UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS

PEDRO HENRIQUE ALVES BRAGA

Sistema de suporte à decisão para detecção de vazamentos em redes de abastecimento de água em operação usando sinais de carga de pressão

PEDRO HENRIQUE ALVES BRAGA

Sistema de suporte à decisão para detecção de vazamentos em redes de abastecimento de água em operação usando sinais de carga de pressão

Versão Corrigida

Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, como requisito para a obtenção do Título de Mestre em Ciências: Engenharia Hidráulica e Saneamento.

Área de concentração: Hidráulica e Saneamento

Orientadora: Prof. Dra. Maria Mercedes Gamboa Medina

São Carlos 2020

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da EESC/USP com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

Braga, Pedro Henrique Alves B813s Sistema de suporte à decisão para detecção de vazamentos em redes de abastecimento de água em operação usando sinais de carga de pressão / Pedro Henrique Alves Braga; orientadora Maria Mercedes Gamboa-Medina. São Carlos, 2020.

> Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Hidráulica e Saneamento e Área de Concentração em Hidráulica e Saneamento --Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2020.

1. Sistema de Suporte à Decisão. 2. Detecção de vazamentos. 3. Redes de distribuição. I. Título.

Eduardo Graziosi Silva - CRB - 8/8907

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Engenheiro PEDRO HENRIQUE ALVES BRAGA.

Título da dissertação: "Sistema de suporte à decisão para detecção de vazamentos em redes de abastecimento de água em operação usando sinais de carga de pressão".

Data da defesa: 24/07/2020.

Comissão Julgadora:

Resultado:

Aprovado

Profa, Dra. Maria Mercedes Gamboa Medina (Orientadora) (Escola de Engenharia de São Carlos/EESC-USP)

Prof. Dr. Edevar Luvizotto Júnior (Universidade Estadual de Campinas/UNICAMP)

Prof. Dr. Alexandre Kepler Soares (Universidade de Brasília/UnB)

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Hidráulica e Saneamento:

Prof. Dr. Eduardo Mario Mendiondo

Presidente da Comissão de Pós-Graduação: Prof. Titular Murilo Araujo Romero

<u>Aprovado</u> <u>Aprovado</u>

AGRADECIMENTOS

Inicialmente agradeço a Deus por me guiar e dar forças nos momentos de incerteza e dificuldades que atravessei até a conclusão desse trabalho.

Aos meus pais Valdemar e Maria Abadia e à minha irmã Daniela por me incentivarem e apoiarem de forma incondicional ao longo de toda a minha formação.

À professora Maria Mercedes Gamboa Medina, pela orientação deste trabalho e por me tornar uma pessoa mais completa em relação à pesquisa.

À professora Luisa Fernanda Ribeiro Reis pelas contribuições e aprimoramento do projeto de pesquisa.

Ao professor Carlos Dias Maciel por ter me recebido em seu departamento (SEL) e, com isso, ter contribuído com minha formação e com sugestões de melhorias no projeto.

Aos professores do PPGSHS por trabalharem arduamente para garantir a excelência do programa e contribuir com a ciência no país. Em especial ao professor Eduardo Mario Mendiondo pelas parcerias e pelo comprometimento em coordenar o programa.

Aos funcionários do PPGSHS, em especial, a Sá, Priscila e Rose, que sempre me atenderam com muita prontidão.

Ao Departamento Autônomo de Água e Esgoto de Araraquara por permitir o desenvolvimento desse estudo e pelo suporte. Aos engenheiros Fernando, Paulo Roberto e Alexandre por direcionarem e não medirem esforços para a execução desse estudo de caso. E aos funcionários Edison e Paulo Sergio por contribuírem semanalmente por mais de seis meses com a parte de campo deste projeto.

Aos colegas do LHC e WADI-LAB pelos inúmeros cafés e conversas sobre as pesquisas. Com certeza esses momentos nos fortalecem para continuar pesquisando e tornam a pós graduação mais prazerosa.

Ao meu amigo Marcus Gomes pelas parcerias em pesquisas e por ser um exemplo para mim como uma das pessoas mais proativas e dedicadas que conheci durante o mestrado.

Aos amigos Hélio, Kalyl, Alan, Alessandra, Alex, Guilherme, Luciana, Natalia, Dimaghi e Ana Luiza pelas contribuições, muitas vezes me socorrendo às pressas para cumprir os prazos.

Aos colegas do LabSiN, por tornarem o ambiente de pesquisa mais agradável e colaborativo. Em especial à Camila por contribuir no desenvolvimento de uma das etapas do projeto.

Por fim a CNPq pela concessão da bolsa de mestrado.

RESUMO

BRAGA, P. H. A. Sistema de suporte à decisão para detecção de vazamentos em redes de abastecimento de água em operação usando sinais de carga de pressão. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação e Área de Concentração em Hidráulica e Saneamento – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2020.

As perdas na distribuição de água para abastecimento em cidades apresentam valores bem elevados em todas as regiões do Brasil, e sua redução é um dos fatores importantes para reduzir a sobrecarga sobre os recursos hídricos. Este trabalho apresenta um Sistema de Suporte à Decisão (SSD) para a detecção automatizada em tempo quase real de vazamentos e outros eventos em sistemas de distribuição de água, por meio de uma metodologia aprimorada de detecção de variações anormais de carga de pressão. A nova metodologia se estrutura a partir do Controle Estatístico de Processo (CEP) como forma de autoaprendizagem, buscando identificar alterações através de análises de curto prazo, longo prazo e interdiários de mesmo horário, realizadas com dados de carga de pressão monitorados de forma contínua em vários pontos da rede. Essas análises foram incorporadas em um SSD que classifica as anomalias por meio de um indicador integrado, que considera as análises com todos os sensores disponíveis. A metodologia foi testada em um estudo de caso que envolveu um setor de um sistema de abastecimento de água do interior de São Paulo. Para isso, sensores armazenadores de carga de pressão foram instalados, utilizando uma frequência de aquisição de dois minutos por um período de nove semanas, e em paralelo ao uso cotidiano pela população nove simulações de vazamentos foram realizadas através da abertura de hidrantes. Os resultados obtidos mostram que a integração das análises por meio do SSD pode filtrar com êxito eventos com vazão superior a 5% da vazão média durante as aberturas.

Palavras-chave: Sistema de Suporte à Decisão. Detecção de vazamentos. Redes de abastecimento de água.

ABSTRACT

BRAGA, P. H. A. **Decision support system for leak detection in operational water supply networks using pressure load signals.** Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação e Área de Concentração em Hidráulica e Saneamento – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2020.

Losses in water supply distribution in cities are very expressive in all regions of Brazil. Reducing water losses is one of the most important factors to reduce the pressure on water resources. This work shows a Decision Support System (DSS) for the automated detection, in almost real-time, of leaks and other events in water supply distribution systems through an improved methodology for detecting abnormal pressure load variations. The new methodology is based on Statistical Process Control (SPC) as a form of self-learning. It seeks to identify changes through the short-term, long-term, interdaily time analyzes. This identification is carried out by monitoring the pressure load continuously and in several points in the network. These analyzes were incorporated into the DSS which classifies the anomalies through an integrated indicator that considers the analyzes of all available sensors. The methodology was tested in a case study that involved a sector of a water supply system in the interior of São Paulo. For that, pressure load storage sensors were installed, storing data every two minutes for a period of nine weeks. At the same time as the population daily use, nine leak simulations were carried out by opening hydrants. The results show that the integrated analyzes through the DSS can successfully detect events with a flow rate higher than 5% of the average flow during the openings.

Keywords: Decision Support System. Leak detection. Water supply networks.

1 IN	NTR	ODUÇÃO	. 13
2 O	BJF	CTIVO	. 17
2.1	OE	BJETIVO GERAL	.17
2.2	OE	BJETIVOS ESPECÍFICOS	.17
3 E	STA	DO DA ARTE	. 19
3.1	RE	EVISÃO SISTEMÁTICA DE LITERATURA	.19
3.1	1.1	Metodologia da revisão	.19
3.1	1.2	Resultados da revisão	.21
3.2	ES	TUDO DE SINAIS PARA DETECÇÃO DE VAZAMENTOS	.26
3.2	2.1	Vazão	.26
3.2	2.2	Vazão e Pressão	.29
3.2	2.3	Pressão	.31
3.2	2.4	Considerações finais sobre o estado da arte	.33
4 M	(ET)	ODOLOGIA	. 35
4.1	LE	VANTAMENTO DE DADOS	.35
4.1	1.1	Caracterização dos dados de carga de pressão e determinação da posiç	ção
PV x Re	esidé	ència	.35
	4.1.	1.1 Caracterização das séries de carga de pressão	.38
	4.1.	1.2 Comparação das séries de carga de pressão	. 39
4.1	1.2	Projeto de monitoramento para determinação da localização o	dos
sensores	s de	carga de pressão	.39
4.1	1.3	Coleta de dados de carga de pressão e simulações de vazamentos	.40
4.2	ΤÉ	CNICAS DE CONTROLE ESTATISTICO DE PROCESSO (CEP) PAI	RA
DETECÇÃ	ÃO E	DE VAZAMENTOS	.40
4.2	2.1	Pré-processamento dos dados de carga de pressão	.40
4.2	2.2	Remoção da variação de nível do reservatório dos dados de carga	de
pressão		41	
4.2	2.3	Análise através do CEP	.41

SUMÁRIO

pressão 65		
5.1.5 Re	moção da variação de nível do reservatório dos dados de carga	de
5.1.4.5	Remoção de possíveis oscilações devido a abertura de torneiras	64
5.1.4.4	Suavização pela média móvel	63
5.1.4.3	Correção de dados de carga de pressão no meio das séries	62
5.1.4.2	Remoção de dados de carga de pressão de início de série	61
5.1.4.1	Remoção de pressões extremas	60
5.1.4 Pr	é-processamento dos sinais de carga de pressão	60
5.1.3 Sir	nulações de vazamentos	59
detecção de vaz	zamentos	58
5.1.2 Ca	racterização e calibração do setor para aplicação de métodos	de
5.1.1.4	Conclusão PV x Residência	57
5.1.1.3	Distância ponto a ponto	56
5.1.1.2	Comparação das séries de carga de pressão	55
5.1.1.1	Caracterização das séries de carga de pressão	53
5.1.1 PV	x Residência	53
5.1 LEVA	NTAMENTO DE DADOS	53
5 RESULT	ADOS	.53
4.3.2 An	presentação das informações para o SSD	50
4.3.1 Inc	dicador integrado de vazamentos	49
4.3 SISTE	MA DE SUPORTE À DECISÃO (SSD)	49
4.2.4.3	Parâmetros do CEP interdiário	48
4.2.4.2	Parâmetros do CEP de longo prazo	47
4.2.4.1	Parâmetros do CEP de curto prazo	46
4.2.4 Ot	imização dos parâmetros do CEP	46
4.2.3.3	Comparação através do CEP interdiário	44
4.2.3.2	Comparação através do CEP de longo prazo	44
4.2.3.1	Comparação através do CEP de curto prazo	42

	5.1.6	Otimização dos parâmetros do CEP6	6		
	5.1	.6.1 CEP de curto prazo	5		
	5.1	.6.2 CEP de longo prazo	9		
	5.2 RI	ESULTADOS CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSO (CEP)7	1		
	5.2.1	CEP de curto prazo72	1		
	5.2.2	CEP de longo prazo74	4		
	5.2.3	CEP interdiário de mesmo horário7	5		
	5.2.4	Considerações finais sobre o CEP para detecção de vazamentos7	9		
	5.3 SI	STEMA DE SUPORTE À DECISÃO (SSD)	9		
6	CON	ICLUSÕES	7		
A	PÊNDIC	CE A	5		
	RESUL	TADOS DO CEP DE CURTO PRAZO9	5		
	Prime	eira simulação de vazamentos9	5		
	Segunda simulação de vazamentos97				
	Terceira simulação de vazamentos99				
	Quarta simulação de vazamentos101				
	Quinta simulação de vazamentos103				
	Sexta simulação de vazamentos105				
	Sétim	a simulação de vazamentos10'	7		
	Oitava simulação de vazamentos10				
	Nona	simulação de vazamentos11	1		
	RESUL	TADOS DO CEP DE LONGO PRAZO112	3		
	Prime	eira simulação de vazamentos11.	3		
	Segur	nda simulação de vazamentos11	5		
	Terce	eira simulação de vazamentos11'	7		
	Quar	ta simulação de vazamentos119	9		
	Quint	ta simulação de vazamentos12	1		

Sexta simulação de vazamentos	
Sétima simulação de vazamentos	125
Oitava simulação de vazamentos	127
Nona simulação de vazamentos	129
RESULTADOS DO CEP INTERDIÁRIO	
Primeira simulação de vazamentos	131
Segunda simulação de vazamentos	133
Terceira simulação de vazamentos	135
Quarta simulação de vazamentos	137
Quinta simulação de vazamentos	139
Sexta simulação de vazamentos	141
Sétima simulação de vazamentos	143
Oitava simulação de vazamentos	145
Nona simulação de vazamentos	

1 INTRODUÇÃO

A gestão de perdas em redes de abastecimento de água é muito necessária para reduzir os impactos sobre o meio ambiente e reduzir o custo para o consumidor final. Segundo dados do SNIS (2016), no Brasil cerca de 38% da água tratada é perdida antes de chegar ao consumidor final (Quadro 1). No que se refere ao cenário mundial é possível observar na Figura 1 segundo dados de 2011 da Rede Internacional de Análise Comparativa para Serviços de Água e Saneamento (IBNET, 2011), o Brasil ocupa a 20^a posição em um ranking de 43 países; tendo países com população similar ou superior com índices de perdas muito inferiores, tais como Estados Unidos com 13% e China com 22%, mas também países ainda populosos e em desenvolvimento, como México e Rússia, com perdas de 24 e 23%, respectivamente. (TREVISAN, 2015).

Quadro 1 - Índice de perdas na distribuição (indicador IN₀₄₉) dos prestadores de serviços participantes do SNIS em 2016, segundo tipo de prestador de serviços, região geográfica e Brasil.

		Tipo de prestador de serviços						
	Região	Regional	Micror- regional	Local Direito Público	Local Direito Privado	Local Empresa Privada	Total	
		(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	
-	Norte	52,8	-	35,5	-	44,2	47,3	
	Nordeste	47,3	-	38,8	26,5	63,1	46,3	
	Sudeste	33,0	35,4	39,1	31,5	37,2	34,7	
	Sul	37,0	26,1	32,8	47,8	40,8	36,3	
	Centro-Oeste	33,2	45,4	35,6	-	40,6	35,0	
	Brasil	38,1	34,9	37,6	34,4	40,8	38,1	

Fonte: Adaptado de SNIS (2016).



Figura 1 - Porcentagem de perdas na distribuição de água por país em 2011

Em virtude do aumento da demanda e da grande porcentagem de perdas, cidades como São Paulo já estão buscando água para o seu abastecimento a cerca de 83 Km de distância, na Bacia do Rio São Lourenço (BRASIL, 2018). A Associação Internacional de Água (IWA, pela sigla em inglês para *International Water Association*) definiu em 2007 um manuscrito orientando técnicas para o gerenciamento de sistemas de abastecimento de água (IWA, 2007). O documento em questão cita quatro principais técnicas: gerenciamento da pressão, técnicas ativas de controle de vazamentos, qualidade e rapidez no reparo de vazamentos e gestão de reabilitação da estrutura. Dentre essas técnicas, a redução das perdas poderia reduzir a necessidade de buscar águas tão distantes como em São Paulo.

Diversas técnicas ativas para detecção e localização de vazamentos em redes de distribuição foram desenvolvidas nos últimos anos. Dentre as técnicas de medição *in loco* estão:

Fonte: Adaptado de IBNET (2011).

detecção acústica (YANG; WEN; LI, 2008), radar de penetração no solo (LAI et al., 2016) e infravermelho (SHAKMAK; AL-HABAIBEH, 2015). Dentre as técnicas de análise por meio de medições a distância estão a modelagem hidráulica comparando com o transitório hidráulico (SOARES; COVAS; REIS, 2015; GHAZALI et al., 2012; SRIRANGARAJAN et al., 2012; WITNESS MPESHA et al., 2001), modelagem hidráulica comparando com o funcionamento real (COVAS; RAMOS, 2010; MESEGUER et al., 2014; RANKO PUDAR; MEMBER; LIGGETT, 1992; SANZ et al., 2015), e também análise de sinais de carga de pressão e/ou vazão, adquiridos em períodos prolongados durante operação do sistema, sendo este, objeto de análise do trabalho.

Diante do exposto, foi realizada uma revisão sistemática sobre o tema detecção de vazamentos em redes de distribuição de água utilizando sinais de carga de pressão e/ou vazão, adquiridos em períodos prolongados durante operação do sistema. Os artigos obtidos na etapa de revisão sistemática foram analisados quanto aos seus conteúdos entorno: da metodologia utilizada para detecção, do tipo de sistema utilizado como teste e dos principais resultados.

O presente projeto teve como intuito principal desenvolver um sistema de suporte à decisão (SSD) para detecção de vazamentos em redes de abastecimento de água em operação usando sinais de carga de pressão. Para tanto, foi utilizado como base o trabalho proposto por Gamboa-Medina (2017) com algumas adequações como: a aquisição de dados de carga de pressão em cavaletes de residências ao invés de poços de visita (PVs), a integração dos alarmes gerados pela detecção e a incorporação de diferentes sensores na forma de um SSD.

2 OBJETIVO

2.1 OBJETIVO GERAL

O objetivo geral do projeto foi desenvolver um sistema de suporte à decisão (SSD) para realizar a detecção de vazamentos em redes de abastecimento de água em operação usando sinais de carga de pressão.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Verificar a similaridade entre os sinais de carga de pressão obtidos nos cavaletes de residências e os sinais de carga de pressão obtidos em poços de visitas em um sistema real no município de Araraquara - SP;
- Aprimorar os métodos de CEP com base em dados reais;
- Desenvolver um SSD de modo a relacionar dados de diferentes sensores para priorizar instantes e regiões em que maior houver probabilidade ou indicativo de vazamento.

3 ESTADO DA ARTE

Uma revisão sistemática sobre métodos de detecção de vazamentos usando dados de carga de pressão e/ou vazão foi realizada e posteriormente, foi realizado um detalhamento dos artigos selecionados, evidenciando a metodologia utilizada, o local onde o método foi analisado e também o desempenho final do método.

3.1 REVISÃO SISTEMÁTICA DE LITERATURA

Para a realização da revisão sistemática apresentada nessa dissertação, foi aplicado um método de busca e análise de conteúdo de forma organizada, utilizando uma metodologia consolidada, de Fernández-Ríos e Buela-Casal (2009), com o intuito de não enviesar o estudo e também ampliar ao máximo a busca.

Para tanto, foi utilizado o programa *State of the Art through Systematic Review* (StArt)¹ v.3.0.4, tendo sido escolhido por ser um *software* gratuito e também para divulgar o desenvolvimento de *softwares* por instituições públicas.

3.1.1 Metodologia da revisão

O *software StArt* possui três etapas até a geração dos resultados, sendo elas: planejamento, execução e sumarização.

A etapa de planejamento consistiu em definir: o objetivo da revisão, as palavras-chave, a definição dos critérios de seleção, os idiomas de escrita, as bases de dados onde serão realizadas as pesquisas, os critérios de inclusão e exclusão, e a atribuição de pesos para as palavras chaves de acordo com sua localização, seja no título, no resumo ou nas palavras-chave do artigo.

O objetivo da revisão foi encontrar artigos sobre detecção de vazamentos em redes de distribuição de água que utilizem análises de carga de pressão e/ou vazão adquiridos em períodos prolongados durante operação do sistema. As palavras chaves utilizadas para a busca dos artigos nas bases de dados foram: *"leak detection" or "burst detection" and "water supply*", a quantidade resumida de palavras-chave utilizadas teve como propósito ampliar o número de estudos abrangidos pela busca. O idioma utilizado foi o Inglês, uma vez que a maioria dos trabalhos de alto impacto publicados utilizam esse idioma. As bases de dados foram *Web of*

¹ http://lapes.dc.ufscar.br/tools/start_tool

*Science - Coleção Principal (Clarivate Analytics)*² e *ScienceDirect (Elsevier)*³ pois estas bases compilam grande quantidade de publicações especializadas em engenharia em geral, além de permitirem a exportação dos dados necessários para realizar a revisão sistemática. O período de publicação considerado foi de 2000 a 2018, visando garantir que os principais estudos sobre o tema estivessem inclusos. Os critérios de inclusão foram: (1) o artigo aborda algum método para detecção de vazamentos em redes de distribuição de água usando sinais de carga de pressão e/ou vazão adquirida em períodos prolongados durante operação do sistema, e exclusão: (1) o artigo aborda algum método para detecção de vazamentos em redes com fluidos diferentes de água, (2) o artigo está fora do tema. O programa StArt possui um sistema de pontuação em função de palavras chave, nessa etapa foram adicionadas as seguintes palavras chave: *burst, leakage, leak, water, supply, network, pressure, signal, flow, fault, detection,* e *distribution.* Os pesos atribuídos para a pontuação dos artigos foram: 5 para cada palavra chave contida no título, 3 para cada palavra chave contida no resumo e 2 para cada palavra chave contida no item palavra chave do artigo, sendo essa a pontuação padrão do software.

A etapa de execução foi dividida em quatro subetapas: i) identificação dos estudos, ii) seleção, iii) extração e iv) revisão final. Na etapa de identificação dos estudos os artigos foram importados de acordo com sua base de dados, *Web of Science - Coleção Principal (Clarivate Analytics)* e *ScienceDirect (Elsevier)*. Na etapa de seleção foram analisados os títulos dos artigos com pontuação superior a 20% da pontuação máxima calculada pelos pesos, caso o título do artigo sugerisse que o artigo poderia abordar o tema em questão ele era aceito, do contrário rejeitado, este critério foi utilizado para limitar o número de artigos analisados. Na etapa de extração os artigos foram classificados de acordo com o resumo, visto que o título já tinha sido analisado. Por fim, na etapa de revisão final os artigos foram analisados na íntegra, descartando os artigos que não estavam disponíveis na sua forma completa na base de dados que a USP tem acesso.

Na etapa de sumarização foi comparado o número de publicações em cada ano, os países de origem dos autores, o tipo de sinal analisado (seja carga de pressão e/ou vazão) e, também foi analisado o sistema onde o método foi aplicado, se em uma rede de abastecimento de água real, em uma rede experimental ou em rede teórica.

²https://www.webofknowledge.com/

³ https://www.sciencedirect.com/

3.1.2 Resultados da revisão

Foram encontrados 5780 (91%) artigos na base de dados *Web of Science - Coleção Principal (Clarivate Analytics)* e 590 (9%) na *ScienceDirect (Elsevier)*, sendo que nesta última foi selecionado como tipo de artigo apenas Research articles. Na Figura 2 é possível observar o número de publicações relacionadas ao tema desde o ano 2000. Também se observa que o tema vem apresentando um aumento expressivo no número de publicações. Vale destacar que o baixo número do ano de 2020 se deve ao fato de a análise ter ocorrido até o mês de agosto apenas.



Fonte: Adaptado de *Web of Science - Coleção Principal (Clarivate Analytics)* e *ScienceDirect (Elsevier)*.

Para a rejeição, o critério foi conter nos títulos as palavras: gas, hydrocarbon, hydrogen, oil, sodium, acoustic, pollutants, vibration, optic, fiber, vibrational, CO₂, oscillation.

A partir dos dados observados na Figura 3 é possível concluir que as palavras-chave estabelecidas no *StArt* foram condizentes com o tema abordado, sendo que uma maior proporção de artigos com pontuações altas foram selecionados ao final da revisão. O fato de

possuir muitos intervalos de pontuação sem artigos aceitos (0%) nas pontuações maiores que 130 se deve à pequena quantidade de artigos, apenas treze, somando artigos com pontuações de 130 a 209. Também pode-se concluir que o critério de parada adotado foi eficiente, visto que a probabilidade de um artigo ser selecionado caso ele possuísse uma pontuação inferior a 40 pontos era muito pequena e demandaria grande esforço para isso.





Fonte: Autor.

Figura 4 - Fluxograma artigos



Fonte: Autor.

Os 38 artigos selecionados sobre o tema (Figura 4) foram classificados em relação ao país dos autores (Figura 5), o tipo de sinal utilizado para a detecção de vazamentos (Figura 6) e tipo de sistema avaliado (Figura 8).



Fonte: Adaptado de *Web of Science - Coleção Principal (Clarivate Analytics)* e *ScienceDirect (Elsevier)*.

Diversos países têm publicado trabalhos sobre o assunto (Figura 5) e em diferentes continentes, na Europa com destaque para o Reino Unido, na América para os Estados Unidos, na Ásia para a Coreia do Sul, na África para a Tunísia e na Oceania para a Austrália. No Brasil apenas um trabalho sobre o assunto foi encontrado, evidenciando a necessidade de mais estudos sobre o tema.





Figura 7 - Número de artigos publicados ao longo dos anos em relação ao tipo de sinal



Fonte: Autor

Uma possível tendência foi observada quanto ao fato de os autores utilizarem sinais do tipo vazão quando comparados aos demais (Figura 6), porém não é possível afirmar com certeza qual é o melhor tipo de sinal para detecção de vazamentos, seja carga de pressão e/ou vazão. Ao analisar a evolução temporal de onde os sistemas foram testados observa-se que as três abordagens ainda são utilizadas, pressão, vazão e ambos (Figura 7). Também é possível concluir que o tema ganhou destaque nos últimos cinco anos, aumentando consideravelmente o número de publicações (Figura 7).



Fonte: Autor



Ao se analisar o tipo de sistema utilizado para testar os métodos foi observado que o sistema real é o mais utilizado (Figura 8). A evolução temporal do tipo de sistema permitiu a conclusão de que a maior parte dos autores está buscando utilizar sistemas reais (Figura 9), demonstrando que o tema é visto como promissor para utilização em grande escala no futuro pelas companhias de abastecimento de água.

Fonte: Autor

3.2 ESTUDO DE SINAIS PARA DETECÇÃO DE VAZAMENTOS

Nesta seção foram detalhados os artigos selecionados ao final da revisão sistemática quanto ao tipo de sinal utilizado, à metodologia, ao tipo de sistema utilizado para testar os métodos e aos principais resultados.

3.2.1 Vazão

Dentre as abordagens para detecção de vazamentos, coletas exclusivas de sinais de vazão durante longos períodos foram realizadas por diversos autores. O primeiro trabalho encontrado dentro dos parâmetros de busca utilizados na revisão sistemática sobre o assunto foi o de Buchberger e Nadimpalli (2004), nele os autores analisam a vazão em períodos noturnos de pequenos setores residenciais, visto que nesse tipo de setor, os consumos noturnos são muito baixos. Foram realizadas análises estatísticas a fim de determinar se a distribuição de probabilidade corresponde ou não aos valores esperados, indicando vazamentos, com isso, os autores concluíram que o método era válido para setores similares ao investigado.

O trabalho realizado por Aksela, Aksela e Vahala (2009) utilizou vetores de vazões medidos em setores com vazamentos conhecidos e em setores sem vazamentos, com esses dados e com a ajuda de mapas auto-organizados (SOM, pela sigla em inglês) foram geradas funções que representam vazamentos. A partir dos experimentos realizados foi possível concluir que o método consegue detectar vazamentos em um setor específico.

O método apresentado por Mounce, Boxall e Machell (2010) baseou-se no treinamento de uma sequência de dados de vazões reais usando redes neurais artificiais para obter um modelo de densidade de probabilidade da vazão futura. Quando um evento é classificado como fora do normal, um sistema de inferência difusa realiza a classificação da última vazão observada com a vazão prevista criando um ranking de alertas. O método analisou 144 setores do Reino Unido por um período de dois meses e concluiu ser efetivo para a detecção de vazamentos.

A análise de componentes principais (PCA, pela sigla em inglês) foi utilizada por Palau, Arregui e Carlos (2012) com dados de vazão coletados na entrada de um setor de distribuição de água na costa leste da Espanha. Por meio de um sistema de supervisão, controle e aquisição os dados são filtrados de modo a salvar apenas os relevantes para a detecção de anomalias. Os autores concluíram que o sucesso do método depende fortemente da qualidade e variabilidade dos dados para conseguir detectar vazamentos. Diferente da maioria dos autores, nesse trabalho foi citado que vazamentos com aproximadamente 5% da vazão média foram detectados com uma probabilidade de 30 a 95% dependendo da hora em que ocorreram.

Um grupo de pesquisadores (QUEVEDO *et al.*, 2012), aplicou um balanço de vazões por longos períodos em um setor de Barcelona, Espanha, analisando as relações de fluxo durante o período noturno. Um trabalho similar foi realizado por Rajeswaran, Narasimhan e Narasimhan (2018), porém para redes sintéticas. Ambos os trabalhos apresentaram resultados satisfatórios para a detecção de vazamentos.

Métodos heurísticos foram utilizados para comparar continuamente pares de vazões previstas e medidas em um sistema de abastecimento de água no Oeste dos Países Baixos (BAKKER et al., 2014a). Para isso, foi desenvolvido um modelo de previsão adaptativo de vazões utilizando um banco de dados de cinco anos de vazões cuja probabilidade de detecção de vazamentos apresentada foi de 44,4% com apenas 5% de falsos alarmes.

O uso de Filtros Kalman (CHOI et al., 2016; JUNG; LANSEY, 2014) e o uso de Filtros de Partículas (ANJANA et al., 2015) possibilitaram a estimativa de vazões de um sistema a partir de uma série temporal, avaliando a diferença entre sinais de vazões medidos e previstos. O primeiro trabalho, de Jung e Lansey (2014), foi testado em uma rede real modificada conseguindo detectar 35% dos vazamentos com uma taxa de 9% de falsos alarmes. O segundo, de Choi et al., (2016), foi realizado considerando uma rede sintética e em uma rede modificada da cidade de Jeongeup, na Coreia do Sul. A rede sintética se mostrou eficaz para detecção de vazamentos de curta duração e a rede modificada produziu uma acurácia da ordem de 27 a 50%. Por fim, Anjana et al., (2015) simularam em uma rede real em Mandya, (Karnataka, Índia) e puderam concluir que o uso do Filtro de Partículas, apesar de demandar estudos complementares, pode ser válido para a previsão de vazões.

Hutton e Kapelan (2015) desenvolveram um método probabilístico de previsão da vazão futura incorporando análise das incertezas. Os autores também citaram que a técnica possibilitou detectar vazamentos superiores a 5% da vazão média, em uma rede sintética.

Christodoulou, Kourti e Agathokleous (2016) utilizaram a transformada de *wavelet* para analisar como a frequência se modifica quando analisados os dados de vazão em uma rede sintética. A rede criada possuía um ano de dados horários de vazão. A transformada de *wavelet* pode ser definida simplificadamente como uma técnica para a análise de sinais que gera uma família de funções elementares, sendo possível analisar tanto em tempo quanto em frequência. O trabalhou utilizou a técnica para analisar o sinal sob condições sem vazamentos e posteriormente fazer inferências sobre o sistema com vazamentos, tendo obtido sucesso na detecção de anomalias na rede sintética desenvolvida.

Quiñones-Grueiro, Verde e Llanes-Santiago (2017) desenvolveram uma metodologia para detecção de vazamentos em que inicialmente é realizado um pré-processamento nos dados de vazão. Com os dados modificados, três métodos para detecção são aplicados: i) análise do componente principal (PCA, pela sigla em inglês); i) análise do componente independente (ICA, pela sigla em inglês) e; iii) descrição de dados com vetores de suporte (SVDD, pela sigla em inglês). Essa metodologia foi aplicada em uma rede sintética, e segundo o autor o pré-processamento melhorou a detecção em 75%.

O método baseado em agrupamento (*cluster*) proposto por Wu et al., (2017) necessita apenas de um dia de dados de vazão para obter um modelo ajustado. O modelo utiliza a distância dos cossenos para analisar a dissimilaridade entre dados de vazão. O modelo foi aplicado em um setor localizado no sul da China, produzindo uma taxa de detecção de 71,43% com 0,4% de falsos alarmes, para vazamentos superiores a 10% da vazão média.

O uso de sensores de vazão inteligentes (*Automated Meter Reading*) foi utilizado no Campus Científico de Lille, França por Farah e Shahrour (2017, 2018). A abordagem consistiu em coletar dados de vazão em vários pontos durante períodos noturnos, por 2 anos. Os dados foram separados em dias de meio da semana, fins de semana e feriados, obtendo um balanço de vazões para determinar quando estava ocorrendo um vazamento. A metodologia detectou vazamentos de forma rápida e eficaz, sendo detectados 25 vazamentos não reportados durante o período de estudo.

Jiménez-Cabas et al., (2018) propuseram um modelo utilizando tanto análise de sinais de vazão quanto utilizando a modelagem hidráulica do sistema. Para isso ele adaptou um novo termo para a rugosidade dos tubos denominado "novo coeficiente do modelo de Wood" (1966). O modelo foi testado em redes sintéticas produzindo resultados satisfatórios para a detecção de vazamentos.

Um grupo de pesquisadores (MOCZULSKI et al., 2018), desenvolveu um sistema para a detecção de vazamentos, usando dados de vazão, em um projeto piloto no sul da Polônia. Inicialmente um banco de dados foi criado de modo a determinar o funcionamento normal do sistema. Posteriormente, uma média móvel é utilizada para definir o resíduo do sinal medido, caso a média do resíduo seja diferente de zero, seria considerado a detecção de um vazamento. Durante os cinco anos em que o estudo foi avaliado as perdas passaram de 8,52% em 2012 para apenas 4,1% em 2016.

Diante das diversas abordagens utilizadas nos artigos selecionados, ficou claro que ainda não existe um consenso sobre qual a melhor técnica para a detecção de vazamentos utilizando sinais de vazão. Porém, os resultados de todos os trabalhos mostraram que é possível extrair informações a serem interpretadas como indicadores de vazamentos. Dentre os pontos positivos do uso desse tipo de sinal, vale destacar que todos os autores tiveram resultados satisfatórios na detecção, apesar da maioria não detalhar qual o tamanho do vazamento, a acurácia e especificidades atingidas, somente Hutton e Kapelan (2015); Palau, Arregui e Carlos (2012) citam que foi possível detectar vazamentos com vazões superiores a 5% e Wu et al. (2017) com vazão média superior a 10% da vazão média do setor. Dentre os pontos negativos estão: o elevado custo do sensor de vazão, quando comparado com sensores de carga de pressão (WU; LIU, 2017) e também a maior complexidade de sua instalação, podendo inclusive gerar interferências no funcionamento da rede.

3.2.2 Vazão e Pressão

Diversos autores utilizam uma análise integrada de sinais de vazão e carga de pressão para a detecção de vazamentos. Misiunas et al., (2006) buscou detectar vazamentos por meio de uma análise das vazões de entrada no setor a partir de gráficos de soma cumulativa. Quando alguma variação era detectada um modelo hidráulico era comparado com dados de carga de pressão adquiridos dentro do sistema a fim de aproximar a localização do vazamento. Esse método foi testado em um sistema sintético e apresentou potencialidade para a detecção de vazamentos.

O uso de redes neurais artificiais (ANNs, pela sigla em inglês) para realizar análises de dados de vazão e carga de pressão foi proposto por Mounce e Machell (2006). O método utiliza duas arquiteturas de redes neurais; a primeira, estática e a segunda, considerando um tempo de atraso, para classificar os sinais de carga de pressão e vazão coletados em períodos sem vazamentos e períodos com anomalias. O método foi aplicado em uma rede real do Reino Unido e a rede neural com um tempo de atraso apresentou um desempenho superior à estática.

O uso de Filtros Kalman adaptados foi utilizado para definir o comportamento normal de dados de vazão e carga de pressão coletados em setores do norte da Inglaterra por Ye e Fenner (2011) e também por Jung, Lansey e Asce (2014) em uma rede sintética. Após a aplicação do filtro os valores residuais, quando tais valores existiam, estavam fortemente correlacionados

com vazamentos. De acordo com a análise de Ye e Fenner (2011), os dados de vazão se mostraram mais sensíveis para a detecção de vazamentos do que os dados de carga de pressão.

Utilizando cinco anos de dados históricos da parte ocidental dos Países Baixos, Bakker et al., (2014b) propuseram a utilização de métodos heurísticos para comparar valores medidos com valores esperados para vazão e carga de pressão. Os valores esperados eram calculados por modelos de previsão de demanda adaptativa, no caso da vazão, e por um estimador dinâmico que relaciona redução de pressão com demandas, para a pressão. O método detectou 80% de grandes vazamentos reportados no período.

Kang, Lansey e Asce (2014) desenvolveram tabelas de sensibilidade especificas para a detecção de vazamentos, utilizando dados de vazão e carga de pressão em uma rede sintética. Dados observados em campo em conjunto com tabelas de sensibilidade foram integrados para determinar a localização dos vazamentos. A metodologia foi avaliada como efetiva e rápida para detectar e determinar a localização de vazamentos.

Uma metodologia utilizando várias técnicas foi desenvolvida por Romano, Kapelan e Savic (2010, 2012). Nela dados de carga de pressão e vazão eram coletados em tempo real em setores do Reino Unido. A partir deste monitoramento, a transformada de *wavelet* era utilizada para remover os ruídos dos dados e as ANNs eram utilizadas para determinar os valores previstos de carga de pressão e vazão no curto prazo. Controles estatísticos de processo (CEP, pela sigla em inglês) eram utilizados para analisar os sinais previstos e medidos e com isso determinar se estava ou não ocorrendo um vazamento. Além disso, foi utilizado Sistemas de Inferência Bayesiana (BIS, pela sigla em inglês) para determinar a probabilidade de este evento ser verdadeiro.

Em 2014, Romano, Kapelan e Savić (2014a, 2014b) recalibraram a metodologia proposta em 2010/2012 (ROMANO; KAPELAN; SAVIC, 2010, 2012) inserindo uma otimização com Algoritmos Genéticos para determinar a melhor estrutura de ANN além de avaliações estatísticas de desvios e de tendência nos BIS. O método se mostrou eficaz para a detecção de vazamentos.

Abdulla e Herzallah (2015) utilizaram modelos lineares generalizados múltiplos e técnicas de agrupamento de dados para desenvolver um sistema de detecção de vazamentos. Para isso foram utilizados dados de carga de pressão e vazão obtidos de um sistema de laboratório. Pelas análises apresentadas, as técnicas de agrupamento de dados produziram resultados mais próximos do esperado na detecção de anomalias do que os modelos lineares.

Fox, Collins e Boxall (2015) utilizaram dados de carga de pressão e vazão em uma rede sintética para verificar a eficácia da detecção de vazamentos. Para realizar as análises foram

utilizados dados apenas dos períodos de vazões mínimas noturnos, aplicando um ajuste nos expoentes de vazamento em uma equação pré-determinada, tendo obtido resultados satisfatórios para a detecção de vazamentos.

Novamente, notou-se que não existe uma metodologia consolidada para detectar vazamentos utilizando sinais de carga de pressão e vazão em conjunto. Porém autores como Romano, Kapelan e Savic já publicaram diversos trabalhos (ROMANO; KAPELAN; SAVIC, 2010, 2012; ROMANO; KAPELAN; SAVIĆ, 2014b), apontando que sua metodologia estaria um passo à frente das demais.

De modo geral, o uso de sinais de carga de pressão e vazão em conjunto tem grande potencial de aplicação, pois na maioria dos casos não é necessário adicionar mais sensores do que os existentes, o que foi citado em todos os trabalhos analisados, visto que há um consenso entre as companhias de abastecimento, em países desenvolvidos, de utilizar sensores de vazão e carga de pressão nas entradas e saídas dos setores, e também sensores de carga de pressão em pontos elevados; infelizmente, essa situação não existe em todas as cidades brasileiras. Como principal ponto negativo podemos citar a necessidade de que ambos os sensores, vazão e carga de pressão sejam corretamente calibrados, o que já foi verificado por Gamboa-Medina (2017) e muitas vezes não ocorre. Outro ponto negativo é que esses trabalhos não fornecem os detalhes sobre o método principal, apenas as primeiras experiências, alguns resultados e aspectos superficiais e apenas com essas informações não é possível reproduzir tais métodos.

3.2.3 Pressão

A partir dos parâmetros de busca utilizados na revisão sistemática, estudos sobre o uso isolado de sinas de carga de pressão medidos durante longos períodos foram encontrados a partir de 2014 com os trabalhos de Gamboa-Medina, Reis e Guido (2014) e Ishido e Takahashi (2014). Gamboa-Medina, Reis e Guido (2014) realizaram o estudo de longas series de carga de pressão adquiridas em um sistema experimental, com e sem transformações dos dados, a fim de extrair características que se relacionasse com vazamentos simulados. Dentre as análises realizadas estavam: i) a distância dos valores da sua média; ii) uma medida de imprevisibilidade; iii) contagem da quantidade de vezes que o dado de carga de pressão mudava de sinal (positivo, negativo); e iv) a decomposição *wavelet* (WDE, pela sigla em inglês). Ishido e Takahashi (2014) utilizaram a relação entre dois sinais de carga de pressão medidos em locais diferentes na mesma rede para detectar vazamentos. Ambos os trabalhos permitem a conclusão de que

utilizando apenas a análise de sinais de carga de pressão é possível extrair características que se relacionam com vazamentos.

Kim et al., (2016) desenvolveram uma metodologia para detecção de vazamentos com sinais de carga de pressão utilizando integral cumulativa, função de piso (*floor function*) e curvatura. O método da integral cumulativa busca distinguir se a mudança de carga de pressão foi causada por um vazamento ou por uma mudança no consumo, enquanto a função de piso é usada para detectar quedas bruscas na pressão, o que poderia causar falsos alarmes. A função de curvatura é usada para determinar o momento em que o vazamento se iniciou, uma vez que ele é detectado. Essa metodologia produziu uma baixa taxa de falsos alarmes, sendo uma premissa fundamental para a implementação em sistemas reais.

Uma metodologia com base em Filtros Kalman adaptados foi utilizado para filtrar, analisar e comprimir dados de carga de pressão de uma rede experimental a fim de detectar vazamentos por Karray et al., (2016). Segundo o autor, apesar de haver poucos resultados sobre a abordagem, o uso dos Filtros Kalman se mostrou uma ferramenta promissora para detecção de vazamentos.

Kayaalp et al., (2017) utilizaram um algoritmo de classificação múltipla (*multi-label classification*) para detectar vazamentos usando sinais de carga de pressão. A classificação múltipla envolvia três classificações: os conjuntos de rótulos aleatórios (RAkELd, pela sigla em inglês), a relevância binária de vizinhos mais próximos (BRkNN, pela sigla em inglês), e relevância binária em conjunto com máquinas de vetores de suporte (BR with SVM, pela sigla em inglês). A metodologia aplicada a um sistema de laboratório contendo um tubo de 80 m com 3cm de diâmetro resultou em uma detecção de até 98%, no caso da classificação RAKELd.

Utilizando técnicas de controle estatístico de processos Romano, Woodward e Kapelan (2017) desenvolveram um método para detecção de vazamentos utilizando sinais de carga de pressão. O método utiliza sinas de carga de pressão em períodos de baixa demanda, de 03:00 a.m. a 04:00 a.m., medidos em vários setores em uma rede real no Reino Unido. Esta metodologia conseguiu determinar com eficácia a área onde ocorreu um vazamento dentro de um setor.

Quiñones-Grueiro, Verde e Llanes-Santiago (2017) combinaram uma transformação prévia de dados de carga de pressão com PCA para detectar vazamentos. Foram utilizados dados de uma rede sintética e aproximadamente 85% dos vazamentos foram detectados utilizando cerca de um dia de dados.

Sadeghioon et al., (2018) realizaram a análise da carga de pressão utilizando dois métodos: o primeiro utilizando um limiar fixo e o segundo utilizando uma média móvel. O
sistema foi validado utilizando dados reais de uma rede real no Reino Unido e o estudo reportou que 88,14% dos vazamentos simulados foram detectados.

Geelen et al., (2019) desenvolveram uma ferramenta de suporte à decisão não supervisionada baseada na análise de dados de carga de pressão incluindo cluster baseado em instância e em recursos. A ferramenta foi validada em dois conjuntos de dados de sensores de pressão reais. Os resultados indicam que o agrupamento baseado em recursos é o melhor método para detecção de anomalias de pressão recorrentes, obtendo uma eficácia de 92% e 94% para um conjunto de dados de 2013 e 2017, respectivamente.

Sun et al., (2020) desenvolveram um método para localização de vazamentos que usa uma abordagem baseada em medições de pressão limite em setores com dois estágios incluídos: Dois classificadores de aprendizado de máquina diferentes com base em análise discriminante linear e redes neurais; O método foi testado em uma rede sintética sendo que os resultados preliminares alcançam mais de 80% de eficácia nos melhores casos.

Apesar da análise isolada de sinais de carga de pressão ter se iniciado apenas recentemente ela se mostra como uma alternativa interessante para a detecção de vazamentos. Dentre os pontos positivos dessa técnica está o custo, uma vez que sensores de carga de pressão tendem a ser mais baratos que sensores de vazão (WU; LIU, 2017). Outro ponto favorável é que a instalação do sensor de carga de pressão é mais simples e gera menos interferência na rede. Porém, dentre os pontos negativos está o fato de que os sensores de carga de pressão apresentam menor sensibilidade a para detecção de vazamentos que sinais de vazão (YE; FENNER, 2011) pois apresentam maiores oscilações, podendo gerar uma quantidade maior de falsos alarmes quando comparado com sinais de vazão e, ainda, há a necessidade de uma quantidade maior de sensores alocados no setor.

3.2.4 Considerações finais sobre o estado da arte

Pesquisas sobre o uso de séries de sinais de vazão, vazão e carga de pressão e apenas carga de pressão adquiridos durante longos períodos foram apresentados. As duas primeiras abordagens tiveram estudos relatados desde 2004 e 2006 (BUCHBERGER; NADIMPALLI, 2004; MISIUNAS et al., 2006; MOUNCE; MACHELL, 2006), enquanto a terceira foi apenas em 2014 (GAMBOA-MEDINA; RIBEIRO REIS; CAPOBIANCO GUIDO, 2014; ISHIDO; TAKAHASHI, 2014), demonstrando uma dificuldade adicional em se analisar esse tipo de sinal de forma isolada, possivelmente pela sua maior sensibilidade a variações do que o sinal de vazão. O potencial dessa abordagem foi identificado por diferentes pesquisadores, que também

salientaram vantagens para sua aplicabilidade a sistemas reais, como o menor custo. O uso de filtros Kalman foi utilizado por diversos autores (JUNG; LANSEY, 2014; CHOI et al., 2016; YE; FENNER, 2011; YE; FENNER, 2011; KARRAY et al., 2016), se mostrando como uma das principais metodologias. Os autores que mais possuem publicações sobre o tema são Romano e Kapelan, utilizando controle estatístico de processo como base em suas metodologias, esta metodologia inclusive foi citada por Jung et al., (2015) em seu artigo de revisão como a melhor entre cinco técnicas comparadas. A maioria dos autores estão aplicando suas propostas a sistemas reais e em alguns casos utilizando sistemas para envio de informações dos sinais em tempo real, o que certamente será uma prática comum nesse tipo de pesquisa e também, com a aplicação em escala prática.

Diante dos artigos analisados é possível inferir que o uso apenas de sinais de vazão foi utilizado quando esse sensor já se encontra instalado nas entradas e saídas dos setores e quando a coleta dos consumos residências é realizada com agilidade para esse caso, o uso do balanço de vazões pode ser interessante (QUEVEDO et al., 2012; RAJESWARAN; NARASIMHAN; NARASIMHAN, 2018). Quando já estão instalados sensores de carga de pressão e vazão nos setores, o uso de ambos foi utilizado para detecção de vazamentos em todos os artigos que abordam esse tipo de sinal. Por fim, o uso de sinais de carga de pressão foi utilizado quando o sistema de abastecimento possui um sistema de aquisição de dados considerado muito fraco, ou seja, não possui sensores de carga de pressão e vazão instalados, e nesse caso, foi necessário adicionar sensores a rede, sendo que, por questões financeiras, os sensores de carga de pressão foram utilizados.

4 METODOLOGIA

O presente projeto foi desenvolvido em duas etapas principais, que podem ser resumidas em: levantamento de dados e desenvolvimento de um sistema de suporte à decisão por meio do controle estatístico de processo. Essas duas etapas se desmembram em subetapas, que serão explicadas em detalhes e podem ser observadas na Figura 10.





4.1 LEVANTAMENTO DE DADOS

O trabalho, aqui apresentado, foi desenvolvido de modo integrado a um estudo de caso. Para isso, foram utilizados dados de dois setores do sistema de abastecimento de água do município de Araraquara-SP. Esse sistema de abastecimento foi utilizado em virtude do convênio realizado entre USP e o Departamento Autônomo de Água e Esgoto (DAAE) de Araraquara-SP pelo período de 2019-2022.

4.1.1 Caracterização dos dados de carga de pressão e determinação da posição PV x Residência

A determinação da posição dos sensores de carga de pressão teve como objetivo reduzir custos e facilitar a aquisição de dados. Para tanto, uma análise comparativa e de caracterização dos sinais de carga de pressão obtidos em cavaletes de residências com os localizados em poços de visita (PVs) foi realizada.

Para realizar a caracterização e a comparação dos sinais de carga de pressão, foram instalados oito sensores/armazenadores de carga de pressão em diferentes pontos de um setor da rede de distribuição de Araraquara. Os sensores PV-1, PV-2 e PV-3 foram instalados em PVs enquanto os sensores Ri-1, Rii-1, Ri-2, Rii-2 e Ri-3 foram instalados em residências próximas a esses PVs (Figura 11). A menor distância mensurada foi do par de sensores PV-1xRi-1 (7.88m) e a maior foi no par PV-1xRii-2 (1426.09m).



Figura 11 – (a) Esquema do modelo EPANET do setor sob estudo; (b) sensor instalado em um PV; (c) sensor instalado em uma residência

Os registradores de carga de pressão utilizados foram da marca TECHNOLOG, modelo METROLOG-P com faixa de medição até 100 mca. A cada 10 segundos, valores instantâneos de carga de pressão eram registrados em cada ponto, com resolução de 0,1 m, salvando um único valor médio a cada 2 minutos, de forma que a memória do registrador se esgotava a cada 9 dias, aproximadamente.

A base de dados obtida corresponde a 8 séries de valores de carga de pressão em metros com resolução temporal de 1 valor a cada 2 minutos, adquiridos durante 40 dias. Assim, o

número total de elementos em cada série é de até 28.800, visto que, o total de informações disponíveis foi afetado por problemas que se apresentaram durante o monitoramento, representados pela presença de valores atípicos (*outliers*) e também por trechos sem medições.

4.1.1.1 Caracterização das séries de carga de pressão

Os dados de carga de pressão foram analisados sem modificações e também após serem suavizados, aplicando uma média móvel (MORETTIN; TOLOI, 2018). Para realização da média móvel, a cada passo era calculada a média dos dados com um subconjunto de 10 pontos. Em ambos os casos foram aplicadas as seguintes análises:

a) Média:

A média das pressões para a série completa foi calculada utilizando a Equação 1:

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \tag{1}$$

Sendo: N = número de dados; x_i = carga de pressão do sensor x; μ_x é a média na série completa para o sensor x.

b) Desvio padrão:

O desvio padrão (S) foi calculado utilizando a Equação 2.

$$S = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} |x_i - \mu_x|^2}$$
(2)

Sendo: N = número de dados; x_i = carga de pressão do sensor x; μ_x = média das cargas de pressão do sensor x.

c) Autocorrelação:

Foi utilizada a autocorrelação de Person (R_{auto}), ou seja, a correlação de uma série com ela mesma adicionando um atraso (BUSSAB; MORETTIN, 2014) conforme a Equação 3.

$$R_{auto} = \frac{\sum_{i} (x_i - \mu_x) (x_{i+k} - \mu_{x_{i+k}})}{\sqrt{\sum_{i} (x_i - \mu_x)^2 - \sum_{i} (x_{i+k} - \mu_{x_{i+k}})^2}}$$
(3)

Sendo: x_{i+k} = observação do sensor x com um atraso k; $\mu_{x_{i+k}}$ = média das observações sensor x com um atraso k;

d) Histograma:

O histograma é um gráfico de barras que agrupa no mesmo bloco a quantidade de dados similares dentro de um intervalo pré-definido. Nesse estudo o intervalo definido foi de 20cm, ou seja, a quantidade de dados de carga de pressão presentes em intervalos de 20 em 20 cm.

4.1.1.2 Comparação das séries de carga de pressão

Os dados de carga de pressão foram comparados sem modificações e também após serem suavizados, aplicando uma média móvel. Foram aplicadas as seguintes métricas comparativas:

a) Correlação:

Foi utilizado o coeficiente de correlação de Pearson (R) entre os sinais de dois sensores, x e y, definido pela Equação 4:

$$R = \frac{\sum_{i} (xi - \mu_{x})(yi - \mu_{y})}{\sqrt{\sum_{i} (xi - \mu_{x})^{2} - \sum_{i} (yi - \mu_{y})^{2}}}$$
(4)

Sendo: $x_i = carga de pressão do sensor x; \mu_x = média das cargas de pressão do sensor x; y_i = carga de pressão do sensor y; <math>\mu_y =$ média das cargas de pressão do sensor x y; Esse coeficiente varia de -1 a 1 e quantifica a força de associação entre duas variáveis, dessa forma quanto mais próximo do módulo de 1 melhor será a correlação, caso esteja mais próximo de 0 pior será a associação entre as séries.

b) Distância ponto a ponto:

Para o cálculo da distância ponto a ponto, inicialmente os dados de um dos sensores em comparação foram corrigidos para eliminar a diferença de carga de pressão devida à diferença de cota dos pontos de medição, para isso foi utilizado o coeficiente dado pela Equação 5.

$$y_{2i} = \left| \frac{\mu_x}{\mu_y} \right| \cdot y_i \tag{5}$$

Sendo: y_{2i} = novo conjunto de observações para o sensor y; μ_x = média das cargas de pressão sensor x; μ_y = média das cargas de pressão sensor y; y_i = observação do sensor y.

Com os dados de um dos sensores corrigidos, foi calculada a distância aritmética (D) entre os dados desse sensor com o sensor utilizado para calcular a correção, pela Equação 6.

$$D = |x_i - y_{2i}| \tag{6}$$

4.1.2 Projeto de monitoramento para determinação da localização dos sensores de carga de pressão

Nessa etapa, estão compreendidos os processos de desenvolvimento e calibração do modelo hidráulico, a otimização da localização e a determinação dos números de sensores para posteriormente simular os vazamentos.

O setor foi estrategicamente escolhido por se tratar de um setor isolado, que possuía sua rede conhecida, documentada e que permitia realizar as intervenções necessárias para aplicação do método.

O uso do modelo hidráulico se deu pela necessidade de otimizar a localização e a quantidade dos sensores de carga de pressão a serem instalados no setor de estudo. O modelo hidráulico desenvolvido foi implantado no software hidráulico EPANET e depois convertida para o software WaterGems. A calibração do modelo hidráulico foi realizada no software WaterGems e para isso, foi realizada uma campanha noturna na qual foram monitorados 8 pontos de pressões além de 3 aberturas de hidrantes em diferentes pontos. Como resultados, foi possível estimar as rugosidades das tubulações no setor em estudo.

Após realizar a calibração do modelo hidráulico, foi realizada a etapa de localização e quantificação ótima dos sensores, e a metodologia adotada foi a de Gamboa-Medina e Reis (2017). Segundo essa metodologia, a busca da localização ótima dos sensores bem como sua quantidade é realizada a aplicação de quatro critérios: a) maximização da sensibilidade total; b) maximização da consistência da sensibilidade; c) minimização da informação redundante e d) minimização do número de sensores. Sendo que, o quarto critério é avaliado de forma independente.

4.1.3 Coleta de dados de carga de pressão e simulações de vazamentos

Oito sensores foram instalados e coletaram informações de carga de pressão no setor de estudo ao longo de nove semanas. Ao longo desse período foram realizadas nove simulações de vazamentos, sendo as 8 primeiras de grande vazão e curta duração e a última de pequena vazão e grande duração, na rede com o intuito de avaliar a eficácia do método para detecção de vazamentos. Cada simulação de vazamento foi realizada em uma semana diferente, com o intuito de que um evento não interferisse no outro.

4.2 TÉCNICAS DE CONTROLE ESTATISTICO DE PROCESSO (CEP) PARA DETECÇÃO DE VAZAMENTOS

O SSD buscou ajustar os dados de carga de pressão e aplicar o método de controle estatístico de processo para que seja gerado um indicador de vazamento.

4.2.1 Pré-processamento dos dados de carga de pressão

Com o intuito de remover os *outliers*, ou seja, os dados de carga de pressão que não condizem com um valor possível na realidade, algumas medidas foram tomadas antes de iniciar a análise para detecção de vazamentos propriamente dita. Dentre as medidas adotadas, estão:

- Remoção de cargas de pressão iguais ou próximas a zero e pressões superiores a 100 mca, visto que esta é a carga de pressão máxima do equipamento;
- Remoção dos cinco primeiros dados de carga de pressão a partir do momento em que o equipamento recebia dados superiores a zero. Esses dados foram removidos pois entende-se que nesse período o sensor de carga de pressão estava se estabilizando;
- Correção de até cinco dados de carga de pressão ao encontrar um valor de carga de pressão igual a zero. Este procedimento foi necessário pois, em alguns momentos, foi observado que a carga de pressão não era registrada pelo equipamento;
- Como o intuito de reduzir a oscilação dos dados, foi testada a aplicação de uma média móvel sobre eles;
- Devido à utilização dos sensores armazenadores de carga de pressão em cavaletes de residências, ao invés de PVs, foi realizada uma filtragem para remoção de oscilações devido a possíveis aberturas de torneiras. Para isso foram corrigidos trechos de até cinco dados de carga de pressão em que ocorria uma oscilação e posteriormente os dados de carga de pressão retornavam ao estado anterior. Essa correção foi realizada em termos da média e desvio padrão exponencialmente ponderados.

4.2.2 Remoção da variação de nível do reservatório dos dados de carga de pressão

Apesar de não ser o objetivo primordial dessa análise, mas considerando a existência de dados de nível do reservatório, na mesma frequência dos dados de carga de pressão no setor em estudo, foi realizada uma segunda análise com os dados de pressão removendo as variações de nível. Dessa forma, foi possível comparar a eficácia da detecção de vazamentos com e sem as variações de nível.

4.2.3 Análise através do CEP

Foi utilizado como estratégia para a detecção de vazamentos o Controle Estatístico de Processo (CEP). Ferreira, Louzada e Diniz (2013) definem que essa técnica utiliza um conjunto de métodos para planejar, monitorar e aprimorar determinado processo, usando a estatística como metodologia para analisar as limitações do processo.

Gamboa-Medina e Reis (2017) citaram que a análise de sinais de carga de pressão deveria ser considerada em diferentes escalas (curto e longo prazo). Uma vez que em escalas reduzidas os dados de carga de pressão tendem a apresentar comportamento não estacionário já em grandes escalas (da ordem de dias) apresentam comportamento estacionário.

4.2.3.1 Comparação através do CEP de curto prazo

Dentre as abordagens do controle estatístico de processo está a comparação entre o valor precedente de carga de pressão e o atual. Com isso o método se ajusta aos períodos de maiores oscilações, como no caso dos períodos diurnos, podendo reduzir a quantidade de falsos alarmes.

Dentre as técnicas de CEP, podemos destacar a Média e a Variância Móvel Exponencialmente Ponderada (MVMEP). A MVMEP é útil para identificar pequenas mudanças na média e variância do processo em curto prazo, pois considera os valores precedentes de carga de pressão com um peso maior. Para exemplificar, observe os dados da Figura 12 em que foi utilizado um peso λ de 0,5, sendo que nesse caso, o valor imediatamente precedente de carga de pressão terá um peso de 0,5 e os anteriores irão se reduzindo até ficarem muito próximos de zero, dessa forma é possível calcular tanto a média quanto a variância dos dados de carga de pressão de forma exponencialmente ponderados.





Fonte: Autor

O uso apenas da Média Móvel Exponencialmente Ponderada (MMEP) foi analisado por Jung et al., (2015) em um trabalho que comparava diferentes abordagens para detecção de anomalias, sendo destacada como a de melhor desempenho dentre os métodos avaliados. A incorporação da variância se faz necessária para produzir um método mais robusto com o intuito de detectar vazamentos. Ao aplicar essa metodologia a sinais de carga de pressão, numericamente, são necessários apenas três dados de carga de pressão para se iniciar a detecção de vazamentos. Porém para produzir valores mais precisos de média e variância foram utilizados 10 dados de carga de pressão, ou seja, vinte minutos de dados, para fazer a primeira análise e posteriormente foi utilizado o valor gerado pela MVMEP. Para fazer o cálculo da carga de pressão precedente pela MMEP, denominada aqui de média de curto prazo (MC_i), utiliza-se a Equação 7: (FERREIRA; LOUZADA; DINIZ, 2013)

$$MC_{i} = \lambda p_{i-1} + (1 - \lambda)MC_{i-1}$$
(7)

Sendo: λ é o peso atribuído, p_{i-1} é a carga de pressão precedente, MC_{i-1} é a carga de pressão média, no primeiro instante calculado esse valor é a média dos 10 pontos de carga de pressão utilizados como amostra.

Para o cálculo da variância móvel exponencialmente ponderada (VMEP), denominada de *VC_i* utiliza-se a Equação 8: (FINCH, 2009)

$$VC_{i} = (1 - \lambda)(VC_{i-1} + \lambda(p_{i-1} - MC_{i-1})^{2})$$
(8)

Sendo: VC_{i-1} é a variância, no caso do primeiro ponto, esse valor é calculado pela equação da variância simples, utilizando como dados de entrada a amostra de 10 dados.

Com os valores de MC_i e VC_i é realizada a comparação com o valor de carga de pressão atual, utilizando a Equação 9, chamado Alerta de Curto Prazo:

$$A_{c_{i}} = \frac{|p_{i} - MC_{i}|}{\sqrt{VC_{i}}} \qquad \text{se } \begin{cases} A_{c_{i}} > \alpha_{c} & alerta \, gerado \\ A_{c_{i}} \le \alpha_{c} & operação \, normal \end{cases}$$
(9)

Sendo: p_i a carga de pressão atual; α_c o limiar de curto prazo para detectar vazamentos.

Foi utilizado um limiar de curto prazo para detecção de vazamentos α_c . Caso a Equação 9 seja superior ao limiar de curto prazo para um dado de carga de pressão, um alerta é gerado, indicando a detecção de um possível vazamento.

4.2.3.2 Comparação através do CEP de longo prazo

Outra abordagem utilizada para a detecção de vazamentos foi a verificação de Longo Prazo, ou seja, foram utilizadas a média e a variância de todos os dados da série de carga de pressão. Para isso, as Equações de média (10) e variância (11) foram utilizadas, porém, por se tratar de um cálculo recursivo, somente as variáveis n, $\sum xi e \sum xi^2$ eram mantidas na memória, do contrário iria necessitar de uma quantidade muito grande de memória. (GAMA; GABER, 2007)

$$ML_i = \frac{p_i + (n_i - 1)ML_{i-1}}{n_i} \tag{10}$$

$$VL_{i} = \frac{\sum_{j=1}^{i} p^{2}_{tj} - \frac{\left(\sum_{j=1}^{i} p_{tj}\right)^{2}}{n_{i}}}{n_{i}-1}$$
(11)

Sendo: ML_i é a média de longo prazo; VL_i é a variância de longo prazo; n_i é o numero de elementos que tem sido incorporados na atualização; ML_{i-1} e VL_{i-1} é a média e variância, respectivamente, de longo prazo para todos os dados anteriores a média e a variância de longo prazo, para o primeiro instante será utilizado uma amostra de 10 dados; $\sum p$, $\sum p^2$ são dados de carga de pressão acumulados e acumulados ao quadrado, respectivamente.

Similarmente ao que foi realizado para verificação de vazamentos para o curto prazo, será realizado também para o longo prazo, ou seja, será aplicada a Equação 12 utilizando o limiar de vazamento de longo prazo α_L para determinar o estado do sistema, chamado de Alerta de Longo Prazo (A_{L_i}) .

$$A_{L_{i}} = \frac{|p_{i} - ML_{i}|}{\sqrt{VL_{i}}} \qquad \text{se} \begin{cases} A_{L_{i}} > \alpha_{\text{L}} & alerta \, gerado\\ A_{L_{i}} \le \alpha_{\text{L}} & operação \, normal \end{cases}$$
(12)

4.2.3.3 Comparação através do CEP interdiário

Após a aplicação dos métodos curto e longo prazo, foi possível observar que esses métodos apresentavam dificuldade para a detecção de vazamentos com as características simuladas. Com isso, outras estratégias foram testadas, dentre elas, uma modificação da metodologia de Farah e Shahrour (2017, 2018), uma vez que os autores estabeleceram uma análise comparando os mesmos períodos em termos diários, com sucesso em Lille na França. Para essa análise o nível do reservatório deveria permanecer constante ou pelo menos, essa informação deveria estar disponível para que fosse subtraída dos valores de carga de pressão,

caso contrário, não seria possível fazer uma comparação entre períodos interdiários. A segunda opção foi a que se adequou ao setor em estudo, ou seja, a variação do nível foi removida dos dados de carga de pressão.

Para fazer o cálculo da carga de pressão precedente pela MMEP, denominada aqui de média de curto prazo interdiária (MC_{di}), utiliza-se a Equação 13: (FERREIRA; LOUZADA; DINIZ, 2013)

$$MC_{di} = \lambda p_{di-1} + (1-\lambda)MC_{di-1} \tag{13}$$

Sendo: λ é o peso atribuído, p_{di-1} é a carga de pressão precedente no dia anterior no mesmo horário do atual, MC_{di-1} é a carga de pressão média até o dia anterior no mesmo horário do atual.

Para o cálculo da variância móvel exponencialmente ponderada (VMEP), denominada de *VC_{di}* utiliza-se a Equação 14: (FINCH, 2009)

$$VC_{di} = (1 - \lambda)(VC_{di-1} + \lambda(p_{di-1} - MC_{di-1})^2)$$
(14)

Sendo: VC_{di-1} é a variância até dia anterior no mesmo horário do atual.

Com os valores de MC_{di} e VC_{di} , é realizada a comparação com o valor de carga de pressão atual no mesmo horário, utilizando a Equação 15, chamado de Alerta Interdiário (A_{L_i}) .:

$$A_{d_{i}} = \frac{|p_{di} - MC_{di}|}{\sqrt{VC_{di}}} \qquad \text{se } \begin{cases} > \alpha_{d} & alerta \, gerado \\ \leq \alpha_{d} & operação \, normal \end{cases}$$
(15)

Sendo: p_{di} a carga de pressão atual no mesmo horário dos dias anteriores, α_d o limiar de curto prazo interdiário para detectar vazamentos e VC_{di} a variância até o dia atual no mesmo horário dos dias anteriores.

A Equação 15 foi utilizada para determinar se a operação estava normal ($\leq \alpha_d$) ou com um possível vazamento detectado (> α_d), utilizando o limiar de vazamentos interdiário α_d .

Além disso outras adaptações foram necessárias em relação aos métodos anteriores, dentre elas:

- O primeiro valor de carga de pressão e variância não seria a média dos dez primeiros valores e sim, o primeiro valor simples, visto que demoraria muitos dias para se iniciar a detecção;
- Remoção dos dias de final de semana e considerando os dias de meio da semana como se possuíssem o mesmo padrão;
- Análise em subgrupos de 3 dados de carga de pressão, ou seja, foi aplicado uma média móvel de tamanho igual a três dentro do mesmo dia com dados de carga de pressão para realizar a comparação com os dias anteriores no mesmo horário, isso foi necessário devido à grande oscilação dos dados.

4.2.4 Otimização dos parâmetros do CEP

A partir dos procedimentos apresentados nos itens 4.2.3.1 e 4.2.3.2, observa-se que três variáveis deveriam ser ajustadas para otimizar a detecção denominada de Curto Prazo: tamanho da média móvel, limiar de vazamentos e fator peso e duas variáveis para a detecção de Longo Prazo: tamanho da média móvel, limiar de vazamentos.

A determinação dos parâmetros ótimos foi realizada por meio de um algoritmo de varredura inteira, ou seja, testando todas as possibilidades inteiras dentro do espaço de busca. Essa alternativa se mostrou adequada devido a robustez do método de varredura, de modo a testar todas as possibilidades e ao tempo de processamento ser curto.

As otimizações, tanto de curto quanto de longo prazo, foram realizadas duas vezes. A primeira, com os dados de carga de pressão contendo a variação de nível e sem a remoção de possíveis sinais de aberturas de torneiras. A segunda, removendo a variação de nível e os sinais de possíveis aberturas de torneiras. Essa abordagem foi realizada para comparar a eficácia da remoção da variação de nível na detecção de vazamentos.

4.2.4.1 Parâmetros do CEP de curto prazo

Tanto a determinação dos parâmetros ótimos de curto prazo, considerando os dados de carga de pressão sem remoção da variação de nível e sem a correção de possíveis aberturas de torneiras, quanto a determinação dos parâmetros ótimos, considerando a retirada da variação de nível e corrigindo possíveis aberturas de torneiras, foram realizados de acordo com os seguintes passos: Para realizar a determinação dos parâmetros ótimos de curto prazo foram utilizadas as 8 semanas de dados de carga de pressão que continham as simulações de vazamentos de 16

minutos. Foram utilizados 7 semanas para calibrar e 1 para validar, de modo a realizar o procedimento 8 vezes, variando a semana de validação.

A otimização segundo as Equação 16 a 20 foi realizada de modo a minimizar a quantidade de alertas ao longo de toda a série de dados, evitando assim uma grande quantidade de possíveis falsos alertas. Sujeito às restrições de:

- Gerar pelo menos um alerta de vazamento, no sensor mais próximo do evento, no intervalo de 16 minutos em que os vazamentos ocorriam;
- Tamanho do conjunto de dados da média móvel menor ou igual a 10 dados;
- Limiar de vazamentos menor ou igual a 20;
- Peso atribuído para a taxa de decaimento da MVEP menor ou igual a 0.9;

A otimização realizada pode ser observada pelas Equações 16, 17, 18, 19 e 20.

$$f(i) = \begin{cases} 0 \text{ se } A_{c_i} < \alpha_c \\ 1 \text{ se } A_{c_i} \ge \alpha_c \end{cases}$$

Min: $\sum_{n=1}^{8} f(i,n)$ (16)

Sujeito à:

~

$$\sum_{a=1}^{7} f(a) \ge 1 \tag{17}$$

$$p_i = \frac{1}{j} \sum_{m=i-j}^{i} p_m ; em \, que; j \le 10 \text{ em que } j \in \mathbb{Z}$$
(18)

$$\alpha_{\rm c} \le 20 \,\mathrm{em} \,\mathrm{que} \,\alpha_{\rm c} \,\epsilon \,\mathbb{Z} \tag{19}$$

$$\lambda \le 0.9 \text{ em que } \frac{\lambda}{10} \in \mathbb{Z}$$
 (20)

Em que: $x_1, x_2, n, \alpha_c e \lambda \ge 0$

Sendo: p_i = carga de pressão no instante i; MC_i = carga de pressão média exponencialmente ponderada; VC_i = variância exponencialmente ponderada; a = simulação de vazamento se refere ao intervalo de 16 minutos de cada uma das 7 simulações de vazamentos; n = sensor armazenador de carga de pressão; λ = fator peso atribuído; α_c = limiar de vazamentos curto prazo.

4.2.4.2 Parâmetros do CEP de longo prazo

A otimização dos parâmetros de longo prazo foi realizada de forma similar à otimização dos parâmetros de curto prazo, sendo que a única diferença foi que na otimização de longo prazo, o fator peso não é considerado.

A otimização das Equações 21 a 24 foi realizada de modo a estabelecer a:

Minimização da quantidade de alertas ao longo de toda a série de dados, evitando • assim, uma grande quantidade de possíveis falsos alertas.

Sujeito às restrições de:

- Gerar pelo menos um alerta de vazamentos, no sensor mais próximo do evento, em um intervalo de 16 minutos em que os vazamentos ocorriam.
- Tamanho do conjunto de dados da média móvel menor que 10 dados;
- Limiar de vazamentos menor ou igual a que 20;

A otimização realizada pode ser observada pelas Equações 21, 22, 23 e 24.

$$f(i) = \begin{cases} 0 \text{ se } A_{L_i} < \alpha_L \\ 1 \text{ se } A_{L_i} \ge \alpha_L \end{cases}$$

Min: $\sum_{n=1}^{8} f(i,n)$ (21)

$$\operatorname{Min:} \sum_{n=1}^{\infty} f(\iota, n)$$

Sujeito à:

7

$$\sum_{a=1}^{r} f(a) \ge 1 \tag{22}$$

$$p_i = \frac{1}{i} \sum_{m=i-j}^{i} p_m \text{ ; em que: } j \le 10 \text{ em que } j \in \mathbb{Z}$$
(23)

$$\alpha_{\rm L} \le 20 \,\,{\rm em}\,\,{\rm que}\,\,\alpha_{\rm c}\,\epsilon\,\,\mathbb{Z} \tag{24}$$

Em que: $x_1, x_2, n, \alpha_L e \lambda \ge 0$

Sendo: p_i = carga de pressão no instante i; ML_i = média de pressões; VL_i = variância; a = simulação de vazamento se refere ao intervalo de 16 minutos de cada uma das 7 aberturas analisadas; n = sensor de carga de pressão; α_L = limiar de vazamentos longo prazo.

4.2.4.3 Parâmetros do CEP interdiário

O ajuste dos parâmetros interdiários foi realizado a partir da análise das otimizações de curto e longo prazo, visto que esse método possuía uma grande quantidade de parâmetros e por isso, a otimização poderia se tornar muito específica para os dados em estudo.

4.3 SISTEMA DE SUPORTE À DECISÃO (SSD)

Após o entendimento de cada uma das três análises, foi analisado que cada uma delas se adequava melhor a um tipo vazamentos. Por isso, ao invés de utilizá-las de forma individual, foi desenvolvido um Sistema de Suporte à Decisão (SSD) para integrá-las. Entretanto, o foco do SSD não seria mais apenas produzir alertas e sim, de construir um sistema que oferecesse diferentes insumos úteis ao tomador de decisão para que ele pudesse avaliar o comportamento da carga de pressão e com isso, poder obter diferentes conclusões. Por exemplo, caso tomador de decisão analisasse um trecho sugerido pelo SSD em que a carga de pressão reduziu de forma considerável e se manteve por um período longo, ele poderia solicitar que uma inspeção visual fosse realizada na região do sensor de maior oscilação para obter maiores detalhes. Dessa forma, o tomador de decisão seria direcionado a analisar primeiro os pontos com um maior indício de anomalias.

É importante salientar que o SSD não foi implementado por completo e apenas a concepção de modelo preliminar é apresentado nesse trabalho.

4.3.1 Indicador integrado de vazamentos

Tanto a análise de Longo Prazo quanto a análise Interdiária apresentavam alertas sequenciais quando ocorria algum vazamento, enquanto, na análise de Curto Prazo seus limites inferior e superior aumentavam muito rápido, não gerando alertas acumulados. Com isso, um indicador integrado de vazamentos foi calculado levando em consideração apenas as análises de Longo Prazo e Interdiária. Para calcular esse indicador, primeiro os alertas recebiam o valor zero caso fossem inferiores ao limiar de vazamentos, e permaneciam iguais caso fossem superiores. Posteriormente, foi utilizada a Equação 27 para acumular os alertas contínuos não nulos, ou seja, quando uma série de alertas contínuos era superior ao limiar de vazamentos essa série era somada até surgir um alerta nulo, quando o somatório iniciava do zero novamente, ou até que o tomador de decisão resolvesse analisar os indicadores e reiniciar o sistema, sendo as Equações 25 e 26 auxiliares para a Equação 27:

$$A_{La_i}^{s_n} = \begin{cases} 0 \, se \leq \alpha_L \\ \sum_{i=k^*}^i A_{L_i} > \alpha_L \end{cases}$$
(25)

$$A_{da_i}^{s_n} = \begin{cases} 0 \text{ se } A_{d_i} \le \alpha_d \\ \sum_{i=k^*}^i A_{d_i} > \alpha_d \end{cases}$$
(26)

$$I_i = \sum_n A_{La_i}^{s_n} + \sum_n A_{da_i}^{s_n}$$
(27)

Sendo: $A_{La_i}^{s_n}$ é o alerta Longo Prazo acumulado para o instante i enquanto alertas contínuos, ou com até uma falha, forem gerados para o sensor n; k^* são os instantes em que alertas acumulados estão sendo gerados; $A_{da_i}^{s_n}$ é o alerta Interdiário acumulado para o instante i enquanto alertas contínuos, ou com até uma falha, forem gerados para o sensor n; A_{L_i} alerta Longo Prazo; A_{d_i} alerta Interdiário; α_L é o limiar de longo prazo; α_d é i limiar interdiário, I_i é o Indicador de vazamentos para o instante i.

4.3.2 Apresentação das informações para o SSD

Como os dados de carga de pressão apresentam muitas oscilações, eles geravam uma quantidade muito grande de alertas de vazamentos. Por isso, o foco deixou de ser apenas um gerador de alarmes, para se transformar em um *ranking*, de modo a colocar os maiores Indicadores no topo. Desta forma, um tomador de decisão conseguiria direcionar quais regiões e quais sensores seriam analisados de forma detalhada. Na Figura 13, é possível observar como seria a interface do sistema de *ranking* pelo Indicador de vazamentos, sendo composto pelo último instante da série acumulada de alertas, caso o trecho tenha parado de gerar alertas acumulados, ou pelo instante mais recente, caso a geração de alertas ainda esteja ocorrendo. Além disso, ainda é constituído pelo Indicador numérico e pelos sensores que geraram a maior oscilação durante o período.

Na Figura 14, pode ser visualizado um esquema de como seria o detalhamento de um Indicador de Vazamentos. Nela é possível observar como ocorre a variação dos limites de alertas para as três análises, demonstrando que a análise de Curto Prazo não gera alertas acumulados, enquanto as outras sim.

Ranking	Data	Indicador	Sensor Longo Prazo	Sensor Interdiário	Detalhar
1	13/11/2019 08:32:00	1640	Sensor 5	Sensor 5	Detalhar
2	12/11/2019 8:58:00	1250			Detalhar
3	12/11/2019 10:35:00	800	Sensor 7	Sensor 8	Detalhar
4	12/11/2019 5:19:00	741			Detalhar
5	12/11/2019 17:46:00	600	Sensor 1	Sensor 1	Detalhar

Figura 13 - Esquema da interface de *ranking* do indicador de vazamentos

Fonte: Autor



Figura 14 - Esquema da interface de detalhamento do indicador de vazamento de *ranking* 1, ou máxima prioridade

Fonte: Autor

5 RESULTADOS

5.1 LEVANTAMENTO DE DADOS

5.1.1 PV x Residência

Essa etapa do projeto foi publicada no XXIII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, sendo apresentado nessa dissertação, uma versão do conteúdo publicado.

5.1.1.1 Caracterização das séries de carga de pressão

A partir dos dados contidos no Quadro 2, pode ser observado que o desvio padrão é maior nas séries obtidas nas residências (Sensores Ri-1, Rii-1, Ri-2, Rii-2 e Ri-3) e também é possível observar que o desvio padrão tende a reduzir cerca de 2% quando aplicado à série suavizada pelo uso da média móvel.

Dados sem transformação	PV-1	Ri-1	Rii-1	PV-2	Ri-2	Rii-2	PV-3	Ri-3
Média (mca) <u>+</u>	20.43	19.72	19.79	43.00	44.83	44.31	30.42	30.36
Desvio padrão (mca)	±3.07	±3.15	± 3.10	± 2.05	<u>+</u> 1.94	<u>+</u> 2.09	<u>+</u> 3.85	<u>+</u> 3.93
Dados transformados – média móvel	PV-1	Ri-1	Rii-1	PV-2	Ri-2	Rii-2	PV-3	Ri-3
Média (mca) <u>+</u>	20.42	19.72	19.79	42.99	44.82	44.28	30.42	30.35
Desvio padrão (mca)	±3.07	±3.14	± 3.08	±1.93	± 1.88	±2.15	±3.84	<u>+</u> 3.89

Quadro 2 - Média e desvio padrão das séries com e sem transformações

A partir da função autocorrelação da série completa, apresentada na Figura 15 pelos dados do sensor PV-1, a maneira de exemplo, foi possível observar que todos os dados de carga de pressão possuíam uma periodicidade diária e semanal, representados pelos períodos na Figura 15 e não alteraram seu comportamento durante o todo o período analisado. Também é possível distinguir que a cada 7 dias, os valores de desvio padrão aumentam (Figura 16), isso se deve ao consumo mais heterogêneo de água durante o fim de semana.



Figura 16 - Média e desvio padrão calculados diariamente para o sensor PV-1



Fonte: Autor

Os histogramas das séries de carga de pressão demonstraram dois picos bem pronunciados (Figura 17). O maior, da ordem de 25 mca, se deve ao período de mínimo consumo durante a madrugada, visto que, nesse período o reservatório está praticamente cheio e o consumo é pequeno, o que ocasiona em uma grande quantidade de dados de alta carga de pressão, com pequena dispersão. O pico menor, da ordem de 19 mca, se deve aos valores de carga de pressão associados aos consumos mais comuns. Como esses consumos ocorrem em muitos períodos do dia e como o reservatório está alterando seu nível com muita frequência ocorre uma maior dispersão desses dados, os valores apresentam frequência menor e maior dispersão em relação os do pico maior. Esse comportamento pode ser exemplificado com os dados do sensor PV-1. (Figura 17)



Figura 17 - Histograma sensor PV-1

5.1.1.2 Comparação das séries de carga de pressão

No Quadro 3 e no Quadro 4 estão dispostos os valores de correlações entre os sinais completos de todos os pares de sensores, sendo que os dados do Quadro 4 são apresentados resultados de sinais suavizados pela média móvel. É possível observar que o valor de correlação é proporcional à distância entre os sensores (Figura 11), ou seja, pares de sensor PV x Residência próximos, possuem alta correlação. Esse resultado é um indicador de que os sinais adquiridos nas residências são semelhantes aos adquiridos nos PVs, muito além da semelhança entre sinais em diferentes pontos do mesmo setor de abastecimento. Ao aplicar à média móvel as correlações aumentaram em torno de 6% ($^+_{-}5\%$).

· ·		5	1			L		
PV-1	Ri-1	Rii-1	PV-2	Ri-2	Rii-2	PV-3	Ri-3	Sensor
1.000	0.994	0.988	0.781	0.807	0.763	0.985	0.979	PV-1
	1.000	0.985	0.778	0.804	0.762	0.982	0.976	Ri-1
		1.000	0.772	0.800	0.753	0.981	0.971	Rii-1
			1.000	0.807	0.886	0.767	0.762	PV-2
				1.000	0.817	0.795	0.790	Ri-2
					1.000	0.752	0.747	Rii-2
						1.000	0.983	PV-3
							1.000	Ri-3

Quadro 3 - Correlação entre pares de sensores sem aplicar média móvel.

Qua	au10 + - 0	Joneiaça	o entre pa	ites de se	nsores ap	incanuo i	neura mo	WCI.
PV-1	Ri-1	Rii-1	PV-2	Ri-2	Rii-2	PV-3	Ri-3	Sensor
1.000	0.998	0.997	0.873	0.881	0.824	0.994	0.993	PV-1
	1.000	0.996	0.869	0.877	0.820	0.994	0.992	Ri-1
		1.000	0.868	0.876	0.815	0.993	0.992	Rii-1
			1.000	0.969	0.976	0.870	0.868	PV-2
				1.000	0.979	0.880	0.879	Ri-2
					1.000	0.831	0.829	Rii-2
						1.000	0.998	PV-3
							1.000	Ri-3

Quadro 4 - Correlação entre pares de sensores aplicando média móvel

5.1.1.3 Distância ponto a ponto

Nos Quadros 5 e 6 é possível observar que as diferenças de distância ponto a ponto são inferiores em sensores próximos, caso dos pares PV x Residência próximos, enquanto essa distância é muito maior para locais diferentes da rede. Também é possível observar que ao aplicar à média móvel, as diferenças de distância ponto a ponto reduziram 8% ($^+_-3\%$).

Quadro 5 - Distância entre pares de sensores em metros sem aplicar média móvel.

PV-1 Ri-1 Rii-1 PV-2 Ri-2 Rii-2 PV-3 Ri-3 Sensor 0.00 ± 0.00 0.25 ± 0.29 0.29 ± 0.40 2.00 ± 1.31 2.02 ± 1.33 2.03 ± 1.34 0.56 ± 0.40 0.56 ± 0.45 **PV-1** 0.00 ±0.00 0.31 ±0.45 2.09 ±1.36 2.11 ±1.38 2.12 ±1.39 0.68 ±0.50 0.68 ±0.53 Ri-1 0.00 ± 0.00 2.05 ± 1.35 2.07 ± 1.36 2.08 ± 1.36 0.63 ± 0.52 0.66 ± 0.57 Rii-1 0.00 ±0.00 0.75 ±0.97 0.48 ±0.87 2.42 ±1.58 2.48 ±1.65 PV-2 0.00 ± 0.00 0.76 \pm 0.98 2.44 \pm 1.60 2.50 \pm 1.66 Ri-2 0.00 +0.00 2.46 +1.62 2.51 +1.68 Rii-2 0.00 ±0.00 0.43 ±0.57 PV-3 0.00 ± 0.00 Ri-3

Quadro 6 - Distância entre pares de sensores em metros aplicando média móvel. **PV-1** Ri-1 Rii-1 **PV-2** Ri-2 Rii-2 PV-3 Ri-3 Sensor 0.00 ± 0.00 0.18 ± 0.17 0.16 ± 0.20 1.94 ± 1.25 1.98 ± 1.28 1.98 ± 1.28 0.47 ± 0.33 0.45 ± 0.32 PV-1 0.00+0.00 0.17+0.23 2.03+1.29 2.06+1.32 2.07+1.33 0.59+0.41 0.58+0.40 Ri-1 0.00+0.00 1.99+1.26 2.02+1.28 2.02+1.27 0.56+0.39 0.55+0.38 Rii-1 0.00+0.00 0.30+0.38 0.23+0.40 2.31+1.47 2.36+1.50 PV-2 0.00+0.00 0.29+0.34 2.35+1.50 2.40+1.53 Ri-2 0.00 ± 0.00 2.36 ± 1.50 2.40 ± 1.53 Rii-2 0.00 ± 0.00 0.18 ± 0.20 PV-3 0.00 ± 0.00 Ri-3

5.1.1.4 Conclusão PV x Residência

Para a descrição das séries foi analisada a média, o desvio padrão, a autocorrelação e o histograma, produzindo resultados suficientes para afirmar que:

- Todas as séries possuem uma periodicidade diária e semanal;
- O desvio padrão também apresenta alterações periódicas diárias e semanais;
- Os histogramas apresentam dois picos, um coincidindo com o período de mínimo consumo e outro com os períodos de consumo médio;
- Ao aplicar à média móvel, as afirmações acima se mantêm verdadeiras, porém, o desvio padrão é reduzido (em até 7% no sensor 5) e a autocorrelação aumenta.

Para as comparações entre as séries localizadas em PVs e em Residências, foi analisada a correlação tanto com os dados sem modificações quanto com os dados modificados aplicando uma média móvel, permitindo concluir que:

- As medições nas residências geram maiores oscilações que as medições nos PVs, representado pelo maior desvio padrão, 1.94 e 2.05 e 2.09 mca no caso dos sensores PV-2, Ri-2 e Rii-2, provavelmente devido ao consumo na própria residência;
- Sinais de sensores em diferentes PV, tiveram entre eles semelhança muito inferior à semelhança com residências próximas, sendo a máxima correlação de 0.994 no par de sensores PV-1 e Ri-1, e a mínima 0.824 no par sensores PV-1 e Ri-2;
- Quando aplicada a média móvel, há aumento nos valores de correlação de até 17%, nesse caso, observado no par de sensores PV-2 e Ri-2.

Diante das análises supracitadas, podemos afirmar que os dados de carga de pressão dos sensores instalados em PVs possuem uma grande similaridade com os localizados em residências próximas, enquanto a semelhança é muito inferior com outros locais da rede. Segundo a utilização dos sinais, foi necessário fazer uma correção pela diferença de nível topográfico na instalação dos sensores no cavalete em residências em relação à cota da tubulação da rede próxima, e a aquisição de dados em frequência alta para depois aplicar a suavização também deve ser considerada. Com isso, pode-se afirmar que o uso de dados de carga de pressão obtidos em residências pode ser utilizado em substituição aos obtidos em PVs, contribuindo, principalmente, para o desenvolvimento de estudos pontuais em setores de abastecimento de água sem a necessidade de construir novos Poços de Visita.

5.1.2 Caracterização e calibração do setor para aplicação de métodos de detecção de vazamentos

O modelo hidráulico do setor em estudo é constituído por 753 tubulações, 671 nós e possui um desnível de até 70 metros. As tubulações apresentam idades variáveis, sendo as mais antigas da ordem de 20 anos e as mais novas da ordem de 2 anos. O reservatório possui capacidade de armazenar 200m³, sendo do tipo elevado com cota de fundo igual a 19,50 metros e nível máximo igual a 7,50 metros. O nível do reservatório é do tipo variável sendo acionado de forma manual pela equipe de controle.

Foi realizada uma campanha de descargas noturnas para obtenção de dados de vazão e carga de pressão e a partir desses dados, foi realizada a calibração no software WaterGEMS. A calibração foi considerada satisfatória uma vez que o modelo conseguiu reduzir para menos de 1 mca as diferenças máximas entre as pressões reais e modeladas.

Essa etapa foi realizada em conjunto com a aluna Camila Martimiano Lisboa e informações detalhadas podem ser obtidas em seu trabalho de conclusão de curso TCC (LISBOA, 2019).

Com o modelo hidráulico calibrado, houve a aplicação do método proposto por Gamboa-Medina e Reis (2017) para a determinação da localização dos oito sensores armazenadores de carga de pressão que foram instalados em uma etapa posterior. Na Figura 18 é possível observar de forma esquemática a localização de instalação dos sensores sobre o setor em estudo, destacando-se que as localizações dos sensores não estão nas áreas impactadas por Válvulas Redutoras de Pressão (VRPs), em especial porque essas áreas possuíam baixa sensibilidade as simulações de vazamentos realizadas.



Figura 18 - Esquema representativo das localizações dos sensores de carga de pressão, das descargas e áreas influenciadas por VRPs (polígonos em vermelho)

5.1.3 Simulações de vazamentos

Na Tabela 1 e na Figura 18, é possível observar as características, datas e localizações dos vazamentos simulados. Podemos ressaltar que houve a realização de:

- Oito simulações de vazamentos de aproximadamente 16 minutos com vazões de 7 a 23 l/s. A vazão das simulações de vazamentos representavam entre 18 a 50% da vazão no setor durante as simulações. As simulações de vazamentos foram realizadas em três pontos diferentes da rede, sendo que cada simulação de vazamento foi realizada em uma semana diferente, de modo que uma simulação de vazamento não interferisse na outra;
- Uma simulação de vazamento de aproximadamente 10 horas de duração com uma vazão da ordem de 2.5 L/s. Essa vazão estava entre 5 a 20% da vazão no setor no período que foi realizada.

Simulação	Local simulação de vazamento	Vazão (1/s)	Porcentagem da vazão média durante a simulação	Início	Fim	Duração (h)
1ª	Descarga B	7	20%	18/9/19 8:06	18/9/19 8:22	0:16
2 ^a	Descarga D	23	50%	25/9/19 8:28	25/9/19 8:44	0:16
3ª	Descarga B	15	33%	2/9/19 8:57	2/9/19 9:13	0:16
4 ^a	Descarga A	15	40%	9/10/19 8:14	9/10/19 8:30	0:16
5 ^a	Descarga D	10	20%	18/10/19 8:42	18/10/19 8:58	0:16
6^{a}	Descarga A	10	18%	23/10/19 8:38	23/10/19 8:54	0:16
7^{a}	Descarga D	17	43%	30/10/19 8:18	30/10/19 8:34	0:16
8 ^a	Descarga A	7	18%	6/11/19 8:56	6/11/19 9:12	0:16
9ª	Descarga A	2.5	5% a 20%	12/11/19 21:40	13/11/19 7:50	10:10

Tabela 1 – Resumo simulações de vazamentos

Note que a descarga C acabou não sendo utilizada, uma vez que apresentou um problema no registro.

5.1.4 Pré-processamento dos sinais de carga de pressão

Nesta seção são apresentados o pré-processamento dos sinais de carga de pressão, apresentado na seção 4.2.1, a fim de corrigir trechos das séries que poderiam apresentar falhas ou anomalias devido a problemas do sensor armazenador de pressão.

5.1.4.1 Remoção de pressões extremas

Na Figura 19-a pode-se observar um exemplo de dados de carga de pressão que ao serem coletados pelo sensor armazenador apresentaram erros na medição, como pressões próximas a zero ou até negativas. Foi definido que caso a carga de pressão armazenada fosse inferior a 10% da carga de pressão média no setor essa carga de pressão seria corrigida para zero e caso a carga de pressão fosse superior a 100 mca ela também seria corrigida, como pode-se observar na Figura 19-b.

Figura 19 - Exemplo de série de pressões sem correções (Figura 19-a) e com correções (Figura 19-b) referente ao sensor 8



Fonte: Autor

5.1.4.2 Remoção de dados de carga de pressão de início de série

Na Figura 20 pode-se observar um exemplo de remoção dos primeiros dados de carga de pressão. Em amarelo observa-se um trecho da série original de pressão para o sensor 8 e em azul a correção dos cinco primeiros valores para zero, isso foi definido devido a possibilidade de grandes oscilações nas leituras pelo sensor armazenador de carga de pressão quando ele iniciava as medições.

Figura 20 - Exemplo remoção cinco primeiros dados de pressões, série original em amarelo e corrigida em azul para o sensor 8



5.1.4.3 Correção de dados de carga de pressão no meio das séries

Na Figura 21 pode-se observar um trecho, em amarelo, da série original de carga de pressão para o sensor 8 e em azul a correção desse trecho. O trecho foi corrigido pois possuía um valor de carga de pressão igual à zero e depois retornava ao funcionamento normal. Dessa forma a correção se deu pelo mesmo valor de carga de pressão anterior a carga de pressão igual a zero, essa correção pode ser realizada para trechos de até cinco dados de carga de pressão.

Figura 21 - Exemplo de série de carga de pressão com falha de até cinco dados de carga de pressão referente ao sensor 8, trecho série original em amarelo e corrigida em azul



5.1.4.4 Suavização pela média móvel

Na Figura 22, pode-se observar, como exemplo, um trecho da série original de carga de pressão, em amarelo, para o sensor 8 e em azul o mesmo trecho da série aplicando uma média móvel com tamanho igual a 10 dados, evidenciando a redução das oscilações dos dados.

Figura 22 - Exemplo de série de carga de pressão original em amarelo e aplicando média móvel com tamanho igual a 10 dados de pressões em azul, referente ao sensor 8



5.1.4.5 Remoção de possíveis oscilações devido a abertura de torneiras

Na Figura 23 pode-se observar, como exemplo, um trecho da série original de pressões em amarelo, para o sensor 8, em que ocorrem oscilações momentâneas nos dados, acredita-se que essas oscilações se devem a aberturas de torneira e poderiam ser interpretadas como vazamentos pelas análises, por isso ouve um esforço para tentar removê-las como apresentado na série em azul.

Figura 23 - Exemplo de série de carga de pressão com oscilações, possivelmente, devido a abertura de torneira referente ao sensor 8, série original em amarelo e corrigida em azul



A remoção de possíveis aberturas de torneira se deu na fase final do projeto em virtude da grande quantidade de alertas gerados por oscilações similares as da Figura 23. Ao analisar de forma mais detalhada, conclui-se que essas oscilações tinham grandes chances de estarem relacionadas a aberturas de torneira e por isso foi realizado essa correção nas séries.

5.1.5 Remoção da variação de nível do reservatório dos dados de carga de pressão

O reservatório do setor em estudo possuía 7.5 metros de profundidade, sendo que valores de até 5 metros de oscilação eram constantemente observados nas séries históricas. Isso ocorria de forma irregular pois o acionamento da bomba para enchimento do reservatório era feito diretamente pelo operador, sem uma regra específica. Devido à grande variação desse nível e sabendo que a concessionária possuía os dados de variação de nível na mesma taxa de amostragem que os dados de carga de pressão foi realizada a subtração do nível nos dados de carga de pressão. Com isso, o nível de referência se tornou o fundo do reservatório.

Os dados de nível foram analisados para remoção de *outliers* e para preenchimento de falhas. Para os *outliers* foi determinado que valores superiores à altura geométrica do reservatório seriam corrigidos. Tanto os *outliers* como as falhas foram corrigidas utilizando os valores existentes inicial e final para aquele trecho fazendo uma interpolação linear. Na Figura

24, pode-se observar, um exemplo, em azul as oscilações de nível do reservatório e em amarelo os dados de carga de pressão desconsiderando o nível.



Figura 24 - Dados de carga de pressão após a remoção do nível do reservatório em amarelo e sem a remoção do nível em azul, dados do sensor 8

Fonte: Autor

5.1.6 Otimização dos parâmetros do CEP

A otimização dos parâmetros de curto prazo e longo prazo seguiu a metodologia definida na seção 4.2.4. Os parâmetros: Quantidade de pontos da média móvel, Limiar de vazamentos e Fator peso foram otimizados para as duas abordagens de curto prazo. Os parâmetros: Quantidade de pontos da média móvel e Limiar de vazamentos foram otimizados para as duas abordagens de longo prazo.

5.1.6.1 CEP de curto prazo

Foram realizadas duas otimizações de curto prazo. A primeira considerando os dados de carga de pressão sem a correção de variação de nível e sem a correção de possíveis aberturas de torneira. A segunda considerando os dados de carga de pressão considerando a correção de variação de nível e com a correção dos dados em regiões de possíveis aberturas de torneira.

Três parâmetros foram otimizados para a análise de curto prazo com dados de carga de pressão sem correção de variação nível e sem remoção de possíveis aberturas de torneira: Tamanho da média móvel, Limiar de vazamentos e Fator peso. O conjunto de soluções apresentado na Figura 25 está limitado a 97% dos alertas gerados pela otimização, visto que esse conjunto detectou todos os vazamentos simulados, incluído o utilizado para validar. Optou-se por eliminar os outros 3% pois esse pequeno conjunto não tinha detectado o vazamento utilizado para validar e não trazia uma redução significativa na quantidade total de alertas.

O conjunto de soluções factíveis pode ser observado na Figura 25, de acordo com ela pode-se observar que a solução ótima corresponde a Quantidade de pontos da média móvel = 1, Limiar de vazamentos = 8 e Fator peso (Lambda) = 0.3. Esses parâmetros foram determinados a partir de dois meses de dados de carga de pressão, coletados a cada dois minutos para oito sensores, gerando 1962 alertas no total.

É possível observar que quanto menor o limiar de vazamentos maior foi a quantidade de alarmes gerados, ou seja, além do evento anômalo possivelmente a análise estava gerando muitos falsos alarmes, sendo que o limiar igual a 8 foi o que produziu a menor quantidade de alertas e ainda assim conseguiu detectar os eventos simulados. A suavização dos dados pelo uso da média móvel não foi uma boa estratégia, pois as oscilações resultantes de vazamentos desapareciam. Por fim foi observado que o Fator peso gerou resultados mais satisfatórios no intervalo de 0.1 a 0.3, sendo 0.3 o valor otimizado, ou seja, a taxa de decaimento dos pesos nesse intervalo utilizava uma memória suficiente para interpretar as oscilações com um janelamento otimizado.





Ao se analisar os parâmetros ótimos obtidos após a correção dos dados de carga de pressão pela remoção da variação de nível e com remoção de possíveis aberturas de torneira (Figura 26) observou-se que a solução ótima foi diferente da obtida para a condição sem correção. A Figura 26 apresenta 95% do conjunto de soluções, limitado ao conjunto no qual todas simulações utilizadas para validar foram encontradas. Os parâmetros ótimos foram Quantidade de pontos da média móvel = 2, Limiar de vazamentos = 12 e Fator peso = 0.5. Observou-se que o número total de alarmes para os parâmetros ótimos reduziu muito, 451 alertas ante 1962, evidenciando que a remoção de possíveis aberturas de torneira e remoção da variação de nível foi eficiente para a redução de falsos alarmes, sem afetar a detecção dos vazamentos simulados. Nesse caso o uso da média móvel se mostrou positiva, seu uso reduziu em até 16% o número de alertas quando comparado com a análise sem aplicar a média móvel.


Figura 26 - Otimização curto prazo, dados de carga de pressão sem nível e corrigindo dados de possíveis aberturas de torneiras

Fonte: Autor



Foram realizadas duas otimizações de longo prazo a fim de determinar os parâmetros: Limiar de vazamentos e Tamanho da média móvel. A primeira, considerando os dados de carga de pressão com variação nível e sem a correção de possíveis aberturas de torneira. A segunda, considerando os dados de carga de pressão com correção de variação de nível e com a correção dos dados em trechos de possíveis aberturas de torneira.

Para a otimização dos parâmetros da análise de longo prazo com dados de carga de pressão sem correção de variação nível e sem remoção de possíveis aberturas de torneira, dois parâmetros foram otimizados: Tamanho da média móvel e Limiar de vazamentos. A Figura 27 apresenta 100% do conjunto de soluções, ou seja, todas as soluções da função objetivo da otimização geraram pelo menos um alerta para a simulação de vazamento utilizada para validar. O uso da média móvel não apresentou melhorias significativas para a detecção de vazamento. O limiar de vazamentos otimizado foi igual a 2, apresentando uma quantidade de alertas igual a 9340 (Figura 27). Nesse caso, o limiar de vazamentos igual a 2 apresentou uma grande discrepância em relação aos outros, esse fato ocorreu pois o limiar igual a 1 conseguiu detectar todas as simulações porém gerou uma quantidade muito grande de alertas, e para o limiar superior a 2 e tamanho da média móvel superior a 1 nem todas as simulações de vazamentos

foram detectadas, de forma que tais combinações não são soluções factíveis do problema, e portanto não estão apresentadas na Figura 27.





Fonte: Autor

A otimização de longo prazo, após a correção dos dados de carga de pressão (Figura 28) apresenta 91% do conjunto de soluções, limitado ao conjunto no qual todas simulações utilizadas para validar foram encontradas. Dentre esse conjunto conclui-se que o uso da média móvel não melhorou a detecção e que o limiar de vazamentos otimizado para o longo prazo continuou sendo igual a 2. A aplicação das correções na carga de pressão e a remoção das variações de nível não modificou os parâmetros ótimos mas se mostrou útil para a redução na quantidade de alertas, sem afetar a detecção dos vazamentos simulados, passando de 9340 alertas para 6160 quando considerado dois meses de dados a cada dois minutos em oito sensores (Figura 28).



Figura 28 - Otimização longo prazo, dados de carga de pressão sem nível e corrigindo dados de possíveis aberturas de torneiras

Fonte: Autor

5.2 RESULTADOS CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSO (CEP)

5.2.1 CEP de curto prazo

A partir dos dados observados no Quadro 7, é possível observar que a análise de curto prazo foi capaz de detectar oito dos nove vazamentos simulados, apenas o último vazamento, de 2.5 L/s, não foi detectado. É possível observar que a magnitude do vazamento simulado foi diretamente proporcional à quantidade de alertas.

Na Figura 29, é possível observar com mais detalhes o desempenho do método para o quarto vazamento simulado, sendo que os resultados detalhados para todas as simulações de vazamentos podem ser observados no Apêndice A. Esse vazamento foi realizado com a abertura de um hidrante por 16 minutos com uma vazão constante de 15 L/s, cerca de 40% da vazão média no setor nesse momento. Na parte inferior são apresentadas três linhas, a linha azul representa os dados de carga de pressão e as duas linhas vermelhas representam os limites superior e inferior para a carga de pressão no seu funcionamento normal, em função do desvio padrão local e segundo o limiar obtido na otimização de curto prazo. Na parte superior são apresentadas duas linhas, a vermelha representa o limite do funcionamento normal, ou seja, o limite para a geração de alertas de vazamentos considerando o desvio padrão local em relação acarga de pressão. A linha azul representa quantos desvios um valor de carga de pressão oscilou em relação aos dados anteriores de carga de pressão exponencialmente ponderados. Quando o valor em azul ultrapassa o valor em vermelho um alerta de vazamento é gerado.

De forma geral cada simulação de vazamento foi realizada ao final de uma semana de coleta de dados. Porém, observa-se que alguns sensores apresentaram problemas durante a semana e não armazenaram os dados, dentre eles: o sensor 1 na segunda semana, quando foi verificado que o equipamento se soltou do engate rápido; o sensor 5 e 2 na quarta semana, devido à entrada de ar e reparo na rede hidráulica residencial, respectivamente; e o sensor 6 na sexta semana, quando o proprietário trocou uma torneira na residência. Na Figura 29 - Alerta de curto prazo sensor 2, é possível observar um exemplo de falta de dados de carga de pressão devido a entrada de ar mencionada acima.

Dentre as particularidades desse método, foi observado que a detecção se iniciava com poucos dados de carga de pressão, cerca de 10 minutos. Também foi observado, que, assim que um alerta era gerado, os limites inferior e superior aumentavam instantaneamente de modo a não apresentar mais de um alerta para cada simulação curta de vazamento no mesmo sensor. Com isso, caso os dados de carga de pressão apresentassem alguma oscilação minutos antes da abertura ele não gerava o alerta, isso pode ser evidenciado na Figura 30 (Alerta curto para o sensor 7), mesmo ocorrendo uma oscilação similar à do sensor 8 no momento da oitava simulação de vazamentos o sensor não gerou alerta.

Com relação a sensibilidade do método, em função da posição dos sensores, observou-se que a maioria dos vazamentos simulados foram detectados por três ou mais sensores. O método aplicado se mostrou satisfatório, mas com limitações, uma vez que possibilitou a detecção de vazamentos superiores a 18% da vazão média no setor.

Simulação	Alertas									
3	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4	Sensor 5	Sensor 6	Sensor 7	Sensor 8		
1ª	não	não	não	não	não	não	sim	não	7	
2ª	*	não	sim	sim	sim	não	sim	sim	23	
3ª	sim	não	sim	não	sim	não	sim	sim	15	
4 ^a	sim	*	sim	não	*	não	não	sim	15	
5 ^a	não	não	não	não	sim	não	sim	sim	10	
6 ^a	não	não	não	não	sim	*	sim	sim	10	
7 ^a	sim	sim	sim	não	sim	não	sim	sim	17	
8 ^a	não	sim	não	não	sim	não	não	sim	7	
9ª	não	2.5								

Quadro 7 – Resumo alertas gerados pela análise curto prazo para as simulações de vazamentos

Obs: * trechos em que os sensores armazenadores apresentaram problemas



Figura 29 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da quarta simulação de vazamento para os sensores 1 e 2

Figura 30 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da oitava simulação de vazamento para os sensores 7 e 8



Fonte: Autor

5.2.2 CEP de longo prazo

A partir dos dados observados no Quadro 8, é possível observar que a análise de longo prazo também foi capaz de detectar oito dos nove vazamentos simulados, apenas o último vazamento, de 2.5 L/s, não foi detectado.

Na Figura 31, pode ser observado com mais detalhes, o desempenho do método para o primeiro vazamento simulado, e no Apêndice A é possível observar os resultados de todas as simulações. Cada figura apresenta de forma resumida 25 horas de análise, cerca de uma hora após e 24 horas antes das aberturas dos hidrantes. Na parte inferior são apresentadas três linhas, a linha azul representa os dados de carga de pressão e as duas linhas vermelhas representam os limites superior e inferior para a carga de pressão no seu funcionamento normal, em função do desvio padrão e limiar selecionado, considerando todos os dados de carga de pressão anteriores. Na parte superior são apresentadas duas linhas, a vermelha representa o limite para iniciar a geração de alertas de vazamentos em função do desvio padrão. A linha a azul representa quantos desvios um valor de carga de pressão variou em relação aos dados anteriores, quando o valor em azul ultrapassa o valor em vermelho um alerta de vazamento é gerado.

Como os dados utilizados para a análise de longo prazo foram os mesmos utilizados na análise de curto prazo as mesmas falhas em relação a coleta de dados pelos sensores foram observadas aqui também. Porém algumas particularidades adicionais foram observadas.

Foi observado que, diferentemente da análise de curto prazo, quando um alerta era gerado os limites inferior e superior aumentavam gradualmente. Dessa forma, foram gerados vários alertas, para um mesmo vazamento simulado (sensor 5 - Figura 31).

Com relação ao último vazamento simulado, com duração de aproximadamente 10 horas e pequena magnitude, acreditava-se que esse método seria o mais eficaz para a sua detecção, porém nenhum sensor conseguiu detecta-lo. Dentre as possíveis explicações está o fato de ter ocorrido muitas oscilações em todos os sensores ao longo das séries, com isso os limites inferior e superior aumentaram muito, sendo possível a detecção apenas de grandes vazamentos.

Ao se analisar a quantidade de sensores que detectaram cada vazamento observou-se que o método Longo Prazo foi mais sensível que o Curto Prazo, ou seja, uma maior quantidade de sensores conseguiu detectar os vazamentos simulados. Pode-se concluir que esse método conseguiu detectar vazamentos superiores a 18% da vazão média no setor.

Local	Alertas									
simulação	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4	Sensor 5	Sensor 6	Sensor 7	Sensor 8	(l/s)	
Descarga 1	sim	sim	sim	não	sim	não	sim	sim	7	
Descarga 2	*	sim	23							
Descarga 3	sim	não	sim	sim	sim	sim	sim	sim	15	
Descarga 4	não	*	não	não	*	não	não	sim	15	
Descarga 5	sim	10								
Descarga 6	não	não	não	não	sim	*	sim	sim	10	
Descarga 7	sim	17								
Descarga 8	não	não	não	não	sim	não	sim	sim	7	
Descarga 9	não	2.5								

Quadro 8 - Resumo alertas gerados pela análise longo prazo para as simulações de vazamentos

Obs: * trechos em que os sensores armazenadores apresentaram problemas

Figura 31 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da primeira simulação de vazamento para os sensores 5 e 6



Fonte: Autor

5.2.3 CEP interdiário de mesmo horário

Na Figura 32 é possível observar por meio de um exemplo geral como o método de análise interdiária funciona. Os três primeiros dias são utilizados como período de treinamento e por isso não geram alertas. Os dias de fim de semana sempre são desconsiderados, visto que durante esses dias o consumo não segue os padrões de meio da semana.





Alerta interdiário sensor 8



A partir dos dados observados no Quadro 9, é possível observar que a análise interdiária foi capaz de detectar os nove vazamentos simulados, incluindo o último.

Nas Figuras 33 e 34 é possível observar com mais detalhes o desempenho do método para o sétimo vazamento simulado. Sua interpretação é realizada da mesma forma que o descrito na análise das figuras do curto prazo.

Esse método foi o único, dentre os três analisados, capaz de detectar a simulação de vazamento de longa duração e também de pequena magnitude, nona simulação de vazamento (Figura 34 - alerta interdiário sensor 5). Ele também possibilitou detectar as simulações de vazamentos mesmo nos sensores mais distantes, em duas das 9 simulações todos os sensores geraram alertas e outras duas apenas um sensor não gerou alertas (Quadro 9), se mostrando com o mais sensível dentre os três métodos.

Dentre as particularidades do método foi observado que era necessário distinguir dados de meio das semanas com dados de fins de semana, devido ao padrão de consumo se modificar nos fins de semana. Foi necessário utilizar uma média móvel com grupos de 3 dados de carga de pressão, de mesmo dia, e não apenas um dado isolado para realizar a comparação com os valores interdiários precedentes, de modo a minimizar as oscilações dos dados. Apesar da correção da variação de nível ter sido realizada para as três análises, apenas nesta era obrigatório que isso ocorresse. Como as simulações de vazamentos sempre foram realizadas entre 8 e 10 da manhã, observa-se que nesse período os limites de alertas se expandiram bastante (Figura 33 – Alerta interdiário sensor 7), porém como as simulações não ocorriam exatamente nos mesmos horários o método ainda conseguiu detectar todas as simulações.

Desta forma, o método pela análise interdiária foi eficaz para a detecção de vazamentos superiores a 5% da vazão média no setor.

		U				2				
Local	Alertas									
simulação	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4	Sensor 5	Sensor 6	Sensor 7	Sensor 8	(l/s)	
Descarga 1	sim	sim	sim	não	sim	sim	sim	sim	7	
Descarga 2	*	sim	23							
Descarga 3	sim	15								
Descarga 4	sim	*	sim	sim	*	não	sim	sim	15	
Descarga 5	sim	10								
Descarga 6	não	não	não	não	sim	*	não	sim	10	
Descarga 7	sim	sim	sim	não	sim	sim	sim	sim	17	
Descarga 8	não	não	não	não	sim	sim	não	sim	7	
Descarga 9	não	não	não	não	sim	sim	não	sim	2.5	

Quadro 9 - Resumo alertas gerados pela análise diária para as simulações de vazamentos

Obs: * trechos em que os sensores armazenadores apresentaram problemas





Fonte: Autor

Figura 34 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da nona simulação de vazamento para os sensores 5 e 6



Fonte: Autor

5.2.4 Considerações finais sobre o CEP para detecção de vazamentos

Após a realização de nove simulações de vazamentos com magnitudes entre 5 e 50% da vazão média no período de simulação no setor, pode se concluir que o método de análise interdiária foi o que mais detectou os vazamentos simulados. Entretanto, esse método necessita de pelo menos três dias de dados para que possa iniciar as análises, sendo que o método curto e longo prazo necessitam de apenas 10 minutos.

Foi observado que todos os métodos conseguiram detectar os grandes vazamentos, porém, em setores com grande variabilidade nos consumos ou sem dados de nível o método curto prazo pode ser o melhor, visto que ele consegue se adequar as variações diárias com mais agilidade que o método longo prazo.

Como foi realizada apenas uma simulação longa, devido ao alto consumo de água (cerca de 90 m³) não é possível afirmar com certeza que os métodos de curto e de longo prazo não conseguem detectar vazamentos com essa magnitude. Como três dos oito sensores do método interdiário foram capazes de detectar a simulação longa, tem-se um forte indício que esse método pode ser muito promissor para a detecção de vazamentos.

5.3 SISTEMA DE SUPORTE À DECISÃO (SSD)

Após a análise das três abordagens Curto Prazo, Longo Prazo e Interdiária foi desenvolvido um Sistema de Suporte a Decisão (SSD) para direcionar o decisor a analisar trechos específicos dos dados de carga de pressão a fim de encontrar anomalias. Para isso, as análises Longo Prazo e Interdiária foram unificadas por um indicador de vazamentos, o qual parava de ser acumulado e zerava sempre que aparecia um alerta nulo. Esse indicador era organizado por um *ranking* decrescente. A análise Curto Prazo foi incorporada como uma análise adicional para o tomador de decisão observar ao analisar mais a fundo cada indicado.

O *ranking* se trata de uma organização dos indicadores de forma decrescente, realizada para evidenciar os períodos dos dados com mais alterações. No Quadro 10, pode se observar em qual posição do *ranking* se encontrava cada vazamento simulado, considerando um *ranking* diário, ou seja, ao final de cada dia foi considerado que o tomador de decisão resetava os indicadores, apesar do algoritmo não perder todo o aprendizado adquirido ao longo do tempo.

A caráter de exemplo, em relação ao detalhamento dos sensores sugeridos pelo Indicador foram escolhidas a sétima e a nona simulação de vazamentos para se detalhar, visto que a sétima apresentou sensores em posições diferentes e a nona foi a simulação mais próxima de um vazamento real (Figura 39).

A sétima simulação de vazamento ocorreu próximo ao sensor 5, sendo o segundo sensor mais próximo o sensor 8. O Indicador naquele dia colocou a simulação na primeira posição do *ranking*, mesmo tendo duração de apenas 16 minutos. A análise Longo Prazo indicou o sensor 5 como o sensor que apresentou a maior variação, já o método Interdiário indicou o sensor 8 (Figura 35). Dessa forma observa-se que não é possível garantir que o sensor mais próximo terá a maior sensibilidade, mas pode se dizer que estará próximo daquela região, o que já reduz muito o espaço de busca. Como sugestão de detalhamento para esse caso, as três análises Curto Prazo, Longo Prazo e Interdiária são apresentadas para os dois sensores (Figura 36).

Nas Figura 37 e 38, pode ser observado o a visão geral e o detalhamento da nona simulação de vazamento, respectivamente. Nesse caso apenas a análise Interdiária conseguiu detectar a simulação de vazamento. Ela foi detectada 3 horas após seu início na posição 6 do ranking e 6 horas após o início na posição 3, em ambos pelo sensor 5. Isso ocorreu devido às oscilações dos dados de carga de pressão, já mencionadas anteriormente, mas o SSD foi capaz de colocá-las nas primeiras posições. O sensor com os maiores indicadores foi o sensor 5, sendo o segundo sensor mais próximo da simulação de vazamento, cerca de 500 metros. Neste exemplo, também aparece uma relação entre a distância do sensor e do vazamento, porém fatores como abertura de torneiras próximas aos sensores pode influenciar na detecção.

Simulação	Ranking	Data	Indicador	Sensor Longo Prazo	Sensor Interdiário	Fim Vazamento	Sensor mais próximo	Vazão (l/s)
1ª	32	18/09/2019 - 8:20	83	-	Sensor 5	18/09/2019 - 8:21	Sensor 7	7
2ª	17	25/09/2019 - 8:48	1015	-	Sensor 5	25/09/2019 - 8:43	Sensor 5	23
3ª	1	02/10/2019 - 9:14	515	Sensor 7	Sensor 8	02/10/2019 - 9:13	Sensor 7	15
4 ^a	1	09/10/2019 - 8:28	548	Sensor 8	Sensor 8	09/10/2019 - 8:30	Sensor 8	15
5ª	4	18/10/2019 - 8:58	625	Sensor 5	Sensor 5	18/10/2019 - 8:58	Sensor 5	10
6ª	3	23/10/2019 - 8:52	115	Sensor 8	Sensor 8	23/10/2019 - 8:54	Sensor 8	10
7 ^a	1	30/10/2019 - 8:32	590	Sensor 5	Sensor 8	30/10/2019 - 8:34	Sensor 5	17
8 ^a	4	06/11/2019 - 9:14	159	Sensor 5	Sensor 8	06/11/2019 - 9:12	Sensor 8	7
9ª	3	13/11/2019 - 4:10	389	-	Sensor 5	13/11/2019 - 7:50	Sensor 8	2.5
9 ^a	6	13/11/2019 - 1:00	288	-	Sensor 5	13/11/2019 - 7:50	Sensor 8	2.5

Quadro 10 – Resumo do ranking de vazamentos considerando uma análise diária para as 8 primeiras simulações de vazamentos e de dois dias para a última.

Obs: foi apresentado dois indicadores para a nona simulação de vazamento pois o indicador de ranking 3 foi maior, porém demorou mais tempo

para aparecer, enquanto o indicador de ranking 6 foi superior porém apareceu três horas antes.

Ranking	Data	Indicador	Sensor Longo Prazo	Sensor Interdiário	Detalhar
1	30/10/2019 08:32	590	Sensor 5	Sensor 8	Detalhar
2	30/10/2019 08:34	578	Sensor 5	Sensor 8	Detalhar
3	30/10/2019 08:36	537	Sensor 7	Sensor 8	Detalhar
4	30/10/2019 08:38	528	-	Sensor 8	Detalhar
5	30/10/2019 08:30	490	Sensor 5	Sensor 8	Detalhar
6	30/10/2019 08:40	309	-	Sensor 5	Detalhar
7	30/10/2019 08:26	304	Sensor 5	Sensor 8	Detalhar
8	30/10/2019 22:38	97	-	Sensor 6	Detalhar
9	30/10/2019 22:42	50	-	Sensor 2	Detalhar
10	30/10/2019 22:40	48	-	Sensor 2	Detalhar

Figura 35 – Visual geral SSD para o dia da sétima simulação de vazamento.

Fonte: Autor



Figura 36 - Detalhe dos sensores sugeridos pelo Indicador de vazamentos para a sétima simulação de vazamentos

Limite funcionamento normal

Intervalo da simulação de vazamento

Fonte: Autor

Ranking	Data	Indicador	Sensor Longo Prazo	Sensor Interdiário	Detalhar
1	12/11/2019 16:32	1.640	Sensor 5	Sensor 5	Detalhar
2	12/11/2019 16:38	1.504		Sensor 5	Detalhar
3	13/11/2019 04:10	389	-	Sensor 5	Detalhar
4	13/11/2019 03:54	332	-	Sensor 5	Detalhar
5	12/11/2019 16:02	295	Sensor 5	Sensor 5	Detalhar
6	13/11/2019 01:00	288		Sensor 5	Detalhar
7	13/11/2019 03:42	263	-	Sensor 5	Detalhar
8	13/11/2019 03:24	237		Sensor 5	Detalhar
9	13/11/2019 00:56	236	-	Sensor 5	Detalhar
10	13/11/2019 05:22	235	-	Sensor 5	Detalhar

Figura 37 – Visual geral SSD para o dia da nona simulação de vazamento.

Fonte: Autor







Intervalo da simulação de vazamento

Fonte: Autor

Ao se observar o resultado das simulações (Quadro 10), das nove simulações de vazamentos consideradas, todas exceto a primeira e a segunda possuem indicadores entre as 5 primeiras posições no dia em que ocorreram, o que demonstra a utilidade do método proposto, uma vez que seria necessária uma pequena quantidade de verificações para encontrar os vazamentos simulados. Acredita-se que as duas primeiras simulações não apresentaram *ranking* entre as 5 primeiras posições pois ainda existia uma pequena quantidade de dados para ajustar o desempenho do método.

Salienta-se que apesar dos vazamentos terem sido realizados com grandes vazões a duração foi pequena, é suposto que caso os vazamentos fossem reais o Indicador teria gerado valores bem mais altos. Visto que sua consideração é realizada em termos de valores acumulados, a última simulação de vazamento, por exemplo, gerou Indicador superior a sexta e a oitava, que apresentavam magnitudes bem superiores.

Outro ponto que pode ser ressaltado é que, na maioria das simulações, o sensor mais próximo do vazamento simulado foi o que gerou o maior Indicador de Vazamento e, dessa forma, ele pode ser utilizado como uma informação para reduzir o espaço de busca do vazamento.

A análise detalhada dos trechos das séries de carga de pressão se deu apenas para os Indicadores no período em que as simulações de vazamentos ocorreram, ou seja, como o projeto foi realizado em uma rede real pode ser que os outros Indicadores gerados sejam vazamentos reais.

Após os detalhes apresentados na seção 5.2.3 o método demonstrou potencial para auxiliar os tomadores de decisão na análise de séries temporais de dados de carga de pressão a fim de detectar vazamentos em redes de distribuição de água. Uma vez que indicador conseguiu filtrar em um conjunto diário de aproximadamente 200 indicadores, colocando os vazamentos simulados nas 5 primeiras posições do *ranking*.

6 CONCLUSÕES

Após diversos estudos realizados em conjunto com o Departamento Autônomo de Água e Esgotos de Araraquara (DAAE) em sua rede de distribuição de água foi desenvolvido um Sistema de Suporte à Decisão (SSD) para realizar a detecção de vazamentos durante a operação do sistema usando sinais de carga de pressão. Para isso, análises prévias foram realizadas, dentre elas destaca-se: o local de instalação dos sensores de monitoramento, o pré-processamento dos dados de carga de pressão e o uso de três abordagens do controle estatístico de processo.

Dentre as conclusões do estudo de caso destaca-se a elevada similaridade dos dados de carga de pressão coletados em cavaletes de residências quando comparados com dados coletados em poços de visita. Foi observada uma correlação entre 75,2% até 99,4% entre esses dados brutos, além de se verificar que os dados de meio da semana apresentam um comportamento similar entre si enquanto os de fins de semana apresentam maior variação.

Quando o intuito foi utilizar os dados de carga de pressão para a detecção de vazamentos, observou-se a necessidade de um pré-processamento desses dados de carga de pressão para evitar uma grande quantidade de falsos alarmes. Dentre as correções estão: a eliminação de início de leituras pelos sensores, as correções relacionadas a grandes oscilações pontuais e a subtração do nível de água do reservatório elevado presente no setor em estudo.

O uso do controle estatístico de processo foi aplicado com três abordagens buscando avaliar a eficácia na detecção de vazamentos. A primeira denominada Curto Prazo, a qual avalia os dados de carga de pressão em relação à média e o desvio padrão, levando em consideração um decaimento exponencial dos pesos dos dados precedentes. A segunda denominada Longo Prazo, considera que todos os dados precedentes teriam o mesmo peso para o cálculo da média e do desvio padrão. E a terceira denominada Interdiária, avalia os dados em relação ao dos dias anteriores nos mesmos horários, analisando a média e o desvio padrão considerando um decaimento exponencial dos pesos.

A análise de Curto Prazo se mostrou positiva para a detecção de vazamentos com vazões superiores a 18% da vazão média. Também conseguiu realizar a detecção em situações de grande variação do nível do reservatório. Porém, por não gerar alertas acumulados não pode ser unificada junto aos outros dois métodos no SSD.

A análise de Longo Prazo apresentou um resultado similar a análise Curto Prazo, detectando vazamentos com vazão superior a 18% da vazão. Entretanto seu uso se mostrou mais promissor por permitir a integração no SSD projetado, e com isso melhorar a seleção de trechos anômalos dos dados para uma análise detalhada.

A análise Interdiária foi a que se mostrou mais promissora entre as três desenvolvidas nessa dissertação. Sua concepção se deu no decorrer do projeto, após a realização das análises dos outros dois métodos. Foi observado que vazamentos com as características simuladas de menores dimensões não eram detectados e, a partir disso, foi realizada uma adequação do método de Curto Prazo para realizar comparações interdiárias e com isso, os alertas em série puderam ser gerados e com maior sensibilidade. Dessa forma, foi possível detectar todos os vazamentos simulados, inclusive um vazamento com 10 horas de duração e vazão de aproximadamente 5% da vazão média do setor durante a simulação.

Apesar de todos os esforços para melhorar os métodos de detecção de vazamentos, é importante salientar que todos os métodos dependem de vários parâmetros que podem alterar significativamente o resultado a depender de cada caso. Ao longo do projeto esses parâmetros foram otimizados para o estudo de caso, mas podem ser diferentes para outro caso. Mesmo com os parâmetros ótimos foi observado uma grande quantidade de alertas sendo gerados. Adicionalmente, as análises são aplicadas as séries de cada sensor independentemente, tudo isso acaba inviabilizando seu uso de forma individual.

Devido à grande quantidade de alertas foi desenvolvido um Sistema de Suporte à Decisão para integrar os resultados da análise Longo Prazo e Interdiária na forma de um Indicador, de modo a evidenciar trechos de série de carga de pressão em que apresentavam uma maior geração acumulada de alertas. Além disso, o SSD também indica quais sensores apresentam as maiores oscilações, o que se mostrou como uma alternativa para reduzir o espaço de busca dos vazamentos em campo. Com isso, quando as séries foram fragmentadas em dias, foi possível filtrar os vazamentos simulados, em sua grande maioria, entre os cinco primeiros quando classificados de forma decrescente, o que já facilitaria muito o trabalho dos tomadores de decisão.

Diante do apresentado, é possível afirmar que o projeto de pesquisa trouxe uma solução para o problema de detecção de vazamentos usando dados de carga de pressão de sistemas de abastecimento de água durante operação, integrados em um SSD. A implementação do SSD estava fora do escopo deste trabalho, mas considera-se que seja viável no curto prazo, por trazer benefícios diretos na gestão de perdas. Além disso, trabalhos futuros deverão avaliar a aplicação da metodologia em diferentes sistemas de abastecimento, em particular quanto a definição dos parâmetros para as análises. Ainda outras abordagens de detecção com o uso de filtros kalman podem ser estudadas com a visão de integração do SSD.

REFERÊNCIAS

ABDULLA, M. B.; HERZALLAH, R. Probabilistic multiple model neural network based leak detection system: Experimental study. **Journal of Loss Prevention in the Process Industries**, v. 36, p. 30–38, jul. 2015.

AKSELA, K.; AKSELA, M.; VAHALA, R. Leakage detection in a real distribution network using a SOM. **Urban Water Journal**, v. 6, n. 4, p. 279–289, 2009.

ANJANA, G. R. et al. A Particle Filter Based Leak Detection Technique for Water Distribution Systems. **Procedia Engineering**, v. 119, p. 28–34, 2015.

BAKKER, M. et al. Detecting Pipe Bursts Using Heuristic and CUSUM Methods. **Procedia Engineering**, v. 70, p. 85–92, 2014a.

BAKKER, M. et al. Heuristic burst detection method using flow and pressure measurements. **Journal of Hydroinformatics**, v. 16, n. 5, p. 1194–1209, set. 2014b.

BUCHBERGER, S. G.; NADIMPALLI, G. Leak Estimation in Water Distribution Systems by Statistical Analysis of Flow Readings. Journal of Water Resources Planning and Management, v. 130, n. 4, p. 321–329, jul. 2004.

BUSSAB, W. DE O.; MORETTIN, P. A. Estatística básica. 8. ed. São Paulo: Saraiva, 2014.

CHOI, D. et al. Adaptive Kalman Filter Based on Adjustable Sampling Interval in Burst Detection for Water Distribution System. **Water**, v. 8, n. 4, p. 142, 12 abr. 2016.

CHRISTODOULOU, S. E.; KOURTI, E.; AGATHOKLEOUS, A. Waterloss Detection in Water Distribution Networks using Wavelet Change-Point Detection. **Water Resources Management**, v. 31, n. 3, p. 979–994, 2016.

COVAS, D.; RAMOS, H. Case Studies of Leak Detection and Location in Water Pipe Systems by Inverse Transient Analysis. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 136(2), n. 2010, p. 248–257, 2010.

FARAH, E.; SHAHROUR, I. Leakage Detection Using Smart Water System: Combination of Water Balance and Automated Minimum Night Flow. **Water Resources Management**, v. 31, n. 15, p. 4821–4833, dez. 2017.

FARAH, E.; SHAHROUR, I. Smart water technology for leakage detection: feedback of largescale experimentation. **Analog Integrated Circuits and Signal Processing**, v. 96, n. 2, p. 235– 242, ago. 2018.

FERNÁNDEZ-RÍOS, L.; BUELA-CASAL, G. Standards for the preparation and writing of Psychology review articles. v. 9, p. 16, 2009.

FERREIRA, P.; LOUZADA, F.; DINIZ, C. Controle Estatístico de Processos - Uma Abordagem Prática Para Cursos de Engenharia e Administração. Rio de Janeiro: LTC, 2013.

FINCH, T. Incremental calculation of weighted mean and variance. **University of Cambridge Computing Service**, p. 8, 2009.

FOX, S.; COLLINS, R.; BOXALL, J. Traditional Leakage Models for Leakage Modelling: Effective or Not? **Procedia Engineering**, v. 119, p. 35–42, 2015.

GAMA, J.; GABER, M. M. Learning from Data Streams: Processing Techniques in Sensor Networks. [s.l.] SPRINGER, 2007.

GAMBOA MEDINA, M. M. Detecção de vazamentos e alterações em redes de distribuição de água para abastecimento, durante a operação, usando sinais de pressão. p. 130, 2017.

GAMBOA-MEDINA, M. M.; REIS, L. F. R. Sampling Design for Leak Detection in Water Distribution Networks. **Procedia Engineering**, v. 186, p. 460–469, jan. 2017.

GAMBOA-MEDINA, M. M.; RIBEIRO REIS, L. F.; CAPOBIANCO GUIDO, R. Feature extraction in pressure signals for leak detection in water networks. **Procedia Engineering**, v. 70, p. 688–697, 2014.

GEELEN, C. V. C. et al. Monitoring Support for Water Distribution Systems based on Pressure

Sensor Data. Water Resources Management, v. 33, n. 10, p. 3339–3353, 2019.

GHAZALI, M. F. et al. Comparative study of instantaneous frequency based methods for leak detection in pipeline networks. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 29, p. 187–200, maio 2012.

GOVERNO, D. P. DO. Alckmin inaugura obra que garante água para 22 milhões de pessoas. Disponível em: ">http://www.saopaulo.sp.gov.br/spnoticias/ultimas-noticias/alckmin-inaugura-obra-que-garante-mais-agua-para-22-milhoes-de-pessoas/

HUTTON, C.; KAPELAN, Z. Real-time Burst Detection in Water Distribution Systems Using a Bayesian Demand Forecasting Methodology. **Procedia Engineering**, v. 119, p. 13–18, 2015.

INTERNATIONAL WATER ASSOCIATION. **District Metered Areas, Guidance Notes**Specialist Group, Efficient Operation & Management, Water Loss Task Force, , 2007.

ISHIDO, Y.; TAKAHASHI, S. A New Indicator for Real-time Leak Detection in Water Distribution Networks: Design and Simulation Validation. **Procedia Engineering**, v. 89, p. 411–417, 2014.

JIMÉNEZ-CABAS, J. et al. Localization of Leaks in Water Distribution Networks using Flow Readings. **IFAC-PapersOnLine**, v. 51, n. 24, p. 922–928, 2018.

JUNG, D. et al. Improving the rapidity of responses to pipe burst in water distribution systems: a comparison of statistical process control methods. **Journal of Hydroinformatics**, v. 17, n. 2, p. 307–328, mar. 2015.

JUNG, D.; LANSEY, K. Burst Detection in Water Distribution System Using the Extended Kalman Filter. **Procedia Engineering**, v. 70, p. 902–906, 2014.

JUNG, D.; LANSEY, K.; ASCE, A. M. Water Distribution System Burst Detection Using a Nonlinear Kalman Filter. Journal of Water Resources Planning and Management, 2014.

KANG, D.; LANSEY, K.; ASCE, A. M. Novel Approach to Detecting Pipe Bursts in Water Distribution Networks. Journal of Water Resources Planning and Management, 2014.

KARRAY, F. et al. EARNPIPE: A Testbed for Smart Water Pipeline Monitoring Using Wireless Sensor Network. **Procedia Computer Science**, v. 96, p. 285–294, 2016.

KAYAALP, F. et al. Leakage detection and localization on water transportation pipelines: a multi-label classification approach. **Neural Computing and Applications**, v. 28, n. 10, p. 2905–2914, out. 2017.

KIM, Y. et al. Robust leak detection and its localization using interval estimation for water distribution network. **Computers & Chemical Engineering**, v. 92, p. 1–17, set. 2016.

LAI, W. W. L. et al. Perturbation mapping of water leak in buried water pipes via laboratory validation experiments with high-frequency ground penetrating radar (GPR). **Tunnelling and Underground Space Technology**, v. 52, p. 157–167, fev. 2016.

LISBOA, C. M. Construção, calibração e análise do modelo de simulação hidráulica de uma rede de abastecimento real e sua expansão. São Carlos: EESC/USP, 2019.

MESEGUER, J. et al. A decision support system for on-line leakage localization. **Environmental Modelling & Software**, v. 60, p. 331–345, out. 2014.

MISIUNAS, D. et al. Failure monitoring in water distribution networks. Water Science and Technology, v. 53, n. 5, p. 503–511, 2006.

MOCZULSKI, W. et al. SysDetLok - a leakage detection and localization system for water distribution networks. **IFAC-PapersOnLine**, v. 51, n. 24, p. 521–528, 2018.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. DE C. Análise de séries temporais. 3. ed. São Paulo: Blucher, 2018.

MOUNCE, S. R.; BOXALL, ; ; J B; MACHELL, J. Development and Verification of an Online Artificial Intelligence System for Detection of Bursts and Other Abnormal Flows. Journal of Water Resources Planning and Management, v. 136, n. 3, p. 309–318, 2010.

MOUNCE, S. R.; MACHELL, J. Burst detection using hydraulic data from water distribution systems with artificial neural networks. **Urban Water Journal**, v. 3, n. 1, p. 21–31, mar. 2006.

PALAU, C. V.; ARREGUI, F. J.; CARLOS, M. Burst Detection in Water Networks Using Principal Component Analysis. Journal of Water Resources Planning and Management, v. 138, n. February, p. 47–54, 2012.

QUEVEDO, J. et al. Methodology to Detect and Isolate Water Losses in Water Hydraulic Networks: Application to Barcelona Water Network. **IFAC Proceedings Volumes**, v. 45, n. 20, p. 922–927, jan. 2012.

QUIÑONES-GRUEIRO, M.; VERDE, C.; LLANES-SANTIAGO, O. Demand Model in Water Distribution Networks for Fault Detection * *Paper supported by DGAPA-UNAM IT100716, II-UNAM and Universidad Tecnologica de La Habana Jose Antonio Echeverría (CUJAE). **IFAC-PapersOnLine**, v. 50, n. 1, p. 3263–3268, jul. 2017.

RAJESWARAN, A.; NARASIMHAN, S.; NARASIMHAN, S. A graph partitioning algorithm for leak detection in water distribution networks. **Computers & Chemical Engineering**, v. 108, p. 11–23, jan. 2018.

RANKO PUDAR, B. S.; MEMBER, A.; LIGGETT, J. A. Leaks in Pipe Networks. Journal of Hydraulic Engineering, v. 118(7), n. 1992, p. 1031–1046, 1992.

ROMANO, M.; KAPELAN, Z.; SAVIC, D. Anomaly Detection Based in Bayesian Inference, 2010.

ROMANO, M.; KAPELAN, Z.; SAVIC, D. Testing of the system for detection of pipe bursts and other events in a UK water distribution system. **14th Water Distribution Systems** Analysis Conference 2012, WDSA 2012, v. 2, p. 1109–1126, 2012.

ROMANO, M.; KAPELAN, Z.; SAVIĆ, D. A. Automated Detection of Pipe Bursts and Other Events in Water Distribution Systems. Journal of Water Resources Planning and Management, v. 140, n. 4, p. 457–467, 2014a.

ROMANO, M.; KAPELAN, Z.; SAVIĆ, D. A. Evolutionary Algorithm and Expectation Maximization Strategies for Improved Detection of Pipe Bursts and Other Events in Water Distribution Systems. Journal of Water Resources Planning and Management, v. 140, n. 5, p. 572–584, maio 2014b.

ROMANO, M.; WOODWARD, K.; KAPELAN, Z. Statistical Process Control Based System for Approximate Location of Pipe Bursts and Leaks in Water Distribution Systems. **Procedia Engineering**, v. 186, p. 236–243, 2017.

SADEGHIOON, A. M. et al. Water pipeline failure detection using distributed relative pressure and temperature measurements and anomaly detection algorithms. **Urban Water Journal**, v. 15, n. 4, p. 287–295, 21 abr. 2018.

SANZ, G. et al. Leak Detection and Localization through Demand Components Calibration. Journal of Water Resources Planning and Management, 2015.

SHAKMAK, B.; AL-HABAIBEH, A. Detection of Water Leakage in Buried Pipes Using Infrared Technology; A Comparative Study of Using High and Low Resolution Infrared Cameras For Evaluating Distant Remote Detection. 2015 IEEE JORDAN CONFERENCE ON APPLIED ELECTRICAL ENGINEERING AND COMPUTING TECHNOLOGIES (AEECT). Anais...345 E 47TH ST, NEW YORK, NY 10017 USA: IEEE, 2015

SNIS. **Diagnostico dos Serviços de Água e Esgoto**: Sistema Nacional de Informações Sobre Saneamento (SNIS). [s.l: s.n.].

SOARES, A. K.; COVAS, D. I. C.; REIS, L. F. R. Leakage assessment in water pipe systems: from steady-state to transient flow analysis. **American Journal of Hydropower, Water and Environment Sytems**, v. 2, p. 22–26, 2015.

SRIRANGARAJAN, S. et al. Wavelet-based Burst Event Detection and Localization in Water Distribution Systems. **J Sign Process Syst**, v. 72, p. 1–16, 2012.

SUN, C. et al. Leak localization in water distribution networks using pressure and data-driven classifier approach. **Water (Switzerland)**, v. 12, n. 1, 2020.

TREVISAN, K. Brasil fica na 20ª posição em ranking internacional de perda de água. G1, 2015.

VERDE, C. Minimal Order Nonlinear Observer for Leak Detection. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, v. 126, n. 3, p. 467, 2004.

WITNESS MPESHA, B. et al. Leak detection in pipes by frequency response method. **Journal of Hydraulic Engineering**, v. 127, p. 134–147, 2001.

WU, Y. et al. Using Correlation between Data from Multiple Monitoring Sensors to Detect Bursts in Water Distribution Systems. Journal of Water Resources Planning and Management, 2017.

WU, Y.; LIU, S. A review of data-driven approaches for burst detection in water distribution systems. **Urban Water Journal**, v. 14, n. 9, p. 972–983, 2017.

YANG, J.; WEN, Y.; LI, P. Leak Acoustic Detection in Water Distribution Pipelines. 2008 7TH WORLD CONGRESS ON IN^{TEL}LIGENT CONTROL AND AUTOMATION, VOLS 1-23. Anais...345 E 47TH ST, NEW YORK, NY 10017 USA: IEEE, 2008

YE, G.; FENNER, R. A. Kalman Filtering of Hydraulic Measurements for Burst Detection in Water Distribution Systems. **Journal of Pipeline Systems Engineering and Practice**, v. 2, n. 1, p. 14–22, 2011.

APÊNDICE A

RESULTADOS DO CEP DE CURTO PRAZO

Primeira simulação de vazamentos

Figura 39 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da primeira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2



Fonte: Autor

Figura 40 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da primeira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4







Fonte: Autor

Figura 42 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da primeira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8



Fonte: Autor

Segunda simulação de vazamentos

Figura 43 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da segunda simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2



Fonte: Autor

Figura 44 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da segunda simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4



Fonte: Autor





Fonte: Autor

Figura 46 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da segunda simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8



Fonte: Autor

Terceira simulação de vazamentos





Fonte: Autor

Figura 48 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da terceira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4



Fonte: Autor





Fonte: Autor

Figura 50 – Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da terceira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8



Fonte: Autor

Quarta simulação de vazamentos

Figura 51 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da quarta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2



Fonte: Autor

Figura 52 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da quarta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4







Figura 54 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da quarta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8



Fonte: Autor

Quinta simulação de vazamentos

Figura 55 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da quinta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2



Figura 56 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da quinta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.







Fonte: Autor

Figura 58 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da quinta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Fonte: Autor
Sexta simulação de vazamentos





Fonte: Autor

Figura 60 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da sexta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.



Limite funcionamento normal Fonte: Autor





Fonte: Autor

Figura 62 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da sexta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Fonte: Autor

Sétima simulação de vazamentos

Figura 63 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da sétima simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Figura 64 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da sétima simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.



Fonte: Autor





Fonte: Autor

Figura 66 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da sétima simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8



Fonte: Autor

Oitava simulação de vazamentos

Figura 67 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da oitava simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Figura 68 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da oitava simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.







Fonte: Autor

Figura 70 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da oitava simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Fonte: Autor

Nona simulação de vazamentos





Fonte: Autor

Figura 72 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da nona simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.







Figura 74 - Desempenho do método curto prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da nona simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



112

RESULTADOS DO CEP DE LONGO PRAZO

Primeira simulação de vazamentos

Figura 75 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da primeira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Fonte: Autor

Figura 76 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da primeira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.







Fonte: Autor

Figura 78 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da primeira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Fonte: Autor

Segunda simulação de vazamentos

Figura 79 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da segunda simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Fonte: Autor

Figura 80 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da segunda simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.





Figura 81 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da segunda simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 5 e 6.

Fonte: Autor

09-24 09 24 22

09-24 18

09-24-22

09-24 15

Limite funcionamento normal

09250925035067509

Tempo

Figura 82 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da segunda simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.

414 15 18 09-209-24 18

09-24 09-25 00 25 03

Intervalo da simulação de vazamento

Tempo

09-25 06

09-25 09

09:24 12

09-24 09



Terceira simulação de vazamentos



Figura 83 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da terceira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Fonte: Autor

Figura 84 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da terceira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.





Figura 85 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da terceira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 5 e 6.

Fonte: Autor

Figura 86 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da terceira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Fonte: Autor

Quarta simulação de vazamentos

Figura 87 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da quarta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Fonte: Autor

Figura 88 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da quarta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.



Fonte: Autor





Fonte: Autor

Figura 90 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da quarta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Fonte: Autor

Quinta simulação de vazamentos

Figura 91 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da quinta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Fonte: Autor

Figura 92 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da quinta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.



Fonte: Autor





Fonte: Autor

Figura 94 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da quinta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Fonte: Autor

Sexta simulação de vazamentos

Figura 95 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da sexta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Figura 96 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da sexta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.



Fonte: Autor





Fonte: Autor

Figura 98 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da sexta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Fonte: Autor

Sétima simulação de vazamentos

Figura 99 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da sétima simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Figura 100 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da sétima simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.



Fonte: Autor





Figura 102 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da sétima simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Oitava simulação de vazamentos

Figura 103 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da oitava simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Fonte: Autor

Figura 104 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da oitava simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.



Fonte: Autor





Fonte: Autor

Figura 106 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da oitava simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Fonte: Autor

Nona simulação de vazamentos

Figura 107 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da nona simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Fonte: Autor

Figura 108 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da nona simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.



Fonte: Autor





Figura 110 - Desempenho do método longo prazo para detecção de vazamentos próximo do horário da nona simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



RESULTADOS DO CEP INTERDIÁRIO

Primeira simulação de vazamentos

Figura 111 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da primeira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Figura 112 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da primeira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.



Fonte: Autor

Figura 113 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da primeira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 5 e 6.



Fonte: Autor

Figura 114 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da primeira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Fonte: Autor

Segunda simulação de vazamentos

Figura 115 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da segunda simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Figura 116 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da segunda simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.



Figura 117 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da segunda simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 5 e 6.



Fonte: Autor

Figura 118 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da segunda simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Fonte: Autor

Terceira simulação de vazamentos

Figura 119 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da terceira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Fonte: Autor

Figura 120 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da terceira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.



Fonte: Autor





Fonte: Autor

Figura 122 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da terceira simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Fonte: Autor

Quarta simulação de vazamentos

Figura 123 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da quarta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Fonte: Autor

Figura 124 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da quarta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.



Fonte: Autor





Fonte: Autor

Figura 126 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da quarta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



138

Quinta simulação de vazamentos

Figura 127 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da quinta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Fonte: Autor

Figura 128 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da quinta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.







Figura 130 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da quinta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.


Sexta simulação de vazamentos

Figura 131 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da sexta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Fonte: Autor

Figura 132 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da sexta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.







Fonte: Autor

Figura 134 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da sexta simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Fonte: Autor

Sétima simulação de vazamentos

Figura 135 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da sétima simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Figura 136 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da sétima simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.



Fonte: Autor





Figura 138 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da sétima simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Fonte: Autor

Oitava simulação de vazamentos

Figura 139 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da oitava simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Fonte: Autor

Figura 140 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da oitava simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.







Fonte: Autor

Figura 142 – Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da oitava simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



146

Nona simulação de vazamentos

Figura 143 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da nona simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 1 e 2.



Figura 144 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da nona simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 3 e 4.





Figura 145 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da nona simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 5 e 6.

Fonte: Autor

Figura 146 - Desempenho do método interdiário para detecção de vazamentos próximo do horário da nona simulação de vazamentos e o intervalo em amarelo delimita o início e fim da simulação para os sensores 7 e 8.



Fonte: Autor