitário. Rio de Janeiro: Abnt, 1992.
- [3] ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. NBR12.209: Elaboração de projetos hidráulico-sanitários de estações de tratamento de esgotos sanitários. Rio de Janeiro: Abnt, 2011.
- [4] BANKO, Michele; BRILL, Eric. **Scaling to Very Very Large Corpora for Natural Language Disambiguation**. Microsoft Research. Redmond, WA, USA, 2001.
- [5] BRASIL, Ministério das Cidades. **Esgotamento sanitário: operação e manutenção de estações elevatórias de esgotos: guia do profissional em treinamento: nível 2**. 2008. 88 p. Ministério das Cidades. Secretaria Nacional de Saneamento Ambiental (org.). – Brasília: Ministério das Cidades, 2008.
- [6] BOLOGNESI, C. M.; SANTAGATI, C. **Impact of Industry 4.0 on Architecture and Cultural Heritage**. IGI Global, 2019
- [7] BOX, G., JENKINS, G., REINSEL, G. e LJUNG, G. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Wiley Series in Probability and Statistics. Wiley
- [8] BROWNLEE, Jason. *Deep Learning for Time Series Forecasting*. 2019. Machine Learning Mastery, 2019
- [9] BRUCE, Andrew e BRUCE, Peter. *Estatística Prática para Cientistas de Dados: 50 Conceitos Essenciais*. 2019. 320 p. Traduzido por Luciana Ferraz. Rio de Janeiro. Alta Books, 2019.

- [10] CARVALHO, Gustavo Luís Almeida de. Uso de Técnicas de Aprendizado de Máquina para Previsão de Falhas em Turbogeneradores. 2018. 93 p. Dissertação (mestrado), Programa de Engenharia Elétrica, UFRJ/COPPE, Rio de Janeiro, 2018.
- [11] COELHO, David Nascimento. Sobre o desempenho de algoritmos de aprendizado de máquinas na detecção de falhas em motores de indução trifásicos: um estudo comparativo. 2015. 97 f. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Departamento de Engenharia de Teleinformática, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, Fortaleza, 2015.
- [12] COPASA, Relatório Anual de Sustentabilidade 2016. COPASA - Companhia de Saneamento de Minas Gerais. Belo Horizonte, MG, 2016. 75p. Disponível em: <<http://www.mzweb.com.br>>. Acesso em: 29 de setembro de 2018a.
- [13] COPASA, Relatório Anual de Sustentabilidade 2017. COPASA - Companhia de Saneamento de Minas Gerais. Belo Horizonte, MG, 2017. 80p. Disponível em: <<http://www.mzweb.com.br>>. Acesso em: 29 de setembro de 2018b.
- [14] COPASA, Programa Chuá. Educação Sanitária e Ambiental da COPASA. Apresentação Institucional. COPASA - Companhia de Saneamento de Minas Gerais. Belo Horizonte, MG, 2018. 7p. Disponível em: <<http://www.COPASA.com.br>>. Acesso em: 29 de setembro de 2018c.
- [15] COPASA, Demonstrações financeiras individuais e consolidadas em 31 de dezembro de 2017 e relatório do auditor independente. COPASA - Companhia de Saneamento de Minas Gerais. Belo Horizonte, MG, 2018. 127p. Disponível em: <<http://www.COPASA.com.br/ri/>>. Acesso em: 02 de outubro de 2018d.
- [16] EVERFLOW, SELF-SERVICE PROCESS MINING NA ERA DO BIG DATA. Disponível em: <<https://everflow.ai/>>. Acesso em: dezembro de 2019.
- [17] FARIAS, Hiron Pereira. Modelagem de séries temporais para fins de previsão. 2011. 62p. Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, São

Paulo, 2019.

- [18] GRAVES, Alex. *Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks*. Springer. 2012.
- [19] GÉRON, Aurélien. *Hands-On Machine Learning with Scikit and TensorFlow*. 1º Edição. O'Reilly Media, 2017.
- [20] GODFELLOW, Ian; BENGIO, Yoshua; COURVILLE, Aaron. *Deep Learning*. MIT Press. 2016. Disponível em: <<http://www.deeplearningbook.org>>. Acesso em: abril de 2020.
- [21] GOMES, Daniel Takata. Modelos de redes neurais recorrentes para previsão de séries temporais de memórias curta e longa. 2005. 153p. Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, São Paulo, 2005.
- [22] HAN, Jiawei; KAMBER, Michele. **Data Mining: Concepts and Techniques**. 2º Edição. Morgan Kaufmann Publishers, 2006.
- [23] HAYKIN, Simon S. **Networks and Learning Machines**. 3º Edição. Hamilton, Ontario, Canada. Prentice Hall, 2009.
- [24] HOCHREITER, Sepp; SCHMIDHUBER, Jürgen. 1997. Long Short-term Memory. *Neural computation*.
- [25] HSU, Nien-Sheng; HUANG, Chien-Lin; WEI, Chih-Chiang (2013). **Intelligent real-time operation of a pumping station for an urban drainage system**. *Journal of Hydrology*, v. 489, p. 85–97.
- [26] JABBAR, H. K.; KHAN, R. Z.. Methods to avoid over-fitting and under-fitting in supervised machine learning (comparative study). *Computer Science, Communication & Instrumentation Devices*. 2014.
- [27] KERAS. Keras Documentation. Disponível em: <<https://keras.io/>>. Acesso em: janeiro de 2020.

- [28] MENDONÇA, S. R.; MENDONÇA, L. C. (Eds.). *Sistemas sustentáveis de esgotos*. São Paulo: Blucher, 2017.
- [29] MJALLI, Farouq S.; AL-ASHEH S.; ALFADALA, H.E (2007). **Use of artificial neural network black-box modeling for the prediction of wastewater treatment plants performance**. *Journal of Environmental Management*, v. 83, p. 329–338.
- [30] NITATORI, Diogo Hiroshi. *Avaliação operacional de estação elevatória de esgoto utilizando eficiência energética: estudo de caso na cidade de Itai/São Paulo*. 2016. 144p. Dissertação (mestrado) – Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, São Paulo, 2016.
- [31] NUVOLARI, Ariovaldo. *Esgoto Sanitário: coleta, transporte, tratamento e reúso agrícola*. 1ª Edição. Editora Blücher. São Paulo, 2003.
- [32] OSTOJIN, S.; MOUNCE, S.; BOXALL, J. An artificial intelligence approach for optimizing pumping in sewer systems. *Journal of Hydroinformatics*. 13. 295. 10.2166/hydro. 2011.059.
- [33] ROCHA, Diego Silva Caldeira. *Aprendizado de máquina aplicado ao reconhecimento automático de falhas em máquinas rotativas*. 2018. 78 f. Dissertação de Mestrado - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizontee, MG, 2018.
- [34] SNIS, Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento. *Diagnóstico dos Serviços de Água e Esgotos–2016*. Secretaria Nacional de Saneamento Ambiental. Ministério das Cidades. Brasília: Secretaria Nacional de Saneamento Ambiental, 2018. Disponível em: <<http://www.snis.gov.br>>. Acesso em: 20 de setembro de 2018.
- [35] SOARES, Lennedy Campos. **Sistema supervisorio para poços de petróleo baseados no método de elevação artificial Plunger Lift**. 2010. 65 f. Dissertação (Mestrado em Pesquisa e Desenvolvimento em Ciência e Engenharia de Petróleo) - Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2010.

- [36] SOUZA, Rodrigo Barbosa de. **Uma arquitetura para sistemas supervisórios industriais e sua aplicação em processos de elevação artificial de petróleo**. 2005. 71 f. Dissertação (Mestrado em Automação e Sistemas; Engenharia de Computação; Telecomunicações) - Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2005.
- [37] SRIVASTAVA, Nitish; HINTON, Geoffrey; KRIZHEVSKY, Alex; SUTSKEVER, Ilya; SALAKHUTDINOV, Ruslan; **Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting**. 2014. Department of Computer Science. University of Toronto, Canada, 2014.
- [38] TSUTIYA, Milton Tomoyuki; SOBRINHO, Pedro Alem. **Coleta e transporte de esgoto sanitário**. 2011. 548 p. 3^o Edição. Rio de Janeiro. ABES – Associação Brasileira de Engenharia Sanitária e Ambiental, 2011.
- [39] VAN DER AALST, W.; ADRIANSYAH, A.; DE MEDEIROS, A. K. A.; ARCIERI, F.; BAIER, T.; BLICKLE, T.; BOSE, J. C.; VAN DEN BRAND, P.; BRANDTJEN, R.; BUIJS, J.; OTHERS. **Process mining manifesto. In: International Conference on Business Process Management**, p. 169–194. Springer, 2011.
- [40] YANG, B; NGUYEN, M. N.; SAN, P. P.; LI, X. L; KRISHNASWAMY , S. **Deep convolutional neural networks on multichannel time series for human activity recognition**. Data Analytics Department, Institute for Infocomm Research, A*STAR, Singapore, 2015.
- [41] XINGJIAN, S.; ZHOURONG, C.; HAO, W.; DIT-YAN, Y.; WAI-KIN, W.; WANG-CHUN, W.. **Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting**. 2015

Apêndice A - Autorização da COPASA para utilização dos dados e imagens

08/01/2019

Gmail - RESPOSTA A SOLICITAÇÃO (18/010043)



Heber Scachetti <heber.augusto@gmail.com>

RESPOSTA A SOLICITAÇÃO (18/010043)

Fale Conosco Copasa <faleconosco@copasa.com.br>

24 de julho de 2018 09:15

Responder a: no_reply@copasa.com.br

Para: HEBER AUGUSTO SCACHETTI <heber.augusto@gmail.com>

Envio da Resposta ao Demandante

Resposta

Sr. Heber,
Bom dia,

Tendo em vista o tamanho dos arquivos solicitados, o usuário poderá entrar em contato diretamente com o engenheiro Luiz Henrique para verificar uma melhor forma de repasse, seja através de um pendrive, ou envio de dados à uma nuvem.



Estamos à disposição!

Cordialmente,
Rosália Vicente
Equipe de Relacionamento com o Usuário
COPASA MG.

Este endereço de e-mail não recebe mensagens.

Apêndice B - Características das elevatórias do estudo de caso

A Tabela 12 contém a lista e localização geográfica de cada EEE:

Número	Nome	Localização
1	UTR – 01 Pompéia	614378.021,7797757.829
2	UTR – 02 Aeroporto da Pampulha	609222.000,7804696.000
3	UTR – 03 Confisco	602467.486, 7803419.923
4	UTR – 04 Cowan	602595.521, 7804740.201
5	UTR – 05 Nacional	602296.869, 7805032.331
6	UTR – 06 Pedra Azul	600033.129, 7804436.024
7	UTR – 07 Nova Pampulha	602232.82, 7806540,284
8	UTR – 08 Enseada das Garças	605295.727,7806162.971
9	UTR – 09 Ribeirão Neves I	595633.278,7814150.519
10	UTR – 10 Ribeirão Neves II	595861.489,7814546.953
11	UTR – 11 Três barras	596925.170,7798034.954
12	UTR – 12 Maracanã	596909.460,7799085.282
13	UTR – 13 Alvorada	596301.795,7800041.184
14	UTR – 14 Praia	595411.377,7799791.004
15	UTR – 15 Bela Fama	622016.782,7786255.113
16	UTR – 16 Palmital	612191.628,7814201.369
17	UTR – 17 Carabina	596456.253,7835885.129
18	UTR – 18 Vista Alegre	594477.253,7838633.671
19	UTR – 19 Maranhão	596395.149,7839149.075
20	UTR – 20 Tapajós	596843.712,7836778.332
21	UTR – 21 Joana Darc	596833.542,7837081.988
22	UTR – 22 São José	598238.911,7836970.728
23	UTR – 23 Liberdade	597244.980,7836398.969
24	UTR – 24 Jardim Primavera	602269.087,7807950.164
25	UTR – 25 Jardim Canadá	606373.546,7780440.869
26	UTR – 26 Taquaril	583355.673,7796393.518
27	UTR – 27 Piemonte I	596557.954,7793441.498
28	UTR – 28 Piemonte II	596878.688,7793813.521
29	UTR – 29 Fagundes	611506.069,7823399.486
30	UTR – 30 Isidoro	611268.807,7807887.131

Tabela 12: Lista de EEE's

A Figura 34 representa um fluxograma de como as EEE's estão interligadas. Nesta imagem, além dos números (que também aparecem no mapa da Figura 10) e da sigla UTR (Unidade Terminal Remota), é possível identificar que cada EEE possui um nome:

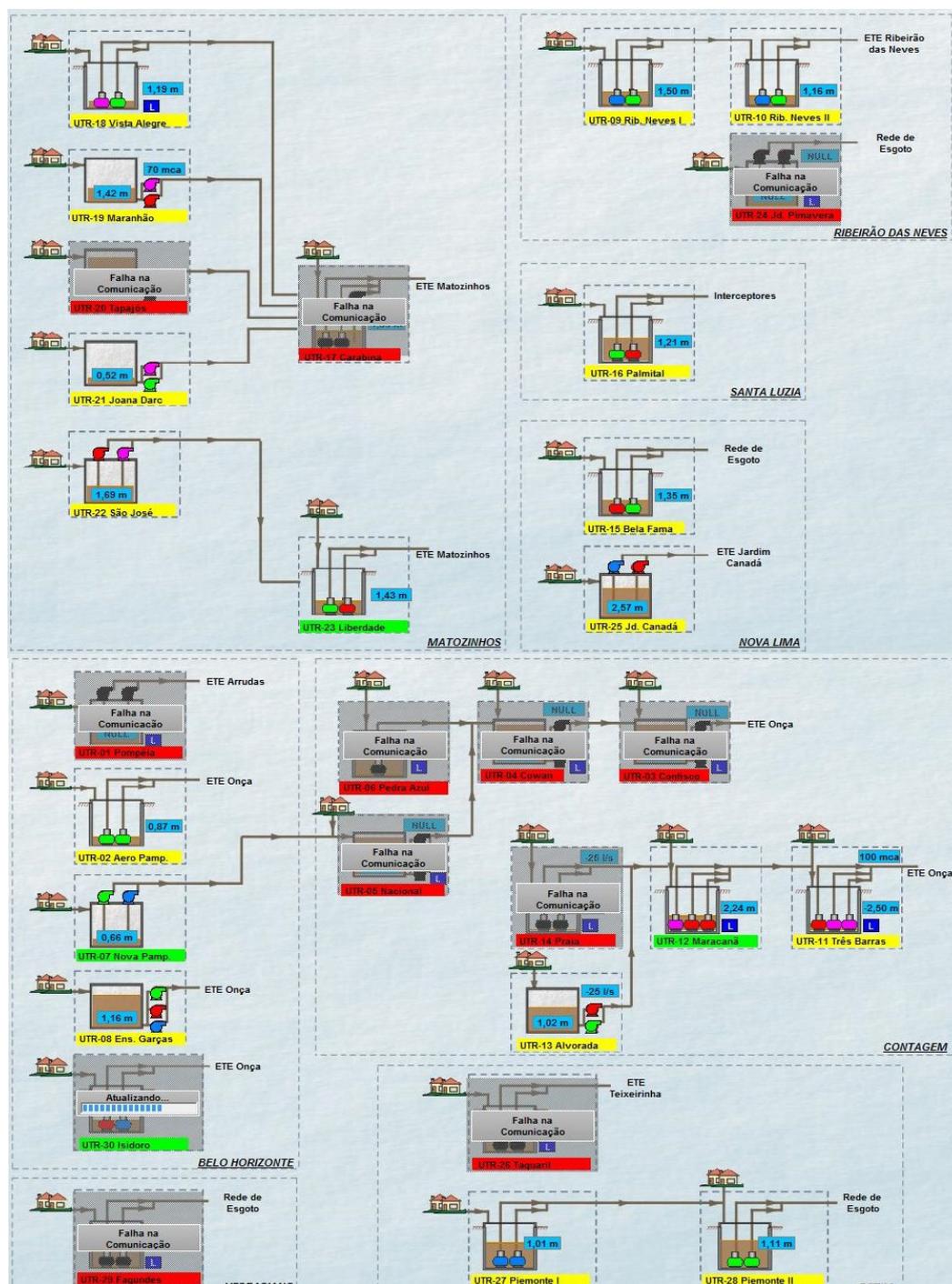


Figura 34: Fluxograma de interligação e caminho até as ETE's

Fonte: Adaptação de arquivo da empresa COPASA

N.	Tipo de bomba	Quantidade de bombas	Vazão de recalque (l/s)	Altura manométrica (mca)	Diâmetro tubulação recalque (mm)
1	Autoescorvante	2	6	4	100
2	Submersível	2	16,67	8	80
3	Centrífuga Horizontal	2	12,14	43	300
4	Centrífuga Horizontal	3	29,17	29,2	250
5	Centrífuga Horizontal	2	44,17	21,1	300
6	Helicoidal	1	3	35	75
7	Submersível	2	5,56	2	150
8	Autoescorvante	2	29,17	29,2	250
9	Submersível	2	31,7	11,10	200
10	Submersível	2	38,9	14,5	150
11	Submersível	3	155	42	400
12	Submersível	3	48	9	250
13	Autoescorvante	2	19,5	27	150
14	Submersível	2	28,6	65	300
15	Submersível	2	4,5	9,89	75
16	Submersível	2	8	62	150
17	Submersível	2	125,8	48,67	400
18	Submersível	2	8,3	10	100
19	Centrífuga Horizontal	2	77	75	200
20	Centrífuga Horizontal	2	47	28,4	100

21	Centrífuga Horizontal	2	37	42,25	100
22	Autoescorvante	2	20	52	150
23	Submersível	2	41,7	27,23	225
24	Autoescorvante	2	7	21,27	100
25	Autoescorvante	2	17,2	30,7	160
26	Submersível	2	3,1	28,4	75
27	Submersível	2	29,7	64	150
28	Submersível	2	37,6	35,60	200
29	Submersível	2	3	11,71	75
30	Submersível	2	4	5,2	100

Tabela 13: Características das EEE's - primeira parte

N.	Material tubulação recalque	Extensão tubulação recalque(m)	Retenção resíduos	Sistema Içamento bombas	Urbanização
1	FoFo	80	Cesto	Talha	SIM
2	Ferro Fundido	59	Cesto	Sarrilho	SIM
3	Ferro Fundido	510	Cesto	Talha	SIM
4	DEFOFO	403	Cesto	Talha	SIM
5	Ferro Fundido	243	Cesto	Talha	SIM
6	PVC	573	Cesto	Talha	SIM
7	VINILBRT	114	Cesto	Talha	SIM
8	DEFOFO	403	Cesto	Talha	SIM
9	FoFo	349	Cesto	Sarrilho OU Caminhão Munck	SIM
10	FoFo	279	Cesto	Talha	SIM

11	FoFo	1827,1	Cesto	Talha	SIM
12	PRFV	675	Cesto	Talha	SIM
13	PVC	960	Cesto	Talha	SIM
14	FoFo	1300	Grade	Talha	SIM
15	PVC	250	Cesto	Sarrilho	SIM
16	FoFo	460	Grade	Talha	SIM
17	PEAD	408	Grade	Talha	SIM
18	PVC	130	Cesto	Sarrilho	SIM
19	DEFOFO	1695	Cesto	Talha	SIM
20	DEFOFO	210	Cesto	Talha	SIM
21	DEFOFO	310	Cesto	Talha	SIM
22	DEFOFO	750	Cesto	Talha	SIM
23	PEAD	847	Grade	Talha	SIM
24	FoFo	80	Cesto	Talha	SIM
25	PEAD	928,45	Cesto	Talha	SIM
26	FoFo	310,43	Cesto	Talha	SIM
27	FoFo	331	Cesto	Talha	SIM
28	FoFo	219	Cesto	Talha	SIM
29	PVC/PEAD	611	Cesto	Talha	SIM
30	FoFo	98,8	Cesto	Talha	SIM

Tabela 14: Características das EEE's - segunda parte

N.	Potência instalada (cv)	Combate a odores	Sistema de partida das bombas	Tipo de sensor de nível utilizado no controle
1	3	NÃO	COMPENSADA	Ultrassom
2	1	NÃO	COMPENSADA	Ultrassom
3	75	SIM	COMPENSADA	Ultrassom
4	75	NÃO	COMPENSADA	Ultrassom

5	25	NÃO	COMPENSADA	Ultrassom
6	10,87	NÃO	DIRETA	Ultrassom
7	7,5	NÃO	SOFTSTART	Ultrassom
8	25	NÃO	SOFTSTART	Ultrassom
9	10	NÃO	SOFTSTART	Ultrassom
10	15	NÃO	SOFTSTART	Ultrassom
11	160	NÃO	COMPENSADA	Ultrassom
12	16,5	NÃO	COMPENSADA	Ultrassom
13	20	NÃO	COMPENSADA	Ultrassom
14	75	NÃO	COMPENSADA	Ultrassom
15	4	NÃO	COMPENSADA	Ultrassom
16	23	NÃO	COMPENSADA	Ultrassom
17	88	NÃO	SOFTSTART	Ultrassom
18	4	NÃO	DIRETA	Ultrassom
19	60	NÃO	SOFTSTART	Ultrassom
20	10	NÃO	SOFTSTART	Ultrassom
21	15	NÃO	SOFTSTART	Ultrassom
22	30	NÃO	SOFTSTART	Ultrassom
23	16,5	NÃO	SOFTSTART	Ultrassom
24	7,5	NÃO	SOFTSTART	Ultrassom
25	20	NÃO	SOFTSTART	Ultrassom
26	3,5	NÃO	DIRETA	Ultrassom
27	60	NÃO	SOFTSTART	Ultrassom
28	34	NÃO	SOFTSTART	Ultrassom
29	2	NÃO	DIRETA	Ultrassom
30	5	NÃO	SOFTSTART	Ultrassom

Tabela 15: Características das EEE's (terceira parte)

N.	Nível máximo	Corrente 1 máxima	Corrente 2 máxima	Corrente 3 máxima
1	3,1	20	20	0
2	3,6	10	10	0
3	3,6	220	220	0
4	3,6	0	220	220
5	3,1	75	90	0
6	1	25	0	0
7	4	70	80	0
8	4	160	175	200
9	4,2	90	110	0
10	3,6	100	75	0
11	9	210	210	215
12	7	60	75	85
13	4,2	60	60	0
14	2	330	330	0
15	3,1	15	10	0
16	2,1	72	80	0
17	8	200	200	0
18	1,2	30	15	0
19	4	450	300	0
20	3	70	70	0
21	3	60	60	0
22	4,6	230	230	0
23	8	150	140	0
24	6,1	70	90	0
25	5	50	60	0
26	8,5	200	200	0
27	2	350	350	0
28	1,5	250	250	0
29	1,2	15	16	0
30	3,5	60	30	0

Tabela 16: Características das EEE's (quarta parte)

N.	Presença da Bomba 1	Presença da Bomba 2	Presença da Bomba 3
1	sim	sim	não
2	sim	sim	não
3	sim	sim	não
4	não	sim	sim
5	sim	sim	não
6	sim	não	não
7	sim	sim	não
8	sim	sim	sim
9	sim	sim	não
10	sim	sim	não
11	sim	sim	sim
12	sim	sim	sim
13	sim	sim	não
14	sim	sim	não
15	sim	sim	não
16	sim	sim	não
17	sim	sim	não
18	sim	sim	não
19	sim	sim	não
20	sim	sim	não
21	sim	sim	não
22	sim	sim	não
23	sim	sim	não
24	sim	sim	não
25	sim	sim	não
26	sim	sim	não
27	sim	sim	não
28	sim	sim	não
29	sim	sim	não
30	sim	sim	não

Tabela 17: Características das EEE's (quinta parte)

Algumas das elevatórias cujos dados foram compartilhados pela COPASA foram desativadas ou tiveram seus painéis remanejados para outras elevatórias. Em casos de desativação ou remanejamento de painéis, os períodos dos dados foram descartados.

A Tabela 18 apresenta as datas e motivos para cada uma das elevatórias:

Elevatória	Data	Motivo
Nova Pampulha	08/11/2016	Painel remanejado para elevatória Santo Antônio 2 no município de Pedro Leopoldo cuja operação é crítica.
Jardim Primavera	27/11/2016	Painel remanejado para elevatória Santo Antônio 1 no município de Pedro Leopoldo funcionando até 20/08/2017.
Vista Alegre	30/08/2017	Painel remanejado para elevatória Santo Antônio 1 no município de Pedro Leopoldo.
Confisco	08/04/2013	Desativada após início de operação da elevatória Pampulha.
Cowan	21/03/2013	Desativada após início de operação da elevatória Pampulha.
Nacional	28/03/2013	Desativada após início de operação da elevatória Pampulha.
Pedra Azul	04/07/2012	Desativada após início de operação da elevatória Pampulha.
Taquaril	17/06/2017	Desativada pois controlador apresenta defeito.
Piemonte 1	08/12/2016	Desativada pois comunicação com sistema supervisorio apresentando problemas.

Tabela 18: Datas de desativação ou remanejamentos de painéis

Apêndice C - Cadastro das estações meteorológicas

id	nome	latitude	longitude	altitude
83581	FLORESTAL	-19.88	-44.41	760.00
83570	POMPEU	-19.21	-45.00	690.91
83536	CURVELO	-18.75	-44.45	672.00
83533	BOM DESPACHO	-19.68	-45.36	695.00
83635	DIVINOPOLIS	-20.17	-44.87	788.35
83632	IBIRITE	-20.01	-44.05	814.54
83586	SETE LAGOAS	-19.46	-44.25	732.00
83589	C DO MATO DENTRO	-19.02	-43.43	652.00
83587	BELO HORIZONTE	-19.93	-43.93	915.00

Tabela 19: cadastro de estações meteorológicas

Apêndice D - Lista de alarmes e eventos

A Tabela 20 contém uma breve explicação sobre cada um dos alarmes/eventos. Foram omitidos desta tabela os alarmes cuja quantidade de ocorrências foi menor que 5000 considerando todo o período dos dados histórico das 30 EEs:

Alarme ou evento	Descrição
Bomba de Drenagem Desligou	Evento de processo que informa que a bomba de drenagem desligou.
Bomba de Drenagem Ligou	Evento de processo que informa que a bomba de drenagem ligou.
Bomba Desligou	Evento de processo que informa que uma dada bomba do poço de sucção desligou.
Bomba entrou em Manutenção	Evento de processo que informa que a bomba foi colocada em manutenção. Manutenção menor (ex.: limpeza) pode demorar até um dia. Manutenção maior (ex.: troca de bomba ou manutenção mais elaborada): ao menos uma semana.
Bomba Ligou	Evento de processo que informa que uma dada bomba do poço de sucção ligou.
Bomba saiu de Manutenção	Evento de processo que informa que a bomba foi colocada em manutenção.
Bomba Transferida para Local	Evento que indica que o acionamento da bomba será comandado manualmente, através de botões no painel junto da elevatória. Normalmente associado ao procedimento de manutenção ou, quando a elevatória possui esta opção, falha no sensor de nível ultrassônico pode permitir que a bomba funciona com boias mínima e máxima.
Bomba Transferida para Remoto	Evento que indica que o acionamento da bomba será comandado automaticamente, através do CLP presente no painel elétrico da elevatória.
Corrente Alta fase R	Alarme indicando que limite de corrente alto na fase R foi alcançado. Pode ocorrer por vários motivos: entupimento, sobrecarga da bomba, rompimento da tubulação de recalque. Os limites de alarme são preenchidos no sistema de supervisão.
Corrente Alta fase S	Alarme indicando que limite de corrente alto na fase S foi alcançado. Pode ocorrer por vários motivos: entupimento, sobrecarga da bomba,

	rompimento da tubulação de recalque. Os limites de alarme são preenchidos no sistema de supervisão.
Corrente Alta fase T	<p>Alarme indicando que limite de corrente alto na fase T foi alcançado.</p> <p>Pode ocorrer por vários motivos: entupimento, sobrecarga da bomba, rompimento da tubulação de recalque. Os limites de alarme são preenchidos no sistema de supervisão.</p>
Corrente Baixa fase R	<p>Alarme indicando que limite de corrente baixo na fase R foi alcançado.</p> <p>Pode ocorrer por vários motivos: entupimento ou desgaste do equipamento. Os limites de alarme são preenchidos no sistema de supervisão.</p> <p>Se a corrente estiver muito baixa, o sistema pode estar trabalhando com baixa performance a ponto de não bombear nada.</p>
Corrente Baixa fase S	<p>Alarme indicando que limite de corrente alto na fase S foi alcançado.</p> <p>Pode ocorrer por vários motivos: entupimento ou desgaste do equipamento. Os limites de alarme são preenchidos no sistema de supervisão.</p> <p>Se a corrente estiver muito baixa, o sistema pode estar trabalhando com baixa performance a ponto de não bombear nada.</p>
Corrente Baixa fase T	<p>Alarme indicando que limite de corrente alto na fase T foi alcançado.</p> <p>Pode ocorrer por vários motivos: entupimento ou desgaste do equipamento. Os limites de alarme são preenchidos no sistema de supervisão.</p> <p>Se a corrente estiver muito baixa, o sistema pode estar trabalhando com baixa performance a ponto de não bombear nada.</p>
Defeito no Circuito de Acionamento da Bomba	Alarme indicando falha no acionamento da bomba (ex.: falha no inversor, softstarter).
Falha na Alimentação Elétrica	Alarme indicando falta de energia no painel.
Falha na Comunicação	Alarme indicando falha de comunicação com o painel. Ocorre quando o painel está desligado ou quando o sistema de comunicação via celular falha.
Falha no Desligamento da Bomba	Alarme indicando falha no processo de desligamento da bomba. O painel elétrico envia comando para desligar mas a bomba continua acionada.

Falha no Ligamento da Bomba	<p>Alarme indicando falha no ligamento da bomba. O painel elétrico envia comando para ligar mas a bomba continua desligada.</p> <p>Bomba presente na elevatória Neves I indicou este alarme em 05/11/2018 e estava com um pano enrolado no rotor.</p>
Falha no Processo de Pré-Ligamento 2 da Bomba	Alarme indicando falha no sistema de resfriamento necessário e utilizado em poucas elevatórias.
Falha no Sensor	<p>Alarme indicando falha no sensor de nível. Ocorre quando é identificada alguma anomalia no sinal do sensor de nível.</p> <p>Ocorre quando o sensor não envia sinal para o painel de controle. Quando o sensor é desabilitado, o alarme não é apresentado.</p>
Intertrava CMB's	<p>Ocorre quando a bomba não respeita o nível de desliga, atinge o nível mínimo (intertravamento) admitido para a bomba não trabalhar sem esgoto. Trata-se de um sistema de segurança do sistema de controle das elevatórias.</p> <p>Pode indicar necessidade de ajuste ou correção no sensor de nível.</p>
Invasão da Área Interna	Alarme gerado pelo acionamento do sensor de presença ou sensor de porta aberta. Indica que alguém está acessando a elevatória.
Liga 2º CMB	Evento de processo que indica o acionamento simultâneo de duas bombas. Ocorre em elevatórias onde existem 3 ou 2 bombas e o acionamento simultâneo é possível e habilitado.
Limite Alto	Alarme indicando que o limite alto (limite de extravasão) foi alcançado. Segundo a equipe de manutenção das elevatórias da DVME, este é um dos alarmes cuja ocorrência demanda mais atenção dos operadores.
Nível Alto Poço de Drenagem	<p>Alarme indicando nível alto no poço de drenagem.</p> <p>Ocorre apenas em algumas elevatórias e informa para a equipe de manutenção que um motor pode ser afetado caso a drenagem não seja corrigida ou realizada manualmente.</p>
Nível Baixo Poço de Drenagem	Alarme indicando nível baixo no poço de drenagem.
Nível de Extravasão	Alarme indicando que o limite de extravasão foi alcançado. Este alarme é utilizado na estação elevatória UTR25 (Canadá) onde o limite de nível alto, diferente das outras elevatórias monitoradas pelo sistema supervisorio, é utilizado como primeiro alerta para que os operadores do sistema supervisorio notifiquem outras equipes. Este alarme também é identificado no histórico como "SITUAÇÃO DE EXTRAVASÃO/LIGAR ETA E INFORMAR SUPERVISÃO".
Porta do Painel Aberta	Alarme gerado pelo acionamento do sensor de presença ou sensor de porta aberta. Indica o painel de controle da elevatória foi aberto.

Pressão Alta	Alarme indicando pressão alta na tubulação de recalque. Sistema instalado em unidades com alto índice de rompimento da linha de recalque e é utilizado para informar o rompimento da linha de recalque.
Pressão Baixa	Alarme indicando pressão baixa na tubulação de recalque. Alarme utilizado apenas em algumas elevatórias onde existe medição de pressão na tubulação de recalque. Indica situação de entupimento por sedimentação e/ou buchas na linha de recalque.
Proteção Séptica	Evento de processo que indica que o sistema de bomba foi acionado antes do limite de acionamento da bomba para evitar mau cheiro. Este acionamento é comandado por tempo (30 minutos), ou seja, quando o nível está acima do limite que desliga a bomba e o nível para ligar a bomba demora a ser alcançado, o painel de controle aciona o sistema de bomba.
Sistema de Desodorização Desligou	Evento de processo indicando que o sistema de desodorização desligou. Utilizado apenas na elevatória de Confisco com caráter informativo.
Sistema de Desodorização Ligou	Evento de processo indicando que o sistema de desodorização ligou.
SITUAÇÃO CRÍTICA/ALERTAR SUPERVISÃO E ACOMPANHAR	Alarme indicando que o limite crítico de nível foi alcançado. Este alarme é utilizado na estação elevatória UTR25 (Canadá) e é um valor definido entre o limite alto e o limite de extravasão.
SITUAÇÃO DE EXTRAVASÃO/LIGAR ETA E INFORMAR SUPERVISÃO	Alarme indicando que o limite de extravasão foi alcançado. Este alarme é utilizado na estação elevatória UTR25 (Canadá) onde o limite de nível alto, diferente das outras elevatórias monitoradas pelo sistema supervisorio, é utilizado como primeiro alerta para que os operadores do sistema supervisorio notifiquem outras equipes. Este alarme também é identificado no histórico como “Nível Extravasão”.
Tensão RS Baixa	Alarme indicando que limite de tensão baixa entre fases R e S foi alcançado. Pode indicar falta de fase ou subtensão prejudicando o acionamento de uma ou mais bombas.
Tensão RT Baixa	Alarme indicando que limite de tensão baixa entre fases R e T foi alcançado.
Tensão ST Baixa	Alarme indicando que limite de tensão baixa entre fases S e T foi alcançado.

Tabela 20: Descrição dos alarmes presentes no sistema supervisorio da DVME

Apêndice E - Relatório da visita a COPASA entre 05 e 08 de novembro de 2018

As informações a seguir foram registradas durante visita à DVME entre os dias 05 e 08 de novembro de 2018. Durante a visita, os engenheiros Fabrício e Luiz da empresa COPASA compartilharam várias informações sobre os problemas enfrentados no dia a dia das equipes de manutenção das elevatórias. Além disso, foram visitadas 15 das elevatórias estudadas por este trabalho.

Este apêndice tem por objetivo apresentar as informações passadas pelos engenheiros da COPASA, fotos, análises realizadas durante a visita e possíveis problemas que poderão ser resolvidos pelo sistema.

Como se tratam de anotações manuais realizadas durante a visita, todas as informações foram submetidas aos dois engenheiros para revisão e aprovação.

Todas as imagens deste apêndice são de fotos feitas com a câmera de celular durante as visitas nas elevatórias.

D.1 Atividades de 05/11/2018

D.1.1 Reunião inicial na DVME

Local: Avenida Otacílio Negrão, 8100, Pampulha, Belo Horizonte, MG.

Segundo Luiz e Fabrício, o principal problema relacionado as elevatórias é a extravasão. Quando a extravasão ocorre, a equipe de operação e manutenção precisa agir rapidamente e, quando possível, deve resolver o problema rapidamente.

Quando possível, o sistema de supervisão das elevatórias é utilizado para caracterizar o problema antes de deslocar as equipes. O histórico da corrente dos motores, o histórico do nível e histórico de

alarmes e eventos podem ser utilizados para entender o que causou o evento. Em elevatórias com medição de pressão é possível identificar falhas de rompimento de tubulação pela queda de pressão.

Além da correção dos problemas, a equipe da DVME sempre está solicitando melhorias e novos investimentos (ex.: novas bombas ou elevatórias) visando evitar ocorrências de extravasão.

Sob a responsabilidade da DVME, existem aproximadamente 80 elevatórias das quais 30 são acessadas pelo sistema de supervisão e, para as outras 50 elevatórias, as informações são atualizadas utilizando-se conversas telefônicas realizadas entre o operador do sistema de supervisão e as equipes que realizam visitas nas elevatórias.

Elevatórias subdimensionadas ou sujeitas a grandes quantidades de água pluvial (ligadas indevidamente ao esgoto) possuem maior ocorrência de extravasão. O cenário é pior em períodos chuvosos.

Segundo Fabrício, a extravasão é identificada no sistema de supervisão por alarmes que indicam “Nível Alto”.

Em relação as despesas geradas pela ocorrência de extravasão, além de possíveis multas aplicadas pela ICMBIO (Instituto Chico Mendes de Biologia), é possível destacar o aumento no custo do tratamento da água (contaminada por esgoto). Segundo Luiz, outro grande impacto causado é o desgaste da imagem da empresa e, além disso, Luiz ainda pontua que o custo de manutenção de uma bomba ou da aquisição de uma nova bomba são pequenos quando comparados ao custo das multas ou a depreciação da imagem da COPASA.

Em relação ao custo de manutenção de bombas, Luiz e Fabrício ainda explicaram que, dependendo do problema, o custo pode chegar a 60% do valor de uma bomba nova.

Segundo Luiz a equipe pequena e a grande quantidade de atividades de operação e manutenção que precisam ser realizadas dificultam as atividades de planejamento e prevenção. Por este motivo, cerca de 80% das atividades de manutenção possuem caráter corretivo enquanto o restante (20%) possuem caráter preventivo.

Ainda segundo Luiz, são frequentes as ocorrências em que o tamanho da equipe não é suficiente

para a quantidade de trabalho e, quando isto ocorre, os problemas são classificados e decide-se por quais serão ou não resolvidos.

D.1.2 Visita a EEE Neves I

Segundo Fabrício e Luiz, a elevatória Neves I estava operando com 1 bomba há 2 anos e estava quase sendo desativada. Segundo Fabrício, uma das bombas apresentou problemas e, quando enviada para manutenção, ficou constatado que não havia conserto e, além disso, o fabricante descontinuou o modelo de bomba dificultando a sua reposição. Sua automação foi implantada há aproximadamente 10 anos. Os motores são acionados por softstarters, o sensor de nível e a lógica de revezamento são controlados por um CLP e este, por sua vez, é acessado pelo sistema supervisorio através de modems celulares.

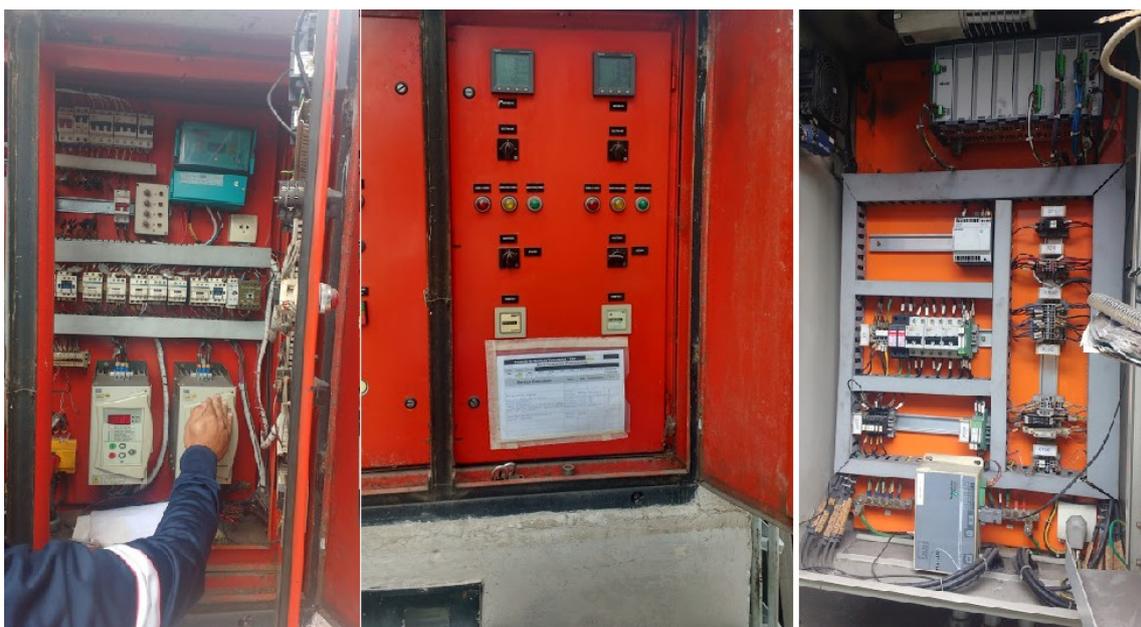


Figura 35: Fotos do painel da elevatória Neves I

Na Figura 35, o módulo responsável pelo sinal do sensor ultrassônico e os softstarters aparecem na imagem da esquerda, no centro, além de botões e lâmpadas que facilitam testes e a operação manual, encontram-se os medidores de energia. A imagem mais à direita mostra o CLP, elementos de atuação e proteção (ex: relês e disjuntores) e o modem celular que permite o acesso do sistema de supervisão.

Fabrício e Luiz analisaram o problema que estava ocorrendo com a elevatória. No sistema

supervisório, o alarme que estava sendo apresentado era “Falha de ligamento da bomba”. A corrente do motor subia durante a sua partida até o limite de segurança que provocava o seu desligamento por sobrecarga no motor. Análises foram feitas no quadro de comando em busca de possíveis problemas elétricos. Como não foi identificado nenhum problema elétrico, foi solicitado o deslocamento de uma equipe para remover a bomba para analisar o problema.



Figura 36: Fabrício e Luiz analisando problemas na elevatória Neves I

A manutenção de bombas nesta elevatória é dificultada pela localização (próximo a um ponto de ônibus, conforme demonstrado pela Figura 36) e poço de sucção com difícil acesso para manutenção e análise. A bomba, muito pesada, exige um caminhão do tipo munck para a sua remoção.

A elevatória permaneceu em extravasão até a sua manutenção no dia 06/11/2018 quando foi identificado material enrolado no rotor do equipamento impedindo o funcionamento da bomba.

Em análise realizada no dia 08/11/2018, através dos relatórios do sistema supervisorio, verificou-se que o alarme registrado no histórico da elevatória Neves I enquanto a bomba tentava partir e apresentava falha era o “Falha no Ligamento da Bomba”.

D.1.3 Visita a EEE Neves II

A elevatória opera com duas bombas revezando o seu funcionamento. Diferente da elevatória de Neves I, a manutenção não é prejudicada pela localização (Figura 37) e uma estrutura facilita a remoção e manutenção da bomba quando necessário.



Figura 37: Estrutura metálica (em amarelo) facilita a manutenção na elevatória Neves II

Durante a visita foi constatada que o cesto estava demandando limpeza (Figura 38). Luiz e Fabrício explicaram que se a limpeza do cesto não for feita com a frequência adequada, sólidos de tamanhos não permitidos podem chegar até a bomba prejudicando o seu funcionamento e até causando o seu entupimento (uma das principais causas de mau funcionamento de bombas).



Figura 38: Cesto demandando limpeza

Segundo Luiz, a limpeza de cesto das elevatórias é feito pelas 8 equipes que visitam as elevatórias. Cada equipe possui 2 membros, um operador/encarregado e um auxiliar. Das 8 equipes existem 4 trabalhando diariamente em escala de revezamento 2x2 dias (4 trabalham e 4 folgam). Entre as outras atividades realizadas estão: poda, capina, roçada, pequenas manutenções civis e prediais.

D.1.4 Visita a EEE Praia

A elevatória Praia está operando com uma única bomba há mais de um ano. Está em obras e, segundo Luiz e Fabrício, funciona com características de subdimensionamento pois sua bomba funciona bombeando com vazão aproximada de 30l/s mas a elevatória de Barroquinha que bombeia o esgoto para a elevatória Praia está operando com vazão de 40l/s. A Figura 39 apresenta a estrutura da elevatória formada pelo sistema de pré-tratamento e pelo poço de sucção onde, semelhante ao que ocorre na elevatória Neves II, há uma estrutura que facilita a manutenção de bombas.



Figura 39: Estrutura da elevatória Praia

O painel elétrico, apresentado na Figura 40, encontrava-se em manutenção fazendo parte da reforma que está ocorrendo na elevatória.



Figura 40: Painéis da elevatória recebendo manutenção

Durante a visita, constatou-se a ocorrência de extravasão justificada pelo subdimensionamento. A Figura 41 apresenta a tubulação por onde o esgoto que extravasa estava passando:



Figura 41: Esgoto extravasando pela tubulação

O resultado deste cenário é uma multa por extravasão já recebida pela COPASA. As obras de expansão foram utilizadas como argumento para evitar problemas com legislação ambiental e visam o aumento da vazão da elevatória para eliminar a ocorrência de extravasão.

D.1.5 Visita a EEE Alvorada

As três primeiras elevatórias visitadas (Neves I, Neves II e Praia) possuíam bomba tipo submersível. A elevatória Alvorada foi a primeira visitada no dia 05/11/2018 que possuía boma do tipo autoescorvante. Foi o primeiro local em que Luiz e Fabrício reportaram grandes dificuldades de manutenção em bombas do tipo autoescorvante.

A elevatória estava operando com apenas uma bomba pois a segunda bomba (demonstrado pela Figura 42) apresentou falha e não pode ser trocada ou consertada por falta de recursos. Segundo

Luiz, o encerramento de um contrato de manutenção dificultou, durante um período a manutenção de bombas que apresentaram falha.

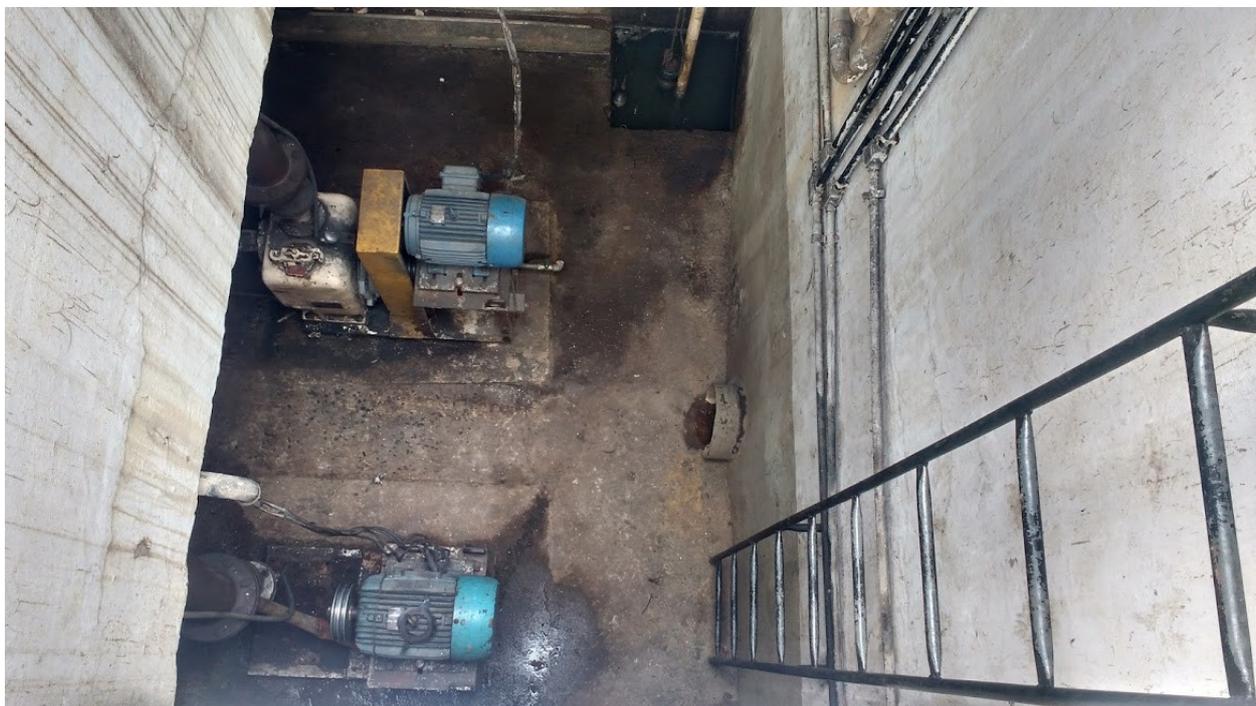


Figura 42: Elevatória Alvorada com uma das duas bombas desligadas por falta de manutenção

Durante a visita a elevatória de Alvorada, ficou evidente que atos de vandalismo também prejudicam a conservação das elevatórias. A Figura 43 apresenta a estrutura da elevatória e a pintura das paredes afetadas por pichações:



Figura 43: Estrutura da elevatória Alvorada e pintura contendo pichações ao fundo

D.1.6 Visita a EEE Maracanã

A elevatória de Maracanã recebe esgoto de outras duas elevatórias que haviam sido visitadas (Alvorada e Praia), possui três bombas e a lógica de funcionamento do painel permite que até duas bombas funcionem simultaneamente.

O cesto do sistema de pré-tratamento estava mau posicionado o que, segundo os engenheiros da Copasa, pode prejudicar o funcionamento da elevatória em algumas situações.

Segundo Luiz e Fabrício esta elevatória possui baixa ocorrência de problemas.

As bombas desta elevatória são do tipo submersível.

D.1.7 Visita a EEE Três Barras

A elevatória Três Barras possui construção semelhante a elevatória Maracanã. Possui duas bombas e a lógica do o painel de controle permite que apenas uma por vez funcione.

Devido a um incêndio ocorrido 6 meses antes em um dos painéis, o revezamento das bombas está sendo controlado manualmente.

Esta elevatória é a última antes da estação de tratamento de esgoto (ETE Onça). As bombas desta elevatória são do tipo submersível.

D.2 Atividades de 06/11/2018

Assim como ocorreu no dia 05/11/2018, os engenheiros Luiz e Fabrício apresentaram diversos aspectos e principais problemas enfrentados em 8 elevatórias visitadas ao longo do dia.

Durante as visitas, Luiz informou que a equipe operacional da COPASA responsável pelas 80 elevatórias é formada por cerca de 40 pessoas sendo que aproximadamente 16 pessoas participam das atividades de manutenção realizadas nas elevatórias.

D.2.1 Visita a EEE de São José

As bombas utilizadas na elevatória de São José são do tipo autoescorvantes e, segundo Luiz e Fabrício, problemas de superaquecimento e desarme de proteção elétrica são frequentes. Ainda segundo os engenheiros da COPASA, a necessidade de manutenção em época de chuva é quase diária. A elevatória possuía estrutura para facilitar a remoção e manutenção de bombas, conforme demonstrado na Figura 44:



Figura 44: Elevatória de São José

Visando diminuir a quantidade de desarmes ocorridos em função de superaquecimento, a COPASA desenvolveu um mecanismo de proteção que evita que as bombas permaneçam acionadas por longos períodos (neste caso, algo entre 30 e 45 minutos). Com este mecanismo de proteção, mesmo que uma única bomba esteja operando, mesmo que um extravasão ocorra durante um breve período de tempo, a prioridade passa a ser preservar a bomba com o objetivo de evitar um longo período com a bomba aguardando manutenção. Segundo Fabrício, o mecanismo auxiliou a COPASA a diminuir longos períodos de extravasão causados por superaquecimento das bombas devido a perda de escorva.

Reforçando o que já havia sido explicado no dia anterior, Fabrício e Luiz destacaram que em elevatórias com bombas do tipo de autoescorvante, a maior causa de extravasão são os entupimentos de bombas.

Durante a visita, verificou-se que a elevatória de São José estava operando com uma única bomba, conforme indicado na Figura 45:



Figura 45: Bombas da elevatória de São José

D.2.2 Visita a EEE de Tapajós

Conforme demonstrado na Figura 46, a bomba utilizada na elevatória de Tapajós é do tipo horizontal monobloco.



Figura 46: Bomba da elevatória de Tapajós

Segundo Luiz e Fabrício, a elevatória possui baixa ocorrência de falhas e exige pouca manutenção. Os principais motivos seriam a baixa vazão e o tipo de bomba.

Em épocas de chuva esta elevatória fica inundada, é desativada e permanece assim até que a inundação termine. Para tentar preservar os equipamentos, os painéis são fixados em local elevado, conforme indicado na Figura 47:



Figura 47: Elevatória de Tapajós

D.2.3 Visita a EEE de Joana D'Arc

A elevatória de Joana D'Arc possui as mesmas características que a elevatória de Tapajós. O problema de inundação também é frequente nesta elevatória que, conforme demonstrado na Figura 48, também possui os equipamentos instalados em local mais elevado para evitar prejuízos durante o período de inundação.



Figura 48: Elevatória Joana D'Arc

Segundo Fabrício, esta é a única elevatória que possui um sensor de nível do tipo piezo elétrico, sensor que, além de mais preciso, depois de instalado, não apresenta os mesmos problemas que ocorrem em sensores do tipo ultrassom onde espumas e outros tipos de materiais sobre nadantes prejudicam o funcionamento do sensor causando erros de medição. Segundo Fabrício, algumas das falhas em sensores do tipo ultrassom acabam provocando extravasão como, por exemplo, quando o sensor indica nível baixo quando está alto e o painel de controle não entende que o bombeamento precisa ser acionado.

D.2.4 Visita a EEE de Maranhão

A elevatória quase não apresenta problemas de inundação. Conforme apresentado na Figura 49, possui duas bombas horizontais operando com revezamento.



Figura 49: Bombas da elevatória de Maranhão

Assim como Tapajós e Joana D'Arc, apresenta pouca ocorrência de falhas e exige pouca manutenção quando comparada com as elevatórias que possuem bombas do tipo autoescorvante. A bomba é do tipo horizontal e possui um sistema para evitar o golpe de ariete necessário em função da elevada altura e extensão na tubulação de recalque. A falta do sistema de proteção contra o golpe de ariete pode causar a ruptura da tubulação de recalque.

D.2.5 Visita a EEE de Carabina

O sistema de pré-tratamento possui gradeamento e caixa de areia. Embora tenha sido projetada para operar com três, opera revezando apenas duas bombas do tipo submersíveis, conforme apresentado na Figura 50 e na Figura 51:



Figura 50: Sistema de pré-tratamento da elevatória de Carabina



Figura 51: Tubulação de recalque da elevatória de Carabina

Durante a visita, Fabrício e Luiz identificaram possível problema na bomba que estava

funcionando. De acordo com os testes realizados, um vazamento causado possivelmente por falta de vedação ou problema na voluta (parte da carcaça da bomba) estava diminuindo a performance do bombeamento.

Segundo Luiz e Fabrício, na elevatória de Carabina, a maior parte dos extravasões são causadas pelo rompimento da tubulação de recalque. Segundo os engenheiros da COPASA, nos últimos anos, foram mais de 10 ocorrências de rompimento.

D.2.6 Visita a EEE de Liberdade

A elevatória de liberdade possui sistema de pré-tratamento formado por gradeamento e caixa de areia. Possui duas bombas submersíveis. Esta elevatória possui um poço pulmão que acumula o esgoto que extravasa do poço de sucção e atrasa a ocorrência de extravasão para fora da elevatória.

Seu maior problema são as chuvas. Sua localização em região baixa permite que águas pluviais e todo tipo de sujeira trazida pelas chuvas se acumulem prejudicando o funcionamento do bombeamento.

Das elevatórias visitadas é a que possui pior estado de conservação. O local, segundo Luiz e Fabrício acabara de passar por uma limpeza e, se não fosse por isso, estaria em estado ainda pior. Na Figura 52 é possível visualizar o péssimo estado de conservação da elevatória:

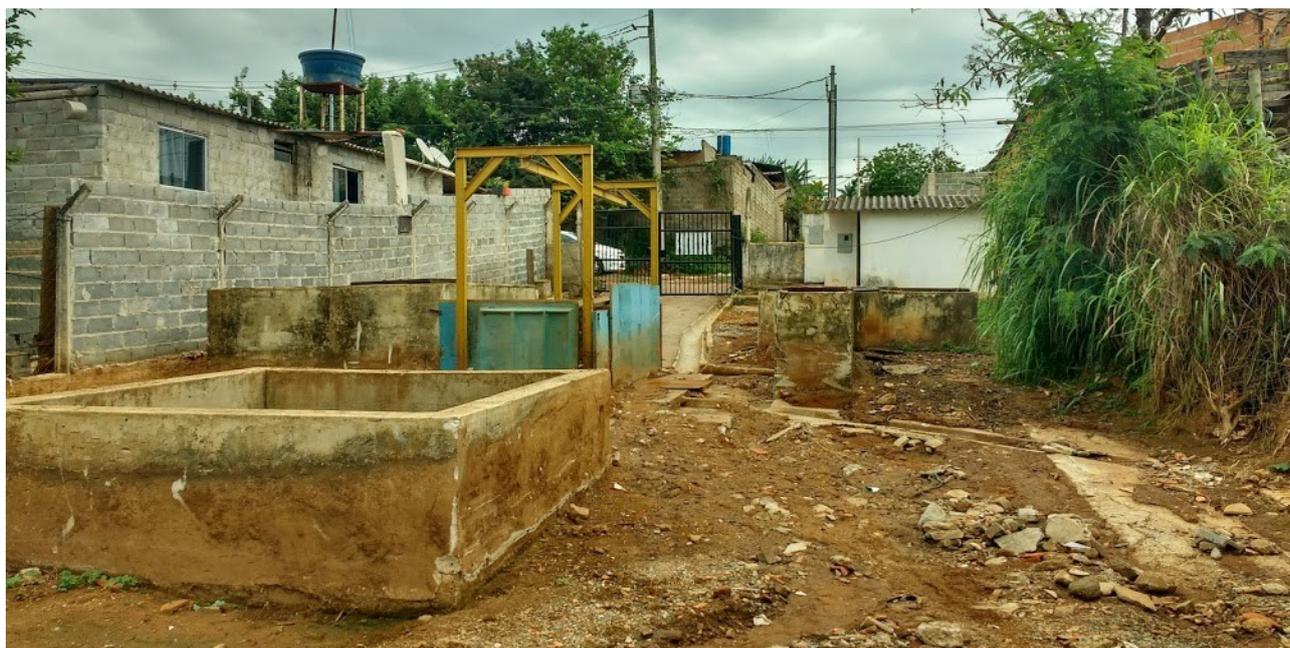


Figura 52: Elevatória de Liberdade

Diferente do que ocorre em elevatórias onde ocorrem inundações (ex.: Tapajós e Joana D’Arc), a sujeira trazida pela chuva é o grande problema. Para evitar que a sujeira prejudique ou interrompa o funcionamento do bombeamento, a COPASA instalou proteções (tampas metálicas e lajes) para tentar evitar que o sistema de pré-tratamento e o poço de sucção recebam a sujeira trazida pela chuva, conforme apresentado pela Figura 53:



Figura 53: Proteções do sistema de pré-tratamento na elevatória de Liberdade

Segundo o que Fabrício e Luiz explicaram, mesmo depois que a chuva acaba, a elevatória normalmente continua desativada pois o volume de sujeira é grande e precisa ser removida antes que o bombeamento volte a funcionar.

D.2.7 Visita a EEE de Santo Antônio I

A elevatória de Santo Antônio I possui duas bombas submersíveis e o sistema de pré-tratamento é formado por cesto. Os motores das bombas são acionados por inversores de frequência que devem garantir melhor conservação evitando falhas precoces.

Embora presente, atualmente, poucos registros de extravasão, esta elevatória já foi o alvo de fiscalização e autuação ambiental do ICMBIO. Segundo Fabrício, uma única extravasão ocorrida nesta elevatória custou a COPASA uma multa de mais de um milhão de reais.

Extravasões ocorridas nesta elevatória provocam impactos ambientais e sociais grandes em função da proximidade com a Lagoa de Santo Antônio.

Para evitar que extravasões ocorram, esta elevatória possui um poço pulmão com cerca de 1000 m³ que garante cerca de 3 dias de autonomia antes que a extravasão ocorra. Além disso, a elevatória possui um gerador que permite que o bombeamento continue funcionando mesmo em caso de queda de energia.

Luiz e Fabrício destacaram que no início da operação, a COPASA enfrentou vários problemas com roubos de equipamentos desta elevatória.

D.2.8 Visita a EEE de Santo Antônio II

A elevatória de Santo Antônio II possui uma única bomba submersível, recebe esgoto da elevatória de Santo Antônio I. A ocorrência de extravasão nesta elevatória faz com que o esgoto seja enviado para o poço pulmão localizado na elevatória de Santo Antônio I.

A bomba desta elevatória é considerada grande, possuindo 118CV de potência. A elevatória, semelhante ao que ocorre em Santo Antônio I, possui um gerador para evitar que a falta de energia interrompa o seu funcionamento.

Apesar de possuir uma única bomba instalada e operando foi projetada e possui parte da instalação preparada para funcionar com duas bombas.

Segundo Luiz e Fabrício, apesar de uma única bomba, possui pouca ocorrência de eventos de extravasão.

D.3 Atividades de 07/11/2018

Acompanhado pelos engenheiros Luiz e Fabrício 3 elevatórias foram visitadas ao longo do dia. Uma elevatória cujos dados estão presentes no banco de dados utilizado neste trabalho e outras duas elevatórias que possuem um painel novo que ainda não estão conectadas ao sistema de supervisão da COPASA.

D.3.1 Visita a EEE Canadá

Esta elevatória é a que causa mais transtornos para a equipe de manutenção da COPASA. Em função da localização próxima ao curso d'água conhecido como Fechos, que tem como destino uma das captações de água (ETA), a ocorrência de extravasão é um grande problema. Esta elevatória recebe atenção especial dos operadores do sistema supervisão, em vez de um único limite de alarme de extravasão (comum nas outras elevatórias), possui diversos limites de níveis de alarmes configurados. Os limites de alarme definem ações de notificações para diferentes equipes cuja responsabilidade e preocupação variam conforme o limite chega mais próximo ao de extravasão.

Possui duas bombas do tipo autoescorvante. Luiz e Fabrício explicaram que esta elevatória requer atenção e envolve algum procedimento de manutenção diário. Além disso, segundo os engenheiros da COPASA, o principal causador de extravasão é o entupimento das bombas. A Figura 54 contém a estrutura da elevatória (pré-tratamento e poço de sucção) e as duas bombas autoescorvantes:



Figura 54: Bombas autoescorvantes e estrutura da elevatória de Canadá

A elevatória, semelhante ao que ocorre em outras cujo funcionamento é crítico, possui um gerador

para garantir que seu funcionamento não é interrompido por falta de energia. A Figura 55 apresenta a sala do gerador:



Figura 55: Gerador da elevatória de Canadá e seu painel

Segundo Fabrício, no último ano, as bombas não apresentaram nenhuma falha/quebra que exigisse sua retirada para manutenção e 90% dos problemas de extravasão foram causados por entupimento.

Não à toa, durante a visita, as duas bombas da elevatória apresentavam características de entupimento. Fabrício explicou que a corrente da Bomba 2, operando no início da visita, estava em 30A/fase quando deveria estar em 41A. A corrente baixa indica perda de performance que, nesta elevatória, normalmente é causada por entupimento.

Para facilitar o trabalho das equipes de manutenção que realizam as visitas, os painéis elétricos normalmente possuem uma anotação sobre qual deveria ser a corrente da bomba durante o seu funcionamento. A Figura 56 apresenta anotações manuais feitas logo acima do medidor de energia com o valor de corrente esperado por fase para uma das bombas, neste caso, 39A. O valor 41A encontrava-se riscado indicando que, alguma mudança de característica da bomba ocorreu e que o valor de referência teve que ser atualizado. Sobre as alterações de características das bombas, o engenheiro Fabrício explicou que são justificadas por manutenções e alterações elétricas nas bombas.

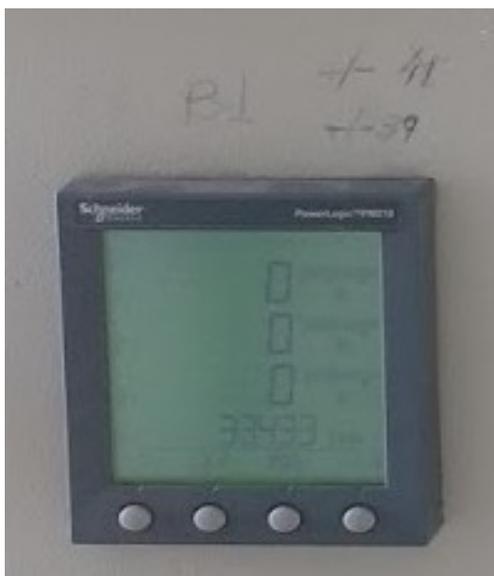


Figura 56: Medidor de energia da bomba 1 com anotação de corrente esperada por fase

Aproveitando a visita, Fabrício realizou o procedimento de manutenção nas duas bombas. Para realizar a manutenção, as bombas foram desabilitadas no painel (bomba colocada no modo manutenção), a bomba foi aberta para remoção de sujeira que provocou o entupimento.



Figura 57: Engenheiro Fabrício realizando limpeza da bomba durante a visita

Segundo Fabrício, após a limpeza a bomba autoescorvante deveria ter parte de sua estrutura

inundada com água tornando o processo de manutenção mais demorado. Para diminuir este tempo, a COPASA criou um sistema que permite a utilização do próprio esgoto no procedimento de escorva das bombas.

A suspeita de entupimento foi confirmada nas duas bombas. A Figura 58 apresenta o rotor da bomba 1 com entupimento e após a limpeza realizada por Fabrício.



Figura 58: Rotor da bomba antes e depois da limpeza

Durante a visita, a bomba 1 foi a primeira a receber manutenção e, logo em seguida, a bomba 2. Nas duas bombas a corrente indicada no medidor de energia estava abaixo do esperado e, após o procedimento de manutenção, seu valor voltou a operar próximo ao esperado.

Assim como ocorre em outras elevatórias que possuem o mesmo tipo de bomba, os painéis possuem proteções térmicas que desligam as bombas em caso de superaquecimento.

Segundo Luiz e Fabrício, a recomendação para diminuir os transtornos e entupimentos da elevatória de Canadá é que as bombas escorvantes sejam trocadas por bombas submersíveis. Neste tipo de bomba, a passagem de sólido é maior e a ocorrência de entupimentos é evitada.

Para tentar diminuir a ocorrência de entupimentos o sistema de gradeamento desta elevatória é formado por 4 cestos. Segundo Luiz e Fabrício, os cestos adicionais não evitam os entupimentos em função da característica do esgoto doméstico e das limitações da bomba autoescorvante. Ainda segundo os engenheiros da COPASA, em períodos chuvosos, a limpeza dos cestos é feita com o dobro da frequência para tentar diminuir as ocorrências de entupimento.

Após a manutenção, a bomba autoescorvante foi partida novamente para teste começando o processo de escorva (substituição de ar por líquido na sucção da bomba). Durante este processo que, segundo Luiz e Fabrício, pode demorar mais de 10 minutos a corrente fica mais baixa do que o esperado. No caso da bomba 1, quando o processo se completou o valor da corrente voltou a operar próximo de 41A.

No sistema de supervisão e no painel de controle presente na elevatória, o sinal de corrente é utilizado para definir, respectivamente, sinalizações de alarmes e condições para interromper o funcionamento das bombas. Segundo Fabrício, limites de alarmes definidos para os valores de corrente deveriam ser atualizados ao longo do tempo pois as características das elevatórias sofrem alterações.

D.4 Atividades de 08/11/2018

Este dia foi aproveitado para análise de relatórios e informações do sistema de supervisão. Foram esclarecidas diversas dúvidas sobre o significado dos alarmes registrados no banco de dados e alguns problemas vivenciados em elevatórias durante os dias 05, 06 e 07 foram analisados.

O engenheiro Fabrício explicou que os registros de evento que definem quanto tempo as bombas permaneceram em manutenção podem auxiliar a entender por que tipo de procedimento de manutenção elas foram submetidas.

Se uma bomba é colocada em manutenção e volta a operar normalmente em até 24h, o procedimento de manutenção não representa uma falha grave da bomba e o mais comum, neste caso, é a ocorrência de um entupimento. Durante as visitas, esta característica (manutenção de até 24h) foi identificada em duas elevatórias: Canadá (bombas desentupidas em cerca de 1h) e Neves I

(bomba desentupida em cerca de 24h).

Quando aos registros históricos definem que bomba permaneceu em manutenção por vários dias (ex.: mais de uma semana) a bomba apresentou um problema mais grave e provavelmente foi removida da elevatória para receber manutenção em uma oficina.

Em relação ao problema identificado durante a visita a elevatória Neves I, foi verificado que o histórico de alarmes indicava “Falha no Ligamento da Bomba”.

Em relação ao problema identificado durante a visita a elevatória Canadá, foram analisados os gráficos de nível e corrente. O engenheiro Fabrício demonstrou que a queda de performance do bombeamento pode ser identificada pela análise do gráfico de nível e que, além disso, a análise do gráfico de corrente auxilia a entender possíveis problemas de entupimento nas bombas.

Utilizando a Figura 59, criada a partir do relatório do sistema supervisor, Fabrício explicou que se as bombas estão funcionando e a elevatória não está subdimensionada, o nível (curva na cor vermelha) não poderia se elevar como o período próximo das 8:00 do dia 07/11/2018.

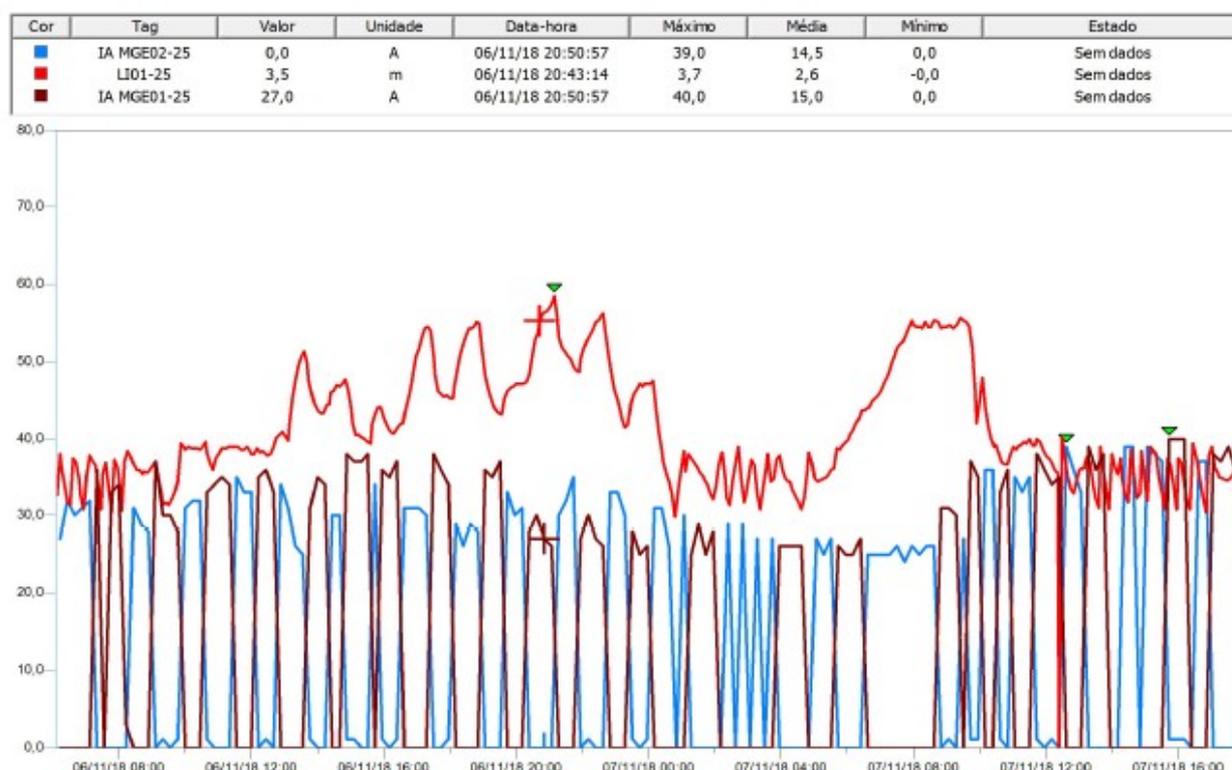


Figura 59: Gráfico de nível e corrente da elevatória Canadá entre os dias 06 e 07/11/2018

Ainda segundo Fabrício, após o procedimento de manutenção realizado por volta das 11h, o nível voltou a se comportar com no dia 06/11/2018 as 8:00, quando as bombas estavam operando com performance normal.

Utilizando uma segunda curva gerada pelo sistema supervisão, Fabrício explicou que o problema de entupimento da bomba autoescorvante é facilmente identificado pelo comportamento do sinal de corrente. A Figura 60 apresenta o histórico de corrente de cada uma das fases das duas bombas ao longo dos dias 07 e 08/11/2018. Antes da manutenção realizada por volta das 10:00 do dia 07/11/2018, a corrente estava operando abaixo de 30A e passou a operar perto de 40A após a limpeza.

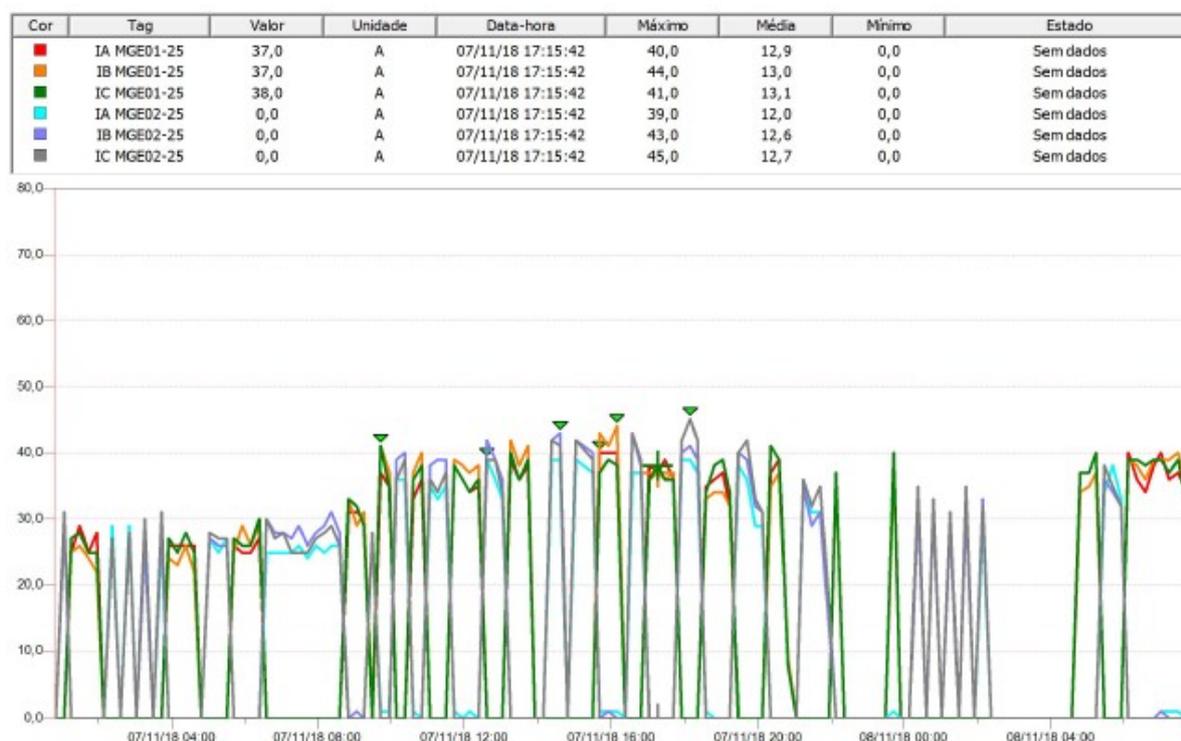


Figura 60: Gráfico de corrente das bombas da elevatória Canadá entre os dias 07 e 08/11/2018

Fabrício forneceu alguns detalhes sobre elevatórias que não foram visitadas e sobre algumas bombas ou painéis que haviam sido trocados de elevatória e que, se não fossem entendidos corretamente, poderiam causar confusão durante a análise dos dados.

Em relação aos painéis que foram transferidos de uma elevatória para outra, os dados e informações do sistema supervísório continuaram a ser registrados associados a elevatória antiga e, desta forma, com a informação de data/hora em que a troca foi realizada, fornecida por Fabrício, será possível associar quais elevatórias estão associadas a cada período de dado.

No final do dia, foi realizada reunião para discutir e planejar uma possível validação do sistema a ser desenvolvido.

Apêndice F - Acionamento das bombas da elevatória Bela Fama no dia 27/06/2016

Início do evento	Final do evento	Mensagem	Bomba
2016-06-27 00:14:26	2016-06-27 00:35:38	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 00:53:41	2016-06-27 01:02:28	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 01:10:11	2016-06-27 01:40:04	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 01:58:17	2016-06-27 01:58:24	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 01:59:17	2016-06-27 02:20:25	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 02:38:48	2016-06-27 02:47:39	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 02:55:34	2016-06-27 03:25:09	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 03:43:27	2016-06-27 03:43:52	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 03:45:17	2016-06-27 04:07:02	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 04:25:16	2016-06-27 04:33:30	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 04:40:57	2016-06-27 05:10:49	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 05:28:51	2016-06-27 05:28:58	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 05:29:50	2016-06-27 05:51:35	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 06:08:35	2016-06-27 06:16:50	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 06:23:51	2016-06-27 06:53:51	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 07:09:30	2016-06-27 07:30:30	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 07:48:36	2016-06-27 07:57:35	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 08:05:36	2016-06-27 08:35:05	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 08:54:22	2016-06-27 08:54:53	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 08:56:40	2016-06-27 09:17:48	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 09:36:03	2016-06-27 09:44:52	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 09:53:01	2016-06-27 10:22:41	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 10:40:31	2016-06-27 10:40:51	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 10:42:04	2016-06-27 11:04:40	Bomba Desligou	B02-15

2016-06-27 11:21:34	2016-06-27 11:28:57	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 11:35:09	2016-06-27 12:05:09	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 12:20:54	2016-06-27 12:42:23	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 12:59:01	2016-06-27 13:07:31	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 13:13:28	2016-06-27 13:43:26	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 13:57:49	2016-06-27 14:20:29	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 14:37:17	2016-06-27 14:44:36	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 14:50:34	2016-06-27 15:20:34	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 15:37:34	2016-06-27 15:58:58	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 16:17:51	2016-06-27 16:26:24	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 16:34:12	2016-06-27 17:04:11	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 17:20:19	2016-06-27 17:44:06	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 18:00:14	2016-06-27 18:06:30	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 18:11:01	2016-06-27 18:41:00	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 18:51:44	2016-06-27 19:18:55	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 19:34:52	2016-06-27 19:37:41	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 19:41:17	2016-06-27 20:11:16	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 20:23:45	2016-06-27 20:50:04	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 21:06:50	2016-06-27 21:10:31	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 21:14:40	2016-06-27 21:44:36	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 21:58:03	2016-06-27 22:21:04	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 22:37:55	2016-06-27 22:44:54	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-27 22:50:51	2016-06-27 23:20:50	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-27 23:34:54	2016-06-28 00:00:30	Bomba Desligou	B02-15

Apêndice G - Acionamento das bombas da elevatória Bela Fama no dia 28/06/2016

Início do evento	Final do evento	Mensagem	Bomba
2016-06-28 00:18:27	2016-06-28 00:40:06	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 00:58:58	2016-06-28 01:26:43	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-28 01:45:18	2016-06-28 01:47:32	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-28 01:51:06	2016-06-28 02:03:51	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 02:12:28	2016-06-28 02:42:28	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-28 03:00:23	2016-06-28 03:21:54	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 03:40:43	2016-06-28 03:49:12	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 03:56:44	2016-06-28 04:26:43	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-28 04:44:17	2016-06-28 05:06:40	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 05:24:20	2016-06-28 05:31:57	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 05:38:26	2016-06-28 06:08:27	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-28 06:24:18	2016-06-28 06:47:04	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 07:05:02	2016-06-28 07:12:16	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 07:18:20	2016-06-28 07:48:19	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-28 08:04:25	2016-06-28 08:25:31	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 08:44:41	2016-06-28 08:53:35	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 09:01:44	2016-06-28 09:31:44	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-28 09:49:21	2016-06-28 10:10:56	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 10:29:48	2016-06-28 10:38:13	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 10:45:58	2016-06-28 11:15:58	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-28 11:33:11	2016-06-28 11:56:02	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 12:13:36	2016-06-28 12:20:45	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 12:26:53	2016-06-28 12:56:53	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-28 13:13:46	2016-06-28 13:43:46	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 13:43:57	2016-06-28 16:44:18	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-28 13:46:12	2016-06-28 16:44:29	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 16:53:31	2016-06-28 16:55:11	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 16:55:48	2016-06-28 22:01:49	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-28 17:06:24	2016-06-28 22:02:00	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 22:11:10	2016-06-28 22:15:28	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 22:16:36	2016-06-28 22:40:06	Bomba Desligou	B01-15

2016-06-28 22:40:17	2016-06-28 23:10:17	Bomba Desligou	B02-15
2016-06-28 23:14:13	2016-06-28 23:44:13	Bomba Desligou	B01-15
2016-06-28 23:45:40	2016-06-29 00:27:51	Bomba Desligou	B02-15

Apêndice H - Análises adicionais em features selecionadas

Este apêndice apresenta informações e análises adicionais sobre as features escolhidas.

G.1 Distribuição das características das elevatórias

Os histogramas apresentados nesta seção representam a análise de distribuição das características (dados categóricos) das elevatórias. As características cujos histogramas não foram apresentados nesta seção possuem seus valores listados no Apêndice B.

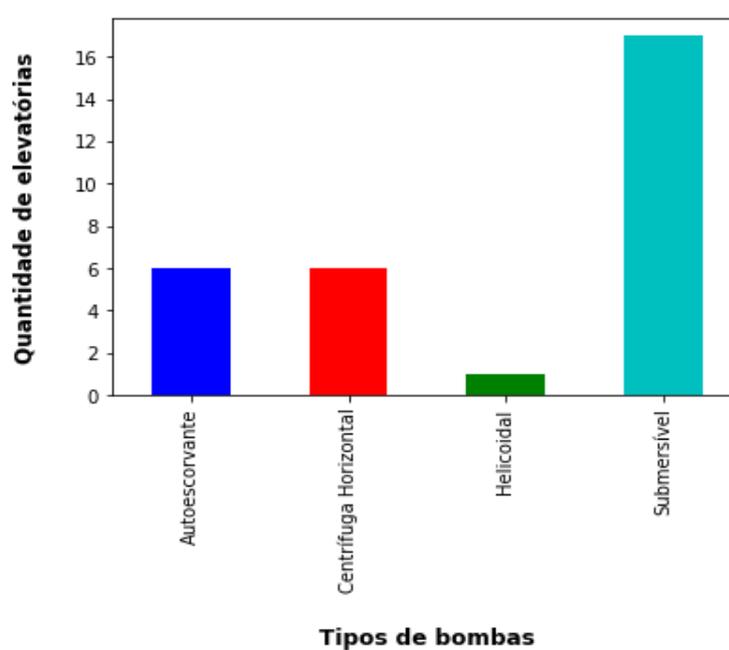


Figura 61: Histograma do Tipo de bomba

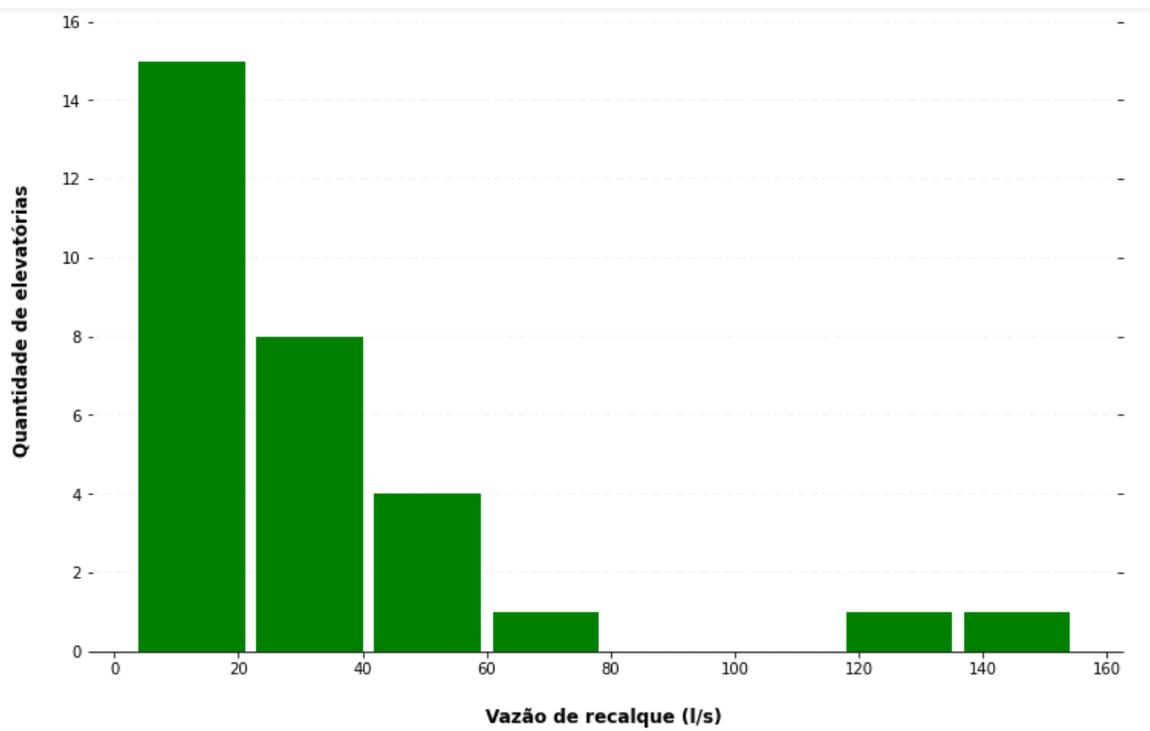


Figura 62: Histograma da Vazão de recalque

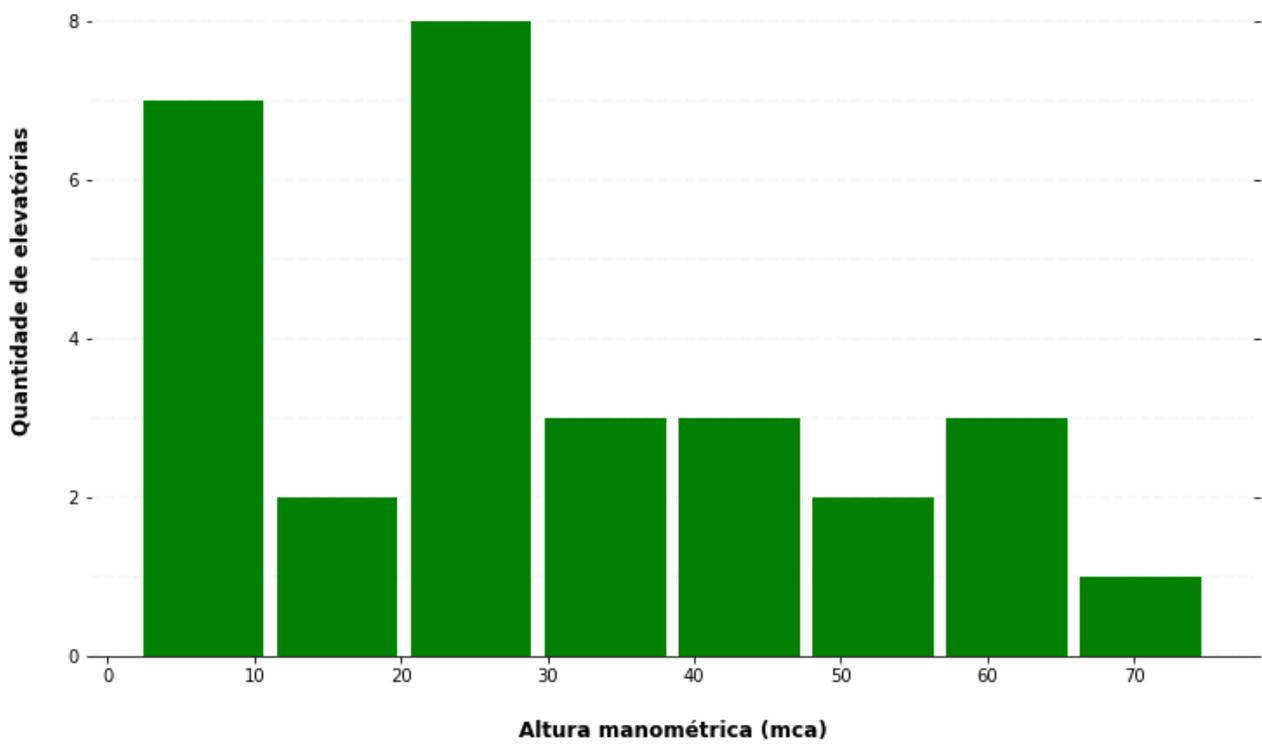


Figura 63: Histograma da Altura manométrica

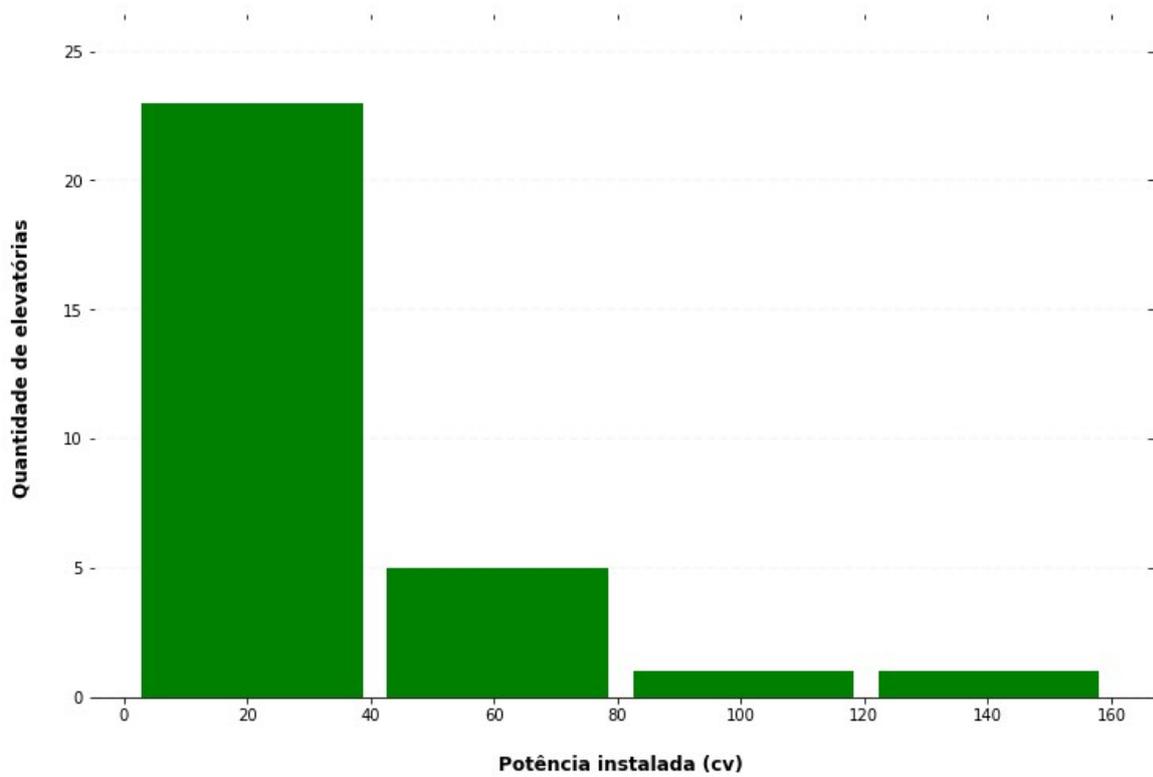


Figura 64: Histograma da Potência instalada

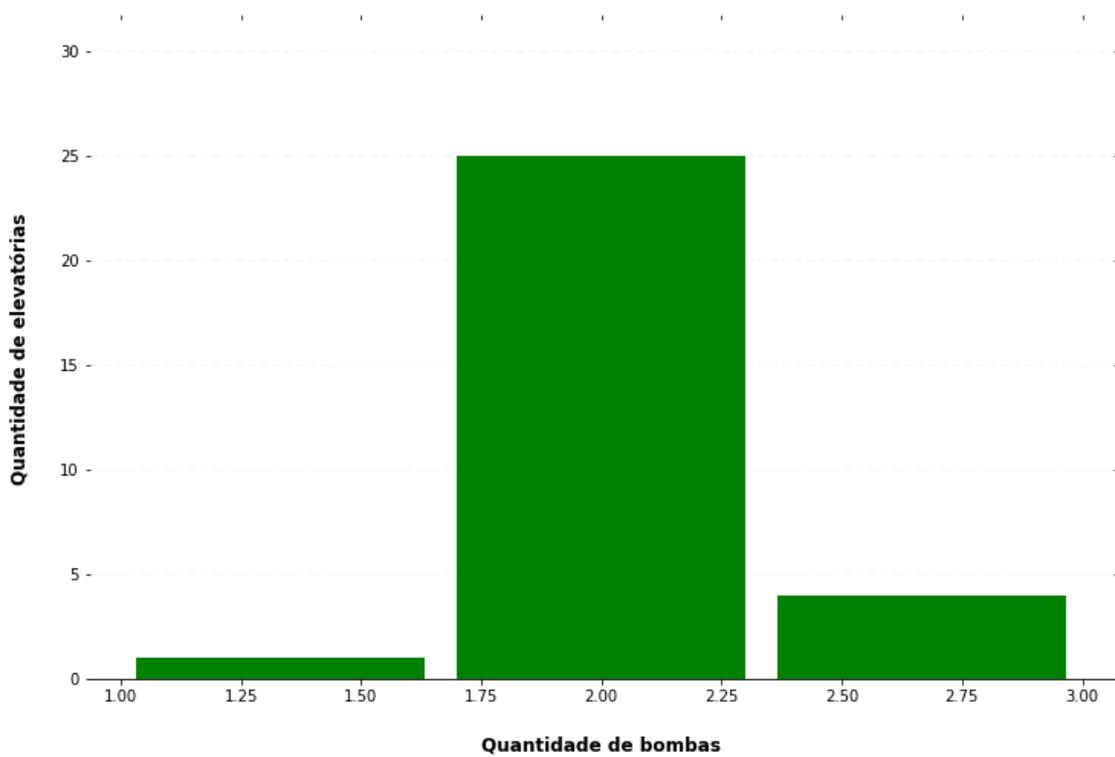


Figura 65: Histograma da Quantidade de bombas

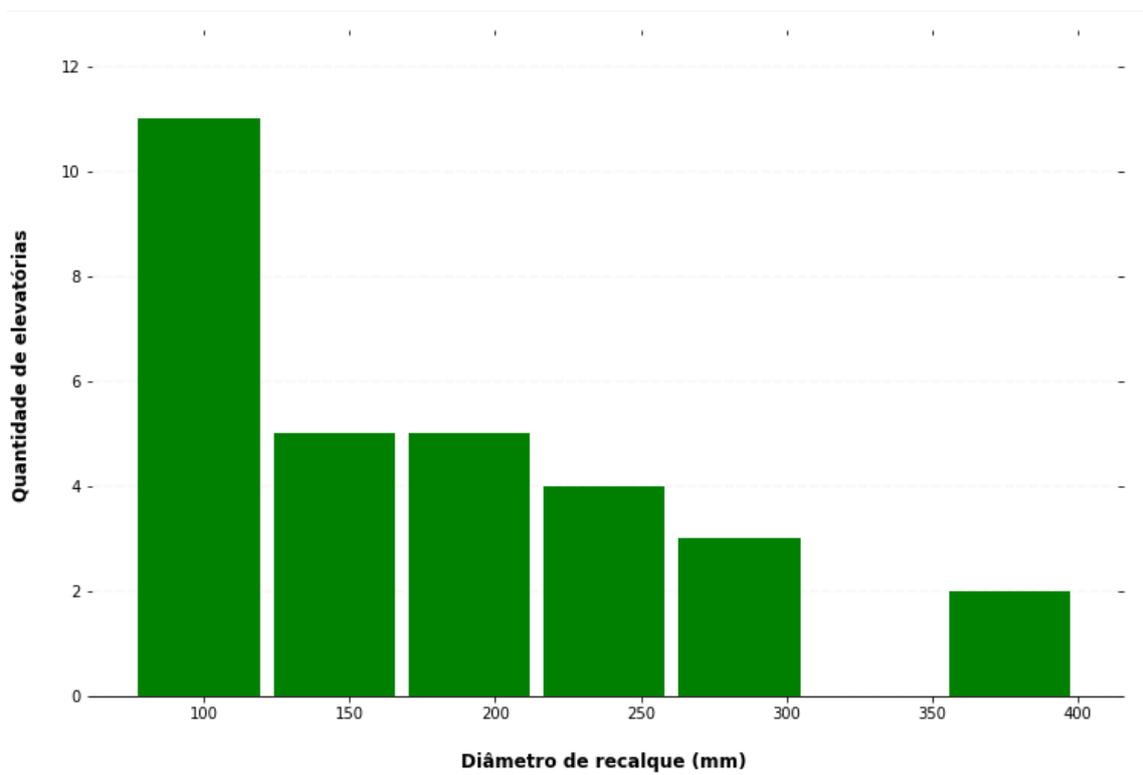


Figura 66: Histograma do Diâmetro da tubulação de recalque

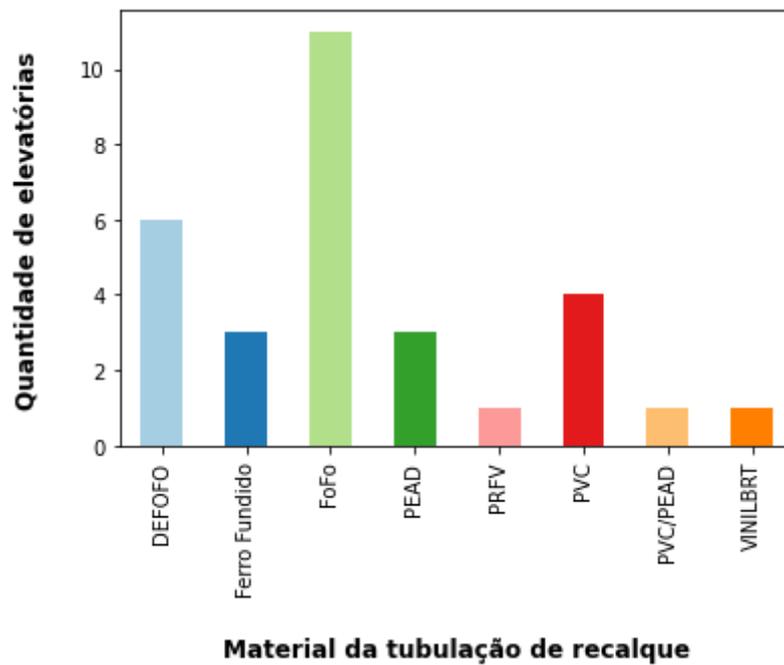


Figura 67: Histograma do Material da tubulação de recalque

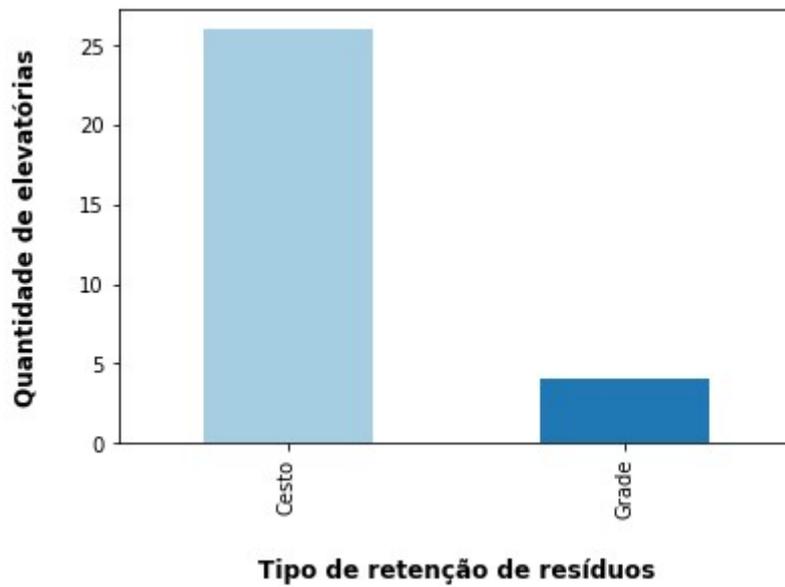


Figura 68: Histograma do Tipo de retenção de resíduos

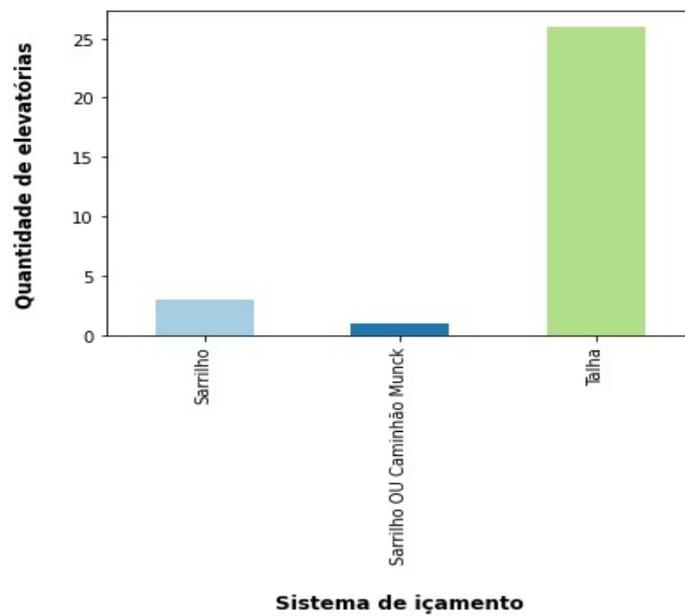


Figura 69: Histograma do Tipo de sistema de içamento

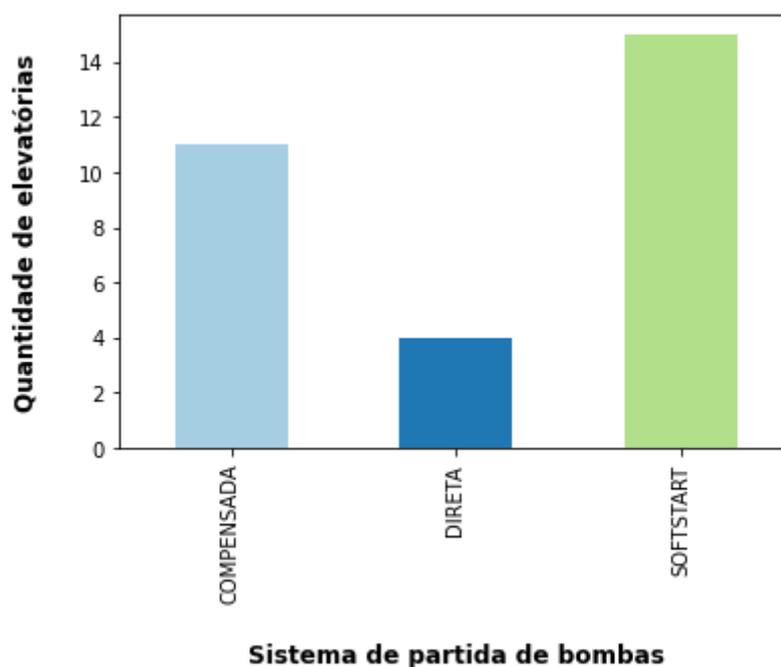


Figura 70: Histograma do Tipo de sistema de partida das bombas

G.2 Distribuição das séries temporais

As duas próximas figuras apresentam gráficos do tipo boxplot para três elevatórias distintas. A Figura 71, incluindo os *outliers* (pontos fora da curva ou valores contendo ruídos de aquisição) e a Figura 72, excluindo os outliers e apresentando apenas mínimo, máximo, primeiro, segundo e terceiro quartil.

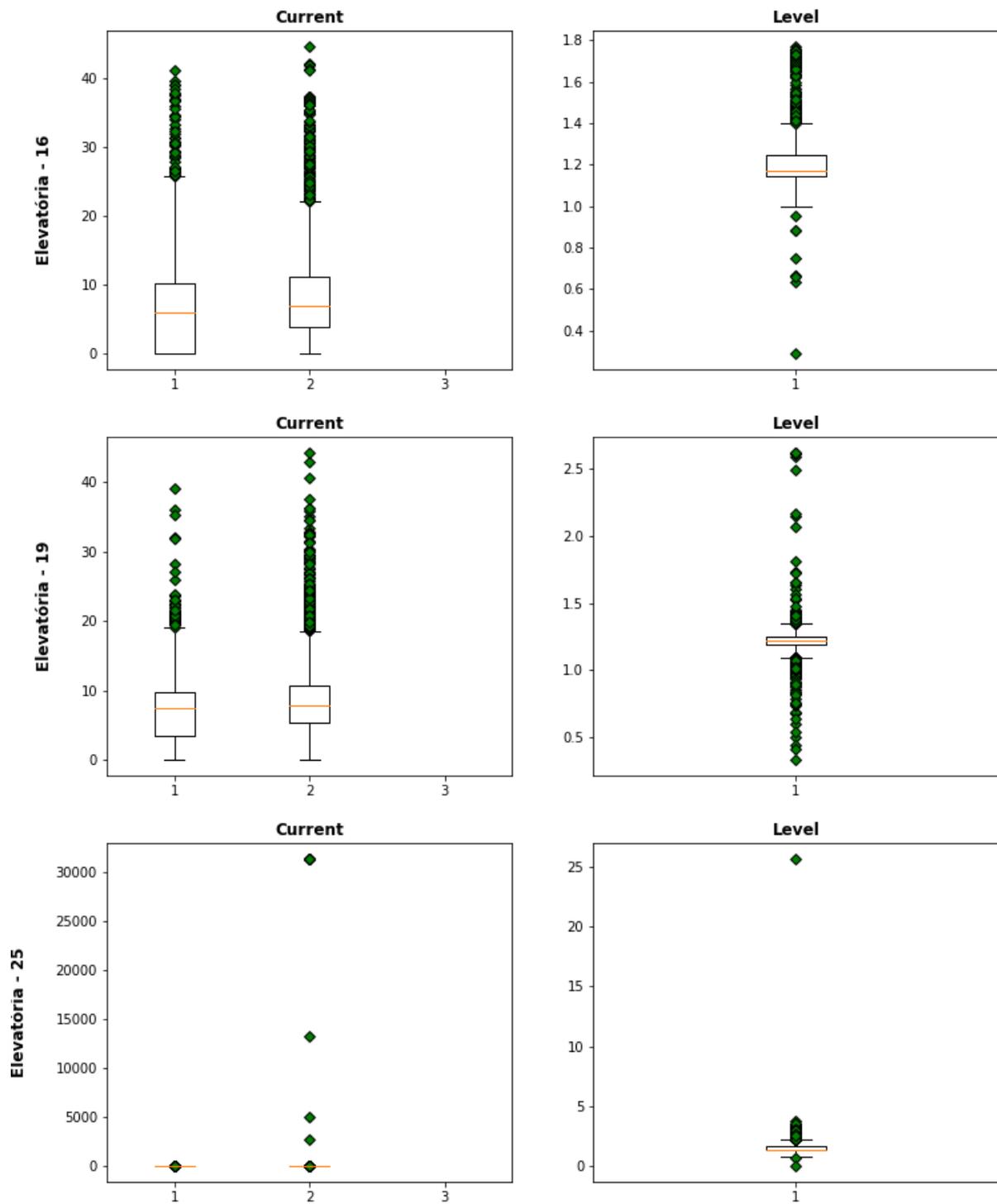


Figura 71: Boxplot apresentando distribuição de corrente e nível incluindo *outliers*

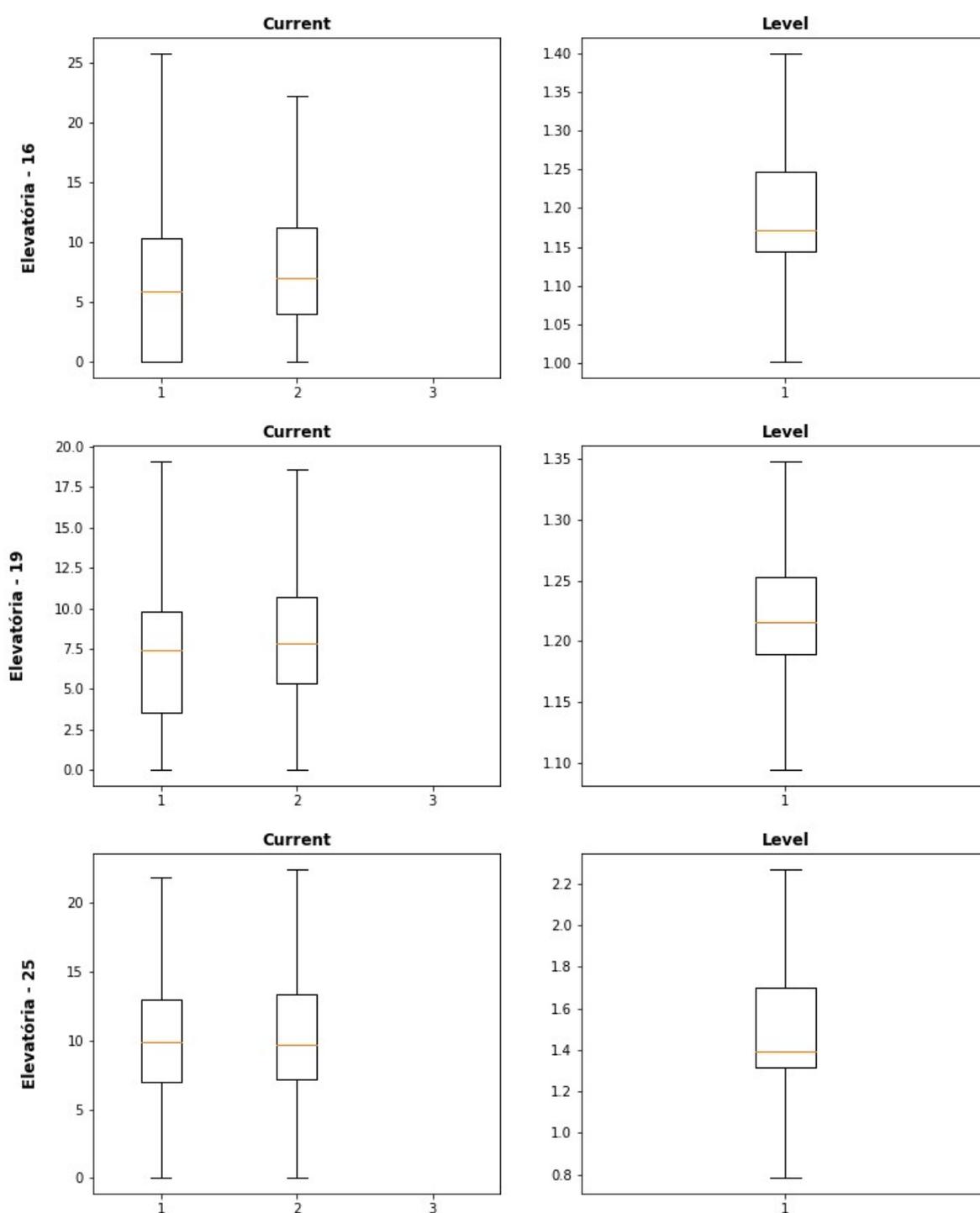


Figura 72: Boxplot apresentando distribuição de corrente e nível excluindo *outliers*

As distribuições com gráficos do tipo boxplot foram geradas utilizando valores médios diários dos sinais de corrente de cada bomba e nível.

A Figura 73 contém o boxplot dos dados de precipitação de cada estação meteorológica. Para gerar

estes gráficos, foram utilizados apenas as datas com registro de chuva (precipitação maior que zero).

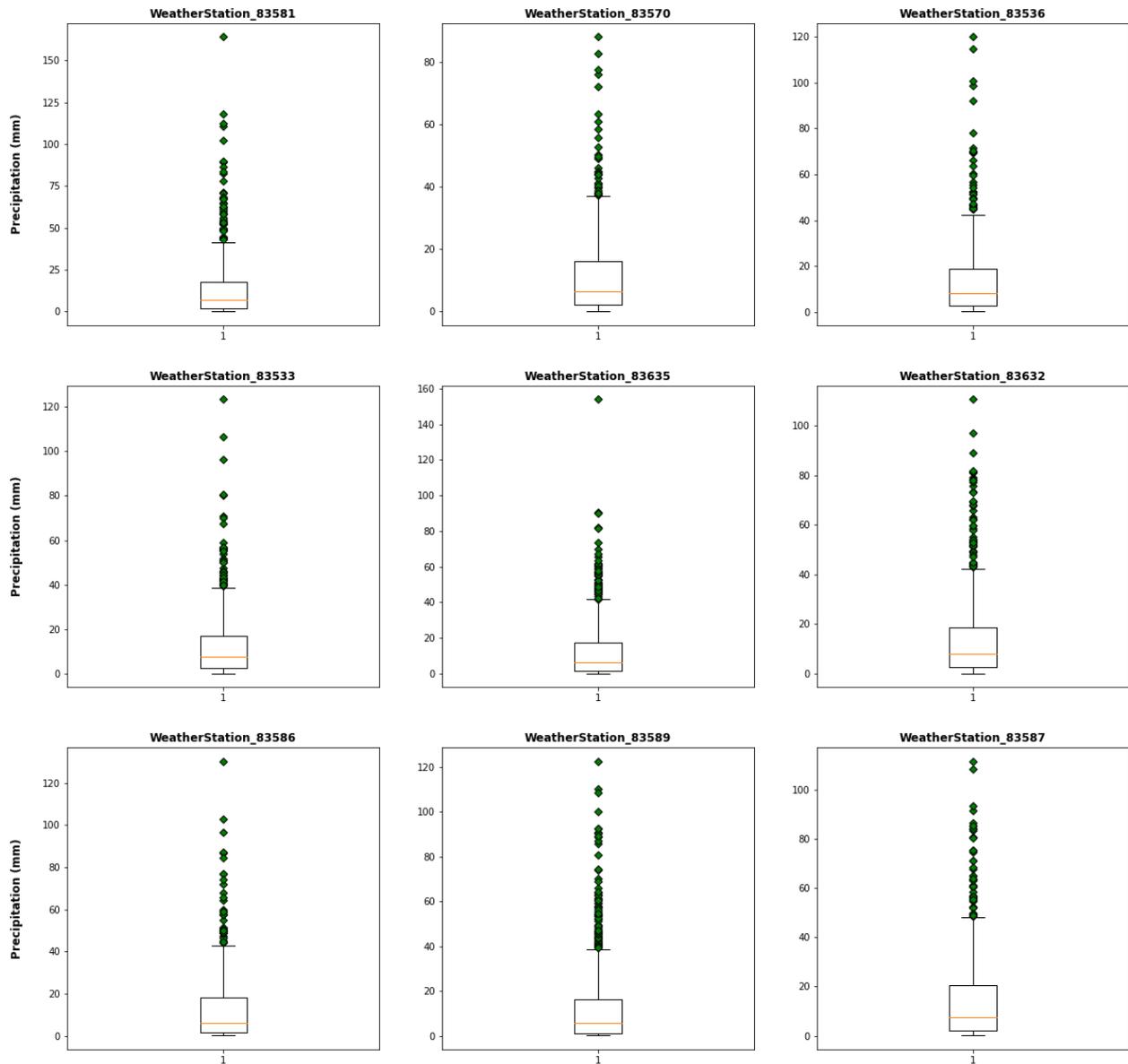


Figura 73: Boxplot apresentando distribuição de precipitações em estações meteorológicas