Fronteiras: Journal of Social, Technological and Environmental Science
http://periodicos.unievangelica.edu.br/fronteiras/
ISSN 2238-8869

Tecnologias Utilizadas no Monitoramento Quantitativo e Qualitativo da Água: O Uso da Inteligência Artificial na Previsão de Eventos Extremos

Samuel Ribeiro dos Santos[1], Antonia Samylla Oliveira Almeida[2]

[1] Graduado em Tecnologia em Gestão de Turismo. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Sudeste de Minas Gerais. ORCID: 0009-0009-4651-2777. Email: guiasamuelsantos@icloud.com
[2] Doutora em Engenharia Civil (Recursos Hídricos) - Área de Concentração: Saneamento Ambiental. Docente Efetiva no Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Sudeste de Minas Gerais. ORCID: 0000-0002-6665-8257. Email: antonia.almeida@ifsudestemg.edu.br

RESUMO
A urgência da escassez hídrica, intensificada por eventos hidrológicos críticos, e a ineficácia do Monitoramento da Qualidade da Água (MQA) tradicional, dispendioso, lento e sem dados imediatos demanda o uso de novas tecnologias. Diante disso, buscou-se responder: quais os avanços e limitações na utilização da Inteligência Artificial (IA) para o Monitoramento de Recursos Hídricos (MRH), em comparação com os métodos tradicionais? Metodologicamente, a presente pesquisa consistiu em análise bibliográfica, qualitativa, exploratória e descritiva. Foram selecionados 21 artigos (2020-2024) das bases *Google Scholar*, *SciELO* e *Web of Science*, complementada por análise cienciométrica. A discussão de resultados indicou que a integração da IA com a Internet das Coisas ou *Internet of Things* (*IoT*) impulsiona a transformação digital, permitindo automação, monitoramento contínuo e respostas rápidas, superando as falhas do MQA tradicional. Contudo, as limitações incluem: complexidade de modelagens, dados de baixa qualidade, altos custos e dificuldade para abordar aspectos humanos e sociotécnicos, como equidade. Conclui-se que IA e *IoT* são avanços cruciais para a gestão sustentável, mas é fundamental preencher lacunas de pesquisa sobre os impactos ambientais e integrar o fator humano nos sistemas hídricos.
Palavras-chave: eventos hidrológicos críticos; monitoramento quali-quantitativo; automação; gestão de recursos hídricos.

ABSTRACT
The urgency of water scarcity, intensified by critical hydrological events, together with the ineffectiveness of traditional Water Quality Monitoring (WQM), which is costly, time-consuming, and lacks real-time data, demands the adoption of new technologies. In this context, this study sought to address the following question: what are the advances and limitations in the use of Artificial Intelligence (AI) for Water Resources Monitoring (WRS) compared to traditional methods? Methodologically, the present research consisted of a qualitative, exploratory, and descriptive bibliographic analysis. A total of 21 articles published between 2020 and 2024 were selected from the Google Scholar, SciELO, and Web of Science databases and complemented by a scientometric analysis. The discussion of the results indicated that the integration of AI with the Internet of Things (IoT) drives digital transformation, enabling automation, continuous monitoring, and rapid responses, thereby overcoming the shortcomings of traditional WQM. However, the limitations include model complexity, low data quality, high costs, and difficulties in addressing human and sociotechnical aspects, such as equity. It is concluded that AI and IoT represent crucial advances for sustainable management; nevertheless, addressing research gaps related to environmental impacts and integrating the human factor into water systems remain essential.
Keywords: critical hydrological events; qualitative and quantitative monitoring; automation; water resources management.

Submissão: 20/02/2026 Aceite: 03/09/2026 Publicação: 14/11/2026

v.15, n.3, 2026 • p. 175-191. • DOI http://dx.doi.org/10.21664/2238-8869.2026v15i3.8616

© 2021 by the authors. Esta revista oferece acesso livre imediato ao seu conteúdo, seguindo o princípio de que disponibilizar gratuitamente o conhecimento científico ao público proporciona maior democratização mundial do conhecimento. Este manuscrito é distribuído nos termos da licença Creative Commons – Atribuição - NãoComercial 4.0 Internacional (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/legalcode), que permite reproduzir e compartilhar o material licenciado, no todo ou em parte, somente para fim não comercial; e produzir, reproduzir, e compartilhar material adaptado somente para fim não comercial.

Introdução

A escassez hídrica é um problema persistente, intensificado pelo desequilíbrio entre oferta e demanda e pelo aumento de eventos hidrológicos críticos, como inundações e secas, frequentemente associados às variações climáticas, que geram impactos negativos à vida e à economia, tornando urgente a adoção de novas tecnologias para a gestão sustentável dos recursos hídricos (Yang & Liu 2020).

Nesse contexto, destaca-se a importância do monitoramento aliado às novas tecnologias, uma vez que o Monitoramento da Qualidade da Água (MQA) tradicional, baseado em análises laboratoriais, embora preciso, é dispendioso, lento, trabalhoso e carece de dados em tempo real (Zhuiykov 2012; Murphy et al. 2015; Gholizadeh et al. 2016; Yaroshenko et al. 2020). Diante disso, o setor hídrico tem migrado para a Indústria 4.0, adotando tecnologias emergentes, como a Inteligência Artificial (IA), essenciais ao processo de "transformação digital da água" (Ngila et al. 2020; Matheri et al. 2020).

Buscando ampliar a discussão do uso dessas tecnologias nas ações de recursos hídricos, quatro aspectos foram considerados: a necessidade de cumprir as recomendações legais para o monitoramento qualitativo e quantitativo dos recursos hídricos; a relevância do tema diante do surgimento de tecnologias capazes de auxiliar esses processos, já aplicadas em outros setores industriais; a iminência das mudanças climáticas, que afetam diversos recursos e setores socioeconômicos; e o fato de se tratar de um tema relativamente novo, ainda com número limitado de estudos publicados sob revisão por pares.

Desse modo, para responder à questão: "quais são os avanços e as limitações da utilização da Inteligência Artificial (IA) no Monitoramento de Recursos Hídricos (MRH) em comparação aos métodos tradicionais?", foi realizada uma pesquisa bibliográfica, de natureza básica, caráter qualitativo e objetivos exploratórios e descritivos. Assim, o texto organiza-se em quatro seções: fundamentação teórica, metodologia, discussão dos resultados e conclusão.

Fundamentação teórica

Atualmente a escassez hídrica persiste devido ao desequilíbrio entre oferta e demanda, agravada por desastres como inundações e secas, dificultando a gestão dos recursos hídricos e indicando que muitos países em desenvolvimento podem enfrentar escassez severa até 2025 (Yang & Liu 2020; Boretti & Rosa 2019; Du Plessis & Du Plessis 2019; Mancosu et al. 2015).

O aumento de eventos catastróficos, como inundações e secas, compromete o alcance dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) (Nações Unidas Brasil 2024), ao provocar perdas de vidas, danos materiais, destruição de plantações e surtos de doenças de veiculação hídrica (Yang & Liu 2020). Nesse contexto, as variações climáticas associadas ao aquecimento global intensificam eventos extremos de precipitação e temperatura, ampliando a variabilidade hidrológica e a frequência de secas e cheias (Bakker 2012; Clark 2014).

Eventos hidrológicos críticos: inundações e secas

O sistema de classificação de desastres naturais compreende seis grupos: biológicos, geofísicos, meteorológicos, hidrológicos, climatológicos e extraterrestres (Below et al. 2009), sendo as inundações enquadradas no grupo hidrológico (fluviais, pluviais e costeiras) e as secas no grupo climatológico (Yang & Liu 2020).

A inundação pluvial decorre do escoamento superficial da chuva e da formação de poças antes que a água alcance cursos d'água ou sistemas de drenagem, ou quando estes estão saturados (Falconer et al. 2009). Conforme Yang e Liu (2020), ocorre em áreas rurais quando a precipitação excede a infiltração do solo e, em áreas urbanas, quando supera a capacidade da drenagem pluvial. Sua recorrência intensifica os impactos e as ameaças à vida, sendo agravada pelas mudanças climáticas (Hurford et al. 2011; Kaźmierczak & Cavan 2011).

Entre as inundações fluviais destacam-se a inundação transfronteiriça, a mais comum, que ocorre com o transbordamento do rio, e a inundação repentina, caracterizada por fluxo intenso e rápido em até seis horas ou pela ruptura de barragens, ou diques (Yang & Liu 2020). Esses eventos, associados a detritos, são altamente perigosos e destrutivos devido à força da água e aos reduzidos tempos de alerta e resposta em relação às inundações convencionais (Archer & Fowler 2018).

As inundações costeiras são causadas por grandes ondas, marés de tempestade, marés altas e anomalias do nível médio do mar (Yang & Liu 2020), podendo também ser influenciadas pela precipitação e pelo fluxo fluvial em deltas e estuários (Wolf 2008). Em regiões densamente povoadas afetadas por ciclones tropicais, as taxas de elevação do nível do mar aproximam-se ou superam a média global (Woodruff et al. 2013). Embora geralmente associadas a perdas, essas inundações também podem exercer funções ecossistêmicas essenciais,

como a recarga de aquíferos, o aumento da biodiversidade e a conectividade de habitats aquáticos (Yang & Liu 2020).

Já as secas, pertencentes ao grupo climatológico, apresentam definição variável conforme condições hidrometeorológicas, localização geográfica e demandas de água (Mishra & Singh 2010). Organizações como a Organização Meteorológica Mundial ou *World Meteorological Organization* (WMO) e a *United Nations Secretariat General* da Organização das Nações Unidas (ONU) as definem como condições de deficiência de precipitação (WMO 1986; *United Nations Secretariat General* 1994), sendo classificadas em quatro categorias: seca meteorológica, seca hidrológica, seca agrícola e seca socioeconômica (*American Meteorological Society* 2004; Mishra & Singh 2010).

A seca meteorológica caracteriza-se por déficits de precipitação em uma região ao longo de determinado período, ocorrendo quando os níveis pluviométricos ficam abaixo da média e estando fortemente associada à temperatura da superfície do mar e a anomalias térmicas (Gibbs 1975; Yang & Liu 2020). Já a seca hidrológica refere-se a períodos de escassez de águas superficiais e subterrâneas, como rios, lagos e aquíferos, comprometendo o suprimento necessário para usos estabelecidos, como abastecimento humano e manutenção de ecossistemas aquáticos (Mishra & Singh 2010; Wali et al. 2024).

Segundo Sheffield e Wood (2011), as secas hidrológicas podem abranger grandes áreas e durar de meses a anos, distinguindo-se das secas meteorológicas pelas características climáticas e das bacias hidrográficas (Hasan et al. 2019), sendo analisadas principalmente por dados de vazão, e não de precipitação (Van Loon 2015; Hasan et al. 2019). Já a seca agrícola refere-se à redução da umidade do solo e à consequente perda de produtividade, sem referência direta aos recursos hídricos superficiais (Mishra & Singh 2010; Allah et al. 2017), geralmente precedida por secas meteorológicas persistentes que evoluem para secas agrícolas, hidrológicas e socioeconômicas (Schubert et al. 2016).

Por fim, a seca socioeconômica ocorre quando a demanda por bens econômicos supera a oferta em função da escassez hídrica associada ao clima (Mishra & Singh 2010). Assim, as secas meteorológica, hidrológica e agrícola mensuram a seca como fenômeno físico (Yang & Liu 2020), enquanto a seca socioeconômica é a que apresenta impacto direto na produção humana e na vida cotidiana (Guo et al. 2019).

Diversos impactos resultam da má gestão do abastecimento de água e de eventos hidrológicos críticos, incluindo riscos à vida, danos econômicos e ameaças à segurança hídrica associadas a secas e inundações (Kesarwani et al. 2023; Yang & Liu 2020; Guo et al. 2019). O enfrentamento desses impactos requer a articulação entre todos os atores da gestão hídrica e a adoção de novas tecnologias digitais para lidar com grandes volumes de dados, integrar informações, combinar *big data* e modelagem teórica e assegurar a qualidade dos dados de sensores (Matheri et al. 2022). Nesse sentido, apresenta-se a seguir um recorte teórico sobre modelos de monitoramento dos recursos hídricos, voltados ao acompanhamento qualitativo e quantitativo da água, à prevenção da escassez e à mitigação de eventos hidrológicos críticos.

Um breve panorama sobre modelos convencionais de monitoramento

Fatores como contaminantes emergentes, mudanças climáticas, crescimento populacional, migração rural-urbana, variações na descarga de poluentes, atividades humanas e a falta de saneamento adequado, sobretudo em países em desenvolvimento, provocam rápida deterioração da qualidade das águas superficiais e subterrâneas (Ahmed et al. 2019b; Jia et al. 2021; Aakash et al. 2024), e demandam ações de monitoramento para a adequada gestão.

Nesse contexto, a Qualidade da Água (QA) refere-se às propriedades biológicas, químicas e físicas que determinam sua adequação a usos específicos, sendo majoritariamente influenciadas por parâmetros suspensos ou dissolvidos na água (Ahmed et al. 2019a; Pulé et al. 2017; *Department of Water Affairs and Forestry* 1996).

Tradicionalmente fundamentado em análises laboratoriais, o MQA envolve a coleta e preservação de amostras de água em fontes específicas, posteriormente encaminhadas a laboratórios credenciados, subsidiando a avaliação do monitoramento e a recomendação de ações futuras (Paepae et al. 2021). O MQA baseia-se na detecção periódica de parâmetros em locais definidos para fornecer dados e identificar condições atuais ou tendências (Adu-Manu et al. 2017). A interpretação e a comunicação dos resultados constituem etapas críticas desse processo, que segue, em geral, uma sequência lógica de monitoramento, avaliação e gestão (Chapman 1996; Paepae et al. 2021).

O MQA é regido por diretrizes nacionais na maioria dos países e baseia-se, tradicionalmente, em abordagens laboratoriais (Paepae et al. 2021). Embora ainda predominante em muitos países em desenvolvimento, o método convencional apresenta limitações, como altos custos de implantação e manutenção de laboratórios, necessidade de equipamentos e pessoal especializado, possibilidade de erros de

amostragem e calibração, ausência de dados em tempo real, além de ser trabalhoso e demorado (Gholizadeh et al. 2016; Yaroshenko et al. 2020). Ademais, os tratamentos convencionais mostram-se pouco eficazes frente a contaminantes emergentes, como fármacos, e a adaptação de processos e infraestruturas eleva os custos (Paepae et al. 2021). Contudo, sua precisão, exatidão e conformidade com técnicas padronizadas para fins regulatórios e legais mantêm a relevância dessa abordagem tradicional (Zhuiykov 2012; Murphy et al. 2015).

O primeiro avanço em sensores físicos para o MQA ocorreu por volta de 1930, com o eletrodo de pH de vidro acoplado a um medidor de pH (Yaroshenko et al. 2020). Posteriormente, pesquisas ampliaram o desenvolvimento de sensores para parâmetros como oxigênio dissolvido, turbidez, temperatura, clorofila-a, condutividade elétrica, nitrogênio amoniacal e salinidade, resultando em dispositivos maduros e de baixo custo (Chen et al. 2020).

Com o avanço dos sensores portáteis, da computação e da comunicação, passaram a ser adotadas as Redes de Sensores sem Fio (RSSF) no MQA, que realizam leituras de parâmetros, transmitem dados a uma estação central para análise e encaminham os resultados às autoridades hídricas (Ahmed et al. 2019a; Jan et al. 2021; Paepae et al. 2021). Embora as RSSF tenham mitigado limitações de sistemas anteriores, ainda apresentam restrições, como alto consumo de energia, vulnerabilidade a ataques cibernéticos, elevados custos de instalação e manutenção e problemas de armazenamento de dados (Paepae et al. 2021; Pulé et al. 2017; Jan et al. 2021).

Uma perspectiva do uso de inteligência artificial e o utras tecnologias no contexto de escassez hídrica e monitoramento da qualidade da água

Setor agropecuário

As abordagens usuais de monitoramento levaram a um cenário em que ambições humanas ultrapassam os limites do planeta (Silva, 2022). Nesse contexto, os riscos de escassez hídrica, decorrentes do aumento da demanda e da redução das fontes de abastecimento em razão de impactos ambientais, poluição e mudanças climáticas, intensificam a busca por novas tecnologias que assegurem o acesso à água de forma robusta, eficiente e confiável (Elimelech & Phillip 2011).

Segundo a *Food and Agriculture Organization* (FAO) (2021), estima-se que a agricultura consome cerca de 70% da água doce mundial. Nesse contexto, o aumento da eficiência do uso da água no setor agrícola é fundamental para a gestão sustentável dos recursos hídricos (Sindhu et al. 2024; Tarate et al. 2024). Nesse sentido, El Bilali e Taleb (2024) destacam o crescimento do uso de algoritmos de modelos de aprendizado de máquina ou *Machine Learning* (*ML)* e *IoT* para enfrentar desafios complexos do gerenciamento da irrigação.

Conforme Mgendi (2024), sistemas de irrigação baseados em IA regulam autonomamente o uso da água a partir da umidade do solo, previsões meteorológicas e demandas das culturas, assegurando eficiência e redução de desperdícios. Ademais, modelos de IA permitem prever necessidades hídricas e otimizar o planejamento da irrigação, ampliando a eficiência do uso da água e o rendimento das culturas (Kamarbekov & Baimaganbetov 2024).

As aplicações de IA no setor agrícola também abrangem práticas mais amplas, como ferramentas de apoio à decisão que combinam abordagens de conjuntos brutos baseadas em dominância ou *Dominance-based Rough Set Approach* (*DRSA*) e *ML* para a escolha de culturas com base em múltiplos critérios, embora sua implementação ainda seja limitada pela escassez de dados em tempo real sobre parâmetros como umidade do solo e evapotranspiração (Assimakopoulos 2024; Tarate et al. 2024). Já no setor pecuário, a aquicultura tem buscado otimizar a QA, o monitoramento da saúde dos peixes e a gestão geral por meio de tecnologias de *IoT*, IA e *ML*; contudo, apesar dos avanços, persiste uma lacuna de pesquisas sobre os impactos ambientais da implantação de dispositivos de *IoT* em ecossistemas aquáticos, especialmente quanto à poluição química e à exposição à radiação (Senoo et al. 2024).

Sistemas de abastecimento humano e esgotamento sanitário

A transformação digital, impulsionada pelo *big data*, pela análise de dados, pela IA e por ferramentas digitais como sensores, gêmeos digitais, mineração e *pipelines* de dados, *IoT*, monitoramento da água e nanotecnologia, amplia as capacidades de gestão hídrica (Garrido-Baserba et al. 2020; Poch et al. 2020). Esse processo gerou um grande volume de dados provenientes de sensores e amostragens operacionais, impulsionando a evolução computacional e revolucionando diversos setores econômicos (Van Loosdrecht & Brdjanovic 2014).

Segundo Matheri et al. (2022), é essencial assegurar um abastecimento de água confiável e seguro aliado a uma gestão adequada, em um setor hídrico em transição para a Indústria 4.0, que envolve instalações de

recuperação de recursos hídricos e a integração de energia, água, solo, clima, alimentos, calor, produtos químicos e fontes de informação intensivas em dados (Garrido-Baserba et al. 2020). A adoção de sistemas digitais emergentes na Quarta Revolução Industrial (4RI), denominada transformação digital da água, reduz a lacuna entre as operações atuais e tecnologias de ponta, como sensores *on-line*, comunicação sem fio, *IoT*, *big data*, *ML* e outras ferramentas de IA, além de modelagem, simulação, algoritmos avançados e gêmeos digitais, associados à realidade virtual, tornando-se essenciais para a descrição, o controle, a previsão e o prognóstico das Estações de Tratamento de Efluentes (ETE) (Ngila et al. 2020; Matheri et al. 2020).

No tratamento de águas residuais (TAR), a IA atua como uma ferramenta poderosa ao simplificar e acelerar procedimentos complexos (Alharbi 2024). Contudo, apesar da interação de *big data* e IA na análise, organização e extração de informações baseadas em dados para a operação e o controle do TAR (Blumensaat et al. 2019; Garrido-Baserba et al. 2020), a otimização por modelos *on-line* ainda é pouco aplicada no tratamento de água e esgoto em razão da complexidade da modelagem, do comportamento biológico dos processos, da ausência de técnicas de visualização e da baixa qualidade das medições industriais (Matheri et al. 2022).

De acordo com Poch et al. (2020), devido à complexidade das tecnologias aplicadas à gestão da água, é necessária uma abordagem interdisciplinar e sociotécnica que integre sistemas de engenharia hídrica e aspectos sociais, como equidade, questões legais e privacidade de dados. Isso demanda circularidade sustentável, operações inteligentes orientadas por dados e controle da Estação de Tratamento de Águas Residuais (ETAR) alinhado aos ODS e ao marco da indústria 4.0 (Matheri et al. 2022).

Conforme Verde Neto e Souza Filho (2022), ao longo da história, o TAR enfrentou desafios técnicos e políticos, como exemplificado na Austrália, onde secas, altos custos de eletricidade e a dependência de fontes onerosas, como a dessalinização, intensificam as preocupações com a sustentabilidade (Sorbello & Marck 2014). Diante disso, a solução da problemática hídrica requer medidas como a descentralização da captação de águas pluviais (Partzsch 2009), governança participativa (Bakker & Cook 2011), modelos de negócios sustentáveis e a promoção de um "mercado verde" (Boons et al. 2013), reforçando a visão de que a interação entre hábitos humanos e tecnologia influencia diretamente os sistemas hídricos (Matheri et al. 2022).

O setor hídrico enfrenta novos desafios para a gestão sustentável dos sistemas urbanos devido a fatores externos como mudanças climáticas, secas e crescimento populacional; além disso, a baixa prioridade atribuída aos serviços de água nas ações governamentais evidencia-se pelos desafios em manter uma prestação confiável e segura diante de infraestruturas envelhecidas (Joseph et al. 2022), e do crescimento populacional e urbano (Velayudhan et al. 2022). Desse modo, Cenci et al. (2023), apontam que diante das intensas mudanças climáticas causadas por ações humanas, como poluição, escassez hídrica, desmatamento e incêndios florestais, as cidades inteligentes emergem como um modelo adequado para enfrentar os principais problemas da sociedade.

As preocupações com a segurança hídrica podem ser agrupadas em quatro categorias: riscos diretos aos sistemas de abastecimento de água potável; escassez de recursos hídricos e seus efeitos no crescimento econômico; ameaças aos ecossistemas aquáticos decorrentes da poluição, do uso excessivo da água e da perda de biodiversidade; e impactos das mudanças climáticas, que aumentam a variabilidade hidrológica e a frequência de secas e cheias (Bakker 2012; Clark 2014).

Nesse contexto de infraestrutura deficitária e de cidades inteligentes, as Redes Integradas de Água ou Redes Inteligentes de Água (RIA) são fundamentais por otimizar a gestão da rede, reduzir rupturas e perdas, assegurar a sustentabilidade operacional e incorporar tecnologias digitais para automação e tomada de decisões, elevando a qualidade dos serviços e reduzindo riscos frente a demandas crescentes (Bush & Uber 1998; Marney e Sharma 2012; Morosini et al. 2017). Os parâmetros para o desenvolvimento de uma RIA incluem elementos do sistema, como tubulações, reservatórios, tanques e bombas, bem como parâmetros de quantidade e qualidade da água, utilizados no monitoramento do abastecimento e na garantia dos padrões de potabilidade (Joseph et al. 2022).

Diversas abordagens de IA, como a lógica *fuzzy* neural ou *Neuro-Fuzzy System* (NFS) e as máquinas de vetores de suporte ou *Support-vector Machine* (SVM), são empregadas na previsão de falhas por ruptura de tubulações, na avaliação da confiabilidade e do desempenho de sistemas de RIA (Kutylowska 2015). Bubtiena et al. (2011) propuseram modelos de Redes Neurais Artificiais (RNA) para rupturas de tubulações, permitindo definir estratégias de reabilitação, manutenção proativa e priorização de ações. Complementarmente, Asnaashari et al. (2013) indicam que o aumento das falhas decorre da má manutenção e do envelhecimento dos sistemas, sendo a modelagem por RNA eficaz na definição de prioridades de reparo e substituição.

Conforme Velayudhan et al. (2022), o setor hídrico não pode mais se manter isolado das transformações tecnológicas observadas em outros setores de infraestrutura; o crescimento da *IoT* é evidenciado por dados que indicam 21,7 bilhões de dispositivos conectados no mundo, sendo 11,7 bilhões (54%) conexões de dispositivos de *IoT*. Ademais, projeta-se que, até 2025, haverá mais de 30 bilhões de conexões de *IoT*, correspondendo a uma média de quatro dispositivos por pessoa (Lueth 2019; Manyika 2015). Algumas das principais aplicações

de sistemas de monitoramento habilitados para *IoT* incluem a inspeção de tubulações (como corrosão e rachaduras), a previsão de manutenção, a análise em tempo real de dados de sensores para identificação de vazamentos e o uso de softwares que auxiliam concessionárias e consumidores no rastreamento do consumo de água, contribuindo para uma gestão hídrica mais eficiente (Velayudhan et al. 2022).

O uso de tecnologias de *IoT* pode ser integrado à IA (Govinda & Saravanaguru 2016; Hammi et al. 2017), promovendo a transformação progressiva do monitoramento, controle e automação das Redes de Distribuição de Água (RDA) (Shah & Yaqoob 2016), com foco na melhoria do uso de dados de sensores inteligentes (Plageras et al. 2018; Teng et al. 2019), no gerenciamento e na governança das funções internas de captação, armazenamento e distribuição de água (Gaffoor 2017; Narendran et al. 2017; Robles et al. 2015), na detecção e redução de vazamentos e custos (Maamar et al. 2019), no aumento da eficácia dos negócios por meio da automação de processos (Hamdy et al. 2003; Manavalan & Jayakrishna 2019) e na melhoria da QA (Almetwally et al. 2020).

De acordo com Velayudhan et al. (2022), um dos principais desafios das RDA é fornecer informações rápidas às concessionárias e, nesse sentido, a integração com *IoT* amplia o potencial das tecnologias de IA para enfrentar desafios urgentes dessas redes. No contexto das RDA, especialmente quanto ao uso de tecnologias, o Nexo Água-Energia (NAE) deve ser amplamente considerado. Segundo Huang et al. (2023), a busca por soluções sustentáveis para a escassez hídrica, a crise energética, a produção de energia renovável e a proteção dos seres humanos e dos ecossistemas é cada vez mais relevante para o futuro do NAE, que se refere à interdependência entre água e energia nos processos de produção, tratamento, distribuição e/ou reciclagem, em diferentes escalas, da comunitária à global (Dai et al. 2018; Machell 2015; Pan et al. 2018; Vakilifard et al. 2018).

Consoante aos argumentos de Matheri et al. (2022) e Silva (2022) sobre a inter-relação humano-tecnologia-sistemas, Huang et al. (2023) afirmam que, à medida que cresce a demanda por recursos hídricos para atender à interdependência água-energia, torna-se fundamental uma análise abrangente das dimensões de infraestrutura e humanas para garantir o abastecimento e a gestão eficiente e sustentável da água no Nexo Água-Energia-Infraestrutura-Humano (NAEIH); entretanto, os sistemas tradicionais de abastecimento e tratamento de água no NAEIH permanecem predominantemente centralizados, abrangendo coleta, tratamento e geração de energia.

A gestão desses sistemas, sob uma perspectiva que integre infraestrutura e envolvimento humano, pode gerar informações relevantes sobre desafios e oportunidades no desenvolvimento das RDA, incluindo a necessidade de infraestrutura confiável e resiliente e o engajamento de partes interessadas e comunidades para o uso sustentável da água e da energia (Huang et al. 2023). Entretanto, a captura de dados sobre o comportamento humano, de forma qualitativa e quantitativa, ainda representa um desafio significativo, evidenciando a necessidade de avanços metodológicos no âmbito do NAEIH (Bethke et al. 2021).

De acordo com Huang et al. (2023), na busca por soluções para os desafios dos Sistemas de Abastecimento de Água Comunitários (SAAC), têm ocorrido avanços no desenvolvimento de tecnologias e estratégias inovadoras voltadas à redução do consumo de energia e ao aumento da eficiência do tratamento. A rede integrada de energia e hidráulica descentralizada ou *Water-Energy-Infrastructure-Human-Nexus* (*WEIHN*) surge como uma abordagem alternativa para ampliar a eficiência energética em SAAC, por meio de estratégias integradas de gestão de bacias hidrográficas para o manejo da água doce (Huang et al. 2023). Contudo, o equilíbrio entre eficiência energética e remoção de contaminantes — como metais pesados (Chen et al. 2020), microplásticos (Iyare et al. 2020) e substâncias perfluoroalquiladas (PFAS) (Dixit et al. 2019) — ainda é desafiador, em razão de limitações tecnológicas e lacunas de conhecimento, especialmente quanto ao contexto sistêmico e à escalabilidade de novos materiais de membrana de menor consumo energético (Mccutcheon & Mauter 2023).

Em uma *WEIHN* descentralizada, o Sistema de Abastecimento de Água Descentralizado (SAAD) integra tecnologias avançadas de tratamento em pequena escala, como sistemas eletroquímicos com Carvão Ativado Granular (CA) (García et al. 2018) e zonas úmidas construídas (Lakho et al. 2021), atendendo aos requisitos de QA com menor consumo energético em comparação ao *WEIHN* centralizado. Em áreas de população esparsa ou com demandas flutuantes, a viabilidade econômica do SAAD pode, inclusive, superar a do Sistema de Abastecimento Centralizado (SAC) (Rabaey et al. 2020).

Metodologia

Trata-se de uma pesquisa bibliográfica de natureza básica e caráter qualitativo, com objetivos exploratórios e descritivos. A busca por bibliografia (preferencialmente de artigos) foi realizada, respectivamente, nas bases

de dados *Google Scholar, SciELO* e *Web of Science* utilizando tanto as palavras-chave[1] "tecnologias de monitoramento", "recursos hídricos", "inteligência artificial", "escassez hídrica" e "qualidade", quanto as *strings* "*monitoring technologies*", "*water resources*", "*artificial intelligence*", "*water scarcity*" e "*quality*". Além disso, foram adotados critérios como recorte temporal (2020–2024), acesso livre e revisão por pares.

Dessa forma, obteve-se um total de 43 estudos, cuja seleção, realizada conjuntamente pelos autores, ocorreu a partir da leitura de seus respectivos títulos, resumos, objetivos e resultados. A partir dessa triagem, foram selecionados 21 estudos que apresentaram maior adesão ao tema do trabalho. Para evitar quaisquer divergências quanto ao número de trabalhos encontrados e selecionados, destaca-se que a busca foi realizada em setembro de 2025 e monografias, publicações em anais de eventos, dissertações e teses foram retirados do montante encontrado nos indexadores citados.

Assim, o tratamento e a análise do material bibliográfico selecionado ocorreu por meio de leitura detalhada e posterior elaboração de fichamentos, o que possibilitou, além da identificação de outros materiais bibliográficos relevantes para o estudo, o aprofundamento do tema em questão para aplicação dos métodos exploratório e descritivo. Ademais, por tratar-se de um tema relativamente novo e com aparente escassez de publicações, conforme os parâmetros de busca empregados, foi feita a cienciometria dos artigos selecionados, que consistiu em uma exploração quantitativa do material, onde foram mapeados os seguintes dados: áreas de estudo (conforme o escopo dos periódicos), datas de publicação (ano), e locais de publicação (países).

Discussão de resultados

Os dados permitiram descrever os principais avanços e limitações do uso da IA na literatura revisada, bem como explorar resultados de outros autores para compará-los aos métodos tradicionais e compreender os avanços e limitações das tecnologias emergentes no monitoramento de recursos hídricos diante de eventos hidrológicos críticos nos diversos usos. Em termos metodológicos, ainda que limitada pelo recorte temporal, a pesquisa possibilitou apresentar um panorama da produção acadêmica sobre o uso da IA na gestão de recursos hídricos.

Primeiramente, optou-se pela descrição dos resultados, a começar pelo monitoramento e otimização em tempo real, seguido da necessidade de inovação, visto que estas foram as situações mais aparentes nas discussões e resultados dos estudos revisados.

O MRH é urgente diante da escassez persistente, do desequilíbrio entre oferta e demanda e da intensificação de eventos hidrológicos críticos, como inundações e secas, que geram riscos à vida e prejuízos econômicos (Yang & Liu 2020). Embora fundamental, a água é um recurso limitado (Yang & Liu 2020; Durgun 2024), tornando necessário o uso de modelos hidrológicos para apoiar o MQA e a prevenção de cheias e da escassez.

O MQA baseia-se historicamente em métodos laboratoriais tradicionais, com coleta e transporte de amostras por pessoal treinado para análise posterior (Paepae et al. 2021). Embora apresentem elevada precisão e padronização para fins regulatórios (Zhuiykov 2012; Murphy et al. 2015), inclusive em abordagens recentes, esses métodos evidenciam limitações em contextos dinâmicos e de crises hidrológicas, como altos custos, dependência de equipamentos e especialistas, erros de amostragem, falhas operacionais, ausência de dados em tempo real e baixa eficácia frente a contaminantes emergentes, como fármacos (Gholizadeh et al. 2016; Yaroshenko et al. 2020; Paepae et al. 2021).Ademais, apesar do avanço no uso de RSSF com sensores portáteis (Paepae et al. 2021), essas tecnologias ainda apresentam limitações, como elevada demanda energética, vulnerabilidade a ataques cibernéticos e altos custos de instalação (Pulé et al. 2017; Jan et al. 2021).

Nesse contexto, a literatura apontou que a busca por tecnologias mais robustas, eficientes e estáveis impulsionou a ascensão da IA, do *ML* e da *IoT*, hoje essenciais à transformação digital da água e à Indústria 4.0 (Matheri et al. 2022). A IA atua na simplificação e na agilização de processos complexos, especialmente no TAR (Alharbi 2024), e, associada ao *big data*, possibilitou a geração de grandes volumes de dados de sensores e amostragens operacionais, criando oportunidades baseadas em dados para a operação e o controle desses sistemas (Blumensaat et al. 2019; Garrido-Baserba et al. 2020; Poch et al. 2020).

Em seguida, descrevem-se as aplicações das infraestruturas inteligentes, destacando que a integração entre *IoT* e IA tem potencial para transformar o monitoramento, o controle e a automação das RDA (Govinda & Saravanaguru 2016; Hammi et al. 2017; Shah & Yaqoob 2016), ao fornecer respostas rápidas e informações estratégicas às concessionárias para enfrentar os desafios desses sistemas (Velayudhan et al. 2022).

Outras aplicações da infraestrutura inteligente incluem sistemas de irrigação baseados em IA, que regulam autonomamente o uso da água conforme a umidade do solo, otimizando o planejamento, a eficiência hídrica e

1 Pesquisa com palavras-chave em português (PT-BR) realizada somente no buscador *Google Scholar*.

o rendimento das culturas (Mgendi 2024; Kamarbekov & Baimaganbetov 2024), bem como o apoio da IA ao gerenciamento das RIA, reduzindo rupturas e perdas em tubulações e ampliando a eficiência e a sustentabilidade (Bush & Uber 1998; Marney & Sharma 2012; Morosini et al. 2017). Adicionalmente, abordagens como RNA (Bubtiena et al. 2011), NFS e SVM (Kutylowska 2015) são utilizadas na previsão de falhas e na avaliação da confiabilidade dos sistemas (Asnaashari et al. 2013), enquanto a integração de IA e *IoT* em RDA tem melhorado o uso de dados de sensores inteligentes (Plageras et al. 2018; Teng et al. 2019), a detecção de vazamentos e a redução de custos (Maamar et al. 2019).

A partir disso, por fim, partiu-se para a identificação dos principais desafios e limitações do uso da IA e outras tecnologias emergentes no MRH. Embora a IA represente um avanço significativo, sua implementação enfrenta desafios que os métodos tradicionais, apesar de suas falhas, não possuíam ou tratavam de forma diferente, como a questão da privacidade e da complexidade de dados (Pulé et al. 2017; Jan et al. 2021).

No setor pecuário, especialmente na aquicultura, persiste uma lacuna de pesquisas sobre os impactos ambientais da implantação de dispositivos de *IoT* em ecossistemas aquáticos, incluindo poluição química e exposição à radiação (Senoo et al. 2024). Ademais, no que se refere à tratabilidade da água, permanece o desafio de equilibrar a remoção de contaminantes, como metais pesados (Chen et al. 2020) e microplásticos (Iyare et al. 2020), com a eficiência energética, sobretudo em SAAC (Huang et al. 2023), em razão de limitações tecnológicas e de lacunas no conhecimento sobre o uso dessas tecnologias no MRH (Mccutcheon & Mauter 2023).

Outro aspecto evidenciado é que, embora a integração entre *big data* e IA avance nas análises de dados (Blumensaat et al. 2019; Garrido-Baserba et al. 2020), a otimização baseada em modelos *on-line* ainda é pouco aplicada no tratamento de água e esgoto, em razão da complexidade das modelagens, da dinâmica biológica, da ausência de técnicas de visualização e da baixa qualidade dos dados industriais (Matheri et al. 2022).

Além disso, a necessária transformação digital requer abordagens interdisciplinares e sociotécnicas que considerem não somente os sistemas de engenharia hídrica, mas também aspectos sociais, como equidade, questões legais e privacidade de dados (Poch et al. 2020). Um aspecto brevemente abordado, mas relevante para esta revisão, refere-se à importância de uma análise abrangente dos Nexos Água-Energia (NAE) e Água-Energia-Infraestrutura-Humano (NAEIH), conforme destacado por Huang et al. (2023), Matheri et al. (2022), Poch et al. (2020) e Silva (2022). Afinal, discutir sobre monitoramento de recursos hídricos implica considerar os seres humanos, que dependem diretamente desses recursos e de uma gestão eficaz e eficiente.

Assim, conclui-se que os métodos tradicionais oferecem alta precisão laboratorial (Zhuiykov 2012; Murphy et al. 2015), mas apresentam limitações na resposta em tempo real, especialmente para dados em larga escala (Gholizadeh et al. 2016; Yaroshenko et al. 2020). Em contrapartida, a IA e a *IoT* mostram-se promissoras ao permitir a automação e o monitoramento contínuo dos recursos (Velayudhan et al. 2022), embora também imponham desafios relacionados à complexidade de modelagem (Poch et al. 2020), aos altos custos energéticos e impactos ambientais (Abatan et al. 2024) e à integração de fatores sociotécnicos e comportamentais dos usuários (Poch et al. 2020; Matheri et al. 2022).

Cienciometria de dados

Como se tratou da revisão bibliográfica de um tema que demonstrou escassez nas bases de dados pesquisadas, adotou-se o método de cienciometria como parte relevante dos resultados do artigo. A seguir, apresenta-se descritivamente um panorama das áreas de estudo, segundo o escopo dos periódicos de origem, que têm se debruçado sobre a temática.

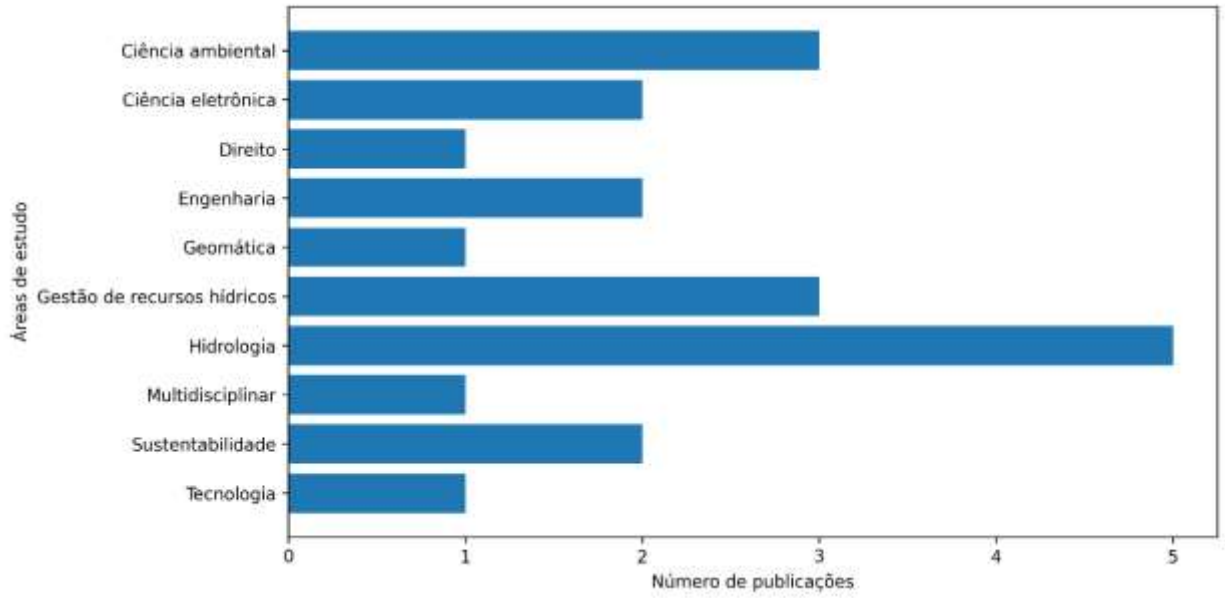


Gráfico 1: Áreas de estudo. Fonte: Autores 2025.

Foram revisados 21 artigos (como mostrado no gráfico 1), distribuídos, conforme o escopo dos periódicos, nas seguintes áreas de estudo: Ciência Ambiental (3), Ciência Eletrônica (2), Direito (1), Engenharia (2), Geomática (1), Gestão de Recursos Hídricos (3), Hidrologia (5), Multidisciplinar (1), Sustentabilidade (2) e Tecnologia (1).

Observou-se a predominância das áreas diretamente relacionadas aos recursos hídricos, como Gestão de Recursos Hídricos e Hidrologia, que juntas correspondem a cerca de 38% dos trabalhos analisados. Em contrapartida, a área de Tecnologia apresentou baixa representatividade, com apenas uma publicação, equivalente a aproximadamente 4,8% do total revisado.

Verificou-se, ainda, que as áreas correlatas ao campo ambiental, Ciência Ambiental, Gestão de Recursos Hídricos, Hidrologia, Multidisciplinar e Sustentabilidade, concentram a maioria das publicações, totalizando 14 artigos, representando cerca de 67% do conjunto analisado. Esses percentuais, especialmente no que se refere à área de Tecnologia, corroboram apontamentos de autores sobre a escassez de estudos voltados a novas metodologias no âmbito do NAEIH (Bethke et al. 2021) e reforçam a necessidade de abordagens interdisciplinares (Poch et al. 2020). Ressalta-se, contudo, que esse cenário também se estende a outras áreas do conhecimento, considerando o número reduzido de publicações encontradas e selecionadas para a revisão. Na sequência, será apresentado o recorte percentual das publicações quanto à periodicidade.

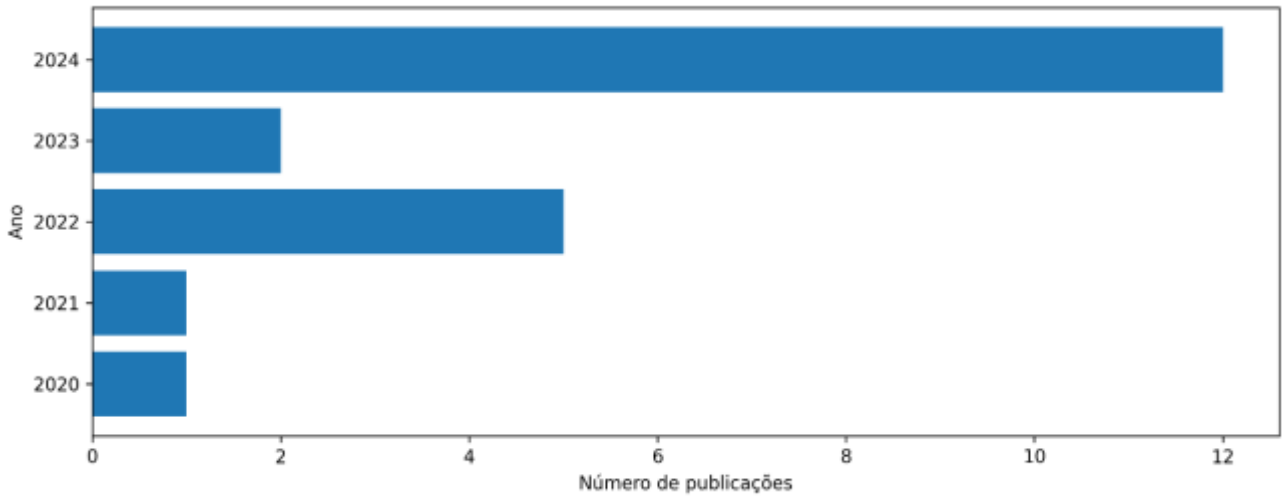


Gráfico 2: Datas de publicação (ano). Fonte: Autores 2025.

O recorte temporal da pesquisa abrangeu o período de 2020 a 2024 (como mostrado no gráfico 2), no qual as 21 publicações identificadas distribuíram-se desigualmente: 2020 (1), 2021 (1), 2022 (5), 2023 (2) e 2024 (12). O reduzido número de publicações entre 2020 e 2023 pode estar associado aos impactos da pandemia de COVID-19, causada pelo vírus SARS-CoV-2, encerrada mundialmente em maio de 2023, conforme Pinelli (2023). Na sequência, serão apresentados os dados das publicações selecionadas conforme os países em que foram publicadas.

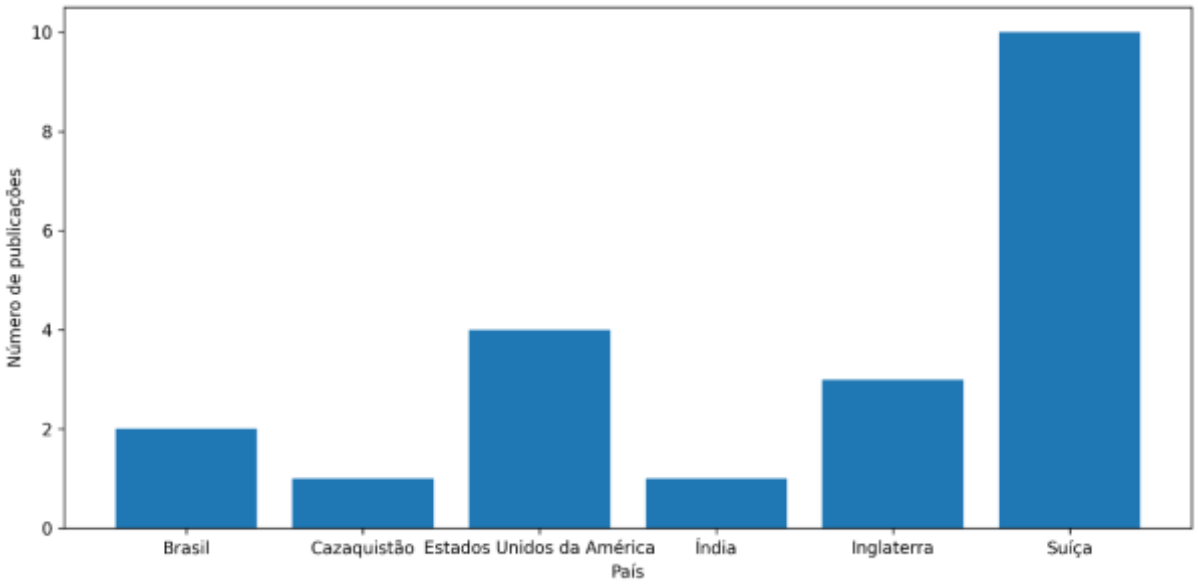


Gráfico 3: Locais de publicação (país). Fonte: Autores 2025.

Observa-se que (como mostrado no gráfico 3), diferentemente do gráfico anterior, no qual a variação anual foi associada à pandemia de COVID-19, a maioria dos trabalhos analisados concentra-se no continente europeu, com destaque para a Suíça (10) e a Inglaterra (3), que juntas correspondem a aproximadamente 62% das publicações.

Assim, as publicações revisadas distribuíram-se, conforme os países, da seguinte forma: Brasil (2), Cazaquistão (1), Estados Unidos da América (4), Índia (1), Inglaterra (3) e Suíça (10). Na sequência, aparecem a América do Norte, representada pelos Estados Unidos da América (4), com cerca de 19%, seguida da América do Sul, com o Brasil (2), e da Ásia, com Cazaquistão (1) e Índia (1), ambos com percentuais aproximados de 9,5%.

Conclusão

Este estudo analisou os avanços e as limitações do uso da IA no MRH em comparação aos métodos tradicionais. A revisão da literatura confirmou a urgência de monitorar e gerir esses recursos de forma sustentável, diante da variabilidade de usos, das demandas quantitativas e qualitativas, da escassez persistente e da intensificação de eventos hidrológicos críticos, como inundações e secas.

Os resultados indicam que a IA e a *IoT* representam um avanço relevante em relação aos métodos tradicionais, impulsionando a transformação digital do setor hídrico rumo à Indústria 4.0. Embora o MQA laboratorial ofereça precisão, ele é limitado por altos custos, demanda de tempo e de pessoal especializado, além da ausência de dados em tempo real, o que dificulta respostas rápidas a eventos críticos, como secas e inundações. Observou-se também a diversidade de usos das novas tecnologias para uma gestão mais eficiente dos recursos hídricos em diferentes processos produtivos, para além do saneamento básico, bem como que as RSSF, que apesar dos avanços, ainda enfrentam restrições relacionadas a custos elevados, alta demanda energética e vulnerabilidade a ataques cibernéticos.

Em contraste, a integração de IA e *IoT* mostrou-se eficaz para superar essas limitações, ao possibilitar a automação dos sistemas e o monitoramento contínuo dos recursos em diferentes aplicações. A IA apresenta elevado potencial ao fornecer respostas rápidas e informações estratégicas para enfrentar desafios em RDA, além de permitir, na agricultura, a regulação autônoma do uso da água, otimizando o planejamento da irrigação e aumentando o rendimento das culturas. Ademais, abordagens como RNA, SVM e NFS destacam-se por

auxiliar na previsão de falhas em tubulações e na avaliação da confiabilidade das RIA, contribuindo para sistemas mais eficientes e sustentáveis.

Contudo, os resultados também indicam que a implementação da IA impõe novos desafios, pois a otimização baseada em modelos *on-line* ainda é pouco aplicada no tratamento de água, em razão da complexidade das modelagens, da dinâmica biológica e da baixa qualidade dos dados. Ademais, evidenciou-se uma lacuna de pesquisas sobre os impactos ambientais da implantação de dispositivos de *IoT* em ecossistemas aquáticos, como poluição química e exposição à radiação, bem como a necessidade de abordagens interdisciplinares e sociotécnicas que considerem aspectos sociais, legais, de equidade e a privacidade dos dados na transformação digital do setor hídrico.

Para pesquisas futuras, é fundamental avançar metodologicamente na captura de dados qualitativos e quantitativos sobre o comportamento humano, considerando a inter-relação entre hábitos comportamentais e os sistemas hídricos no NAEIH. Ademais, estudos posteriores devem buscar o equilíbrio entre a eficiência na remoção de contaminantes e o consumo de energia em SAAC, diante das restrições tecnológicas e das lacunas de conhecimento existentes.

Referências

Aakash S, Valliammai A, Nagarajan M, Sivakumar SD, Baskar M, Sujitha E 2024. Conjunctive use in water resource management: Current trends and future directions. *Water Supply* 24(11):3881. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.2166/ws.2024.215.

Abatan A, Obaigbena A, Ugwuanyi ED, Jacks BS, Sodiya EO, Daraojimba OH, Lottu OA 2024. Simulation-Driven Strategies for Enhancing Water Treatment Processes in Chemical Engineering: Addressing Environmental Challenges. *Engineering Heritage Journal (GWK)* 5(1):34–41. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.26480/gwk.01.2024.34.41.

Adu-Manu KS, Taparello C, Heizelman W, Katsriku FA, Abdulai JD, et al 2017. Water quality monitoring using wireless sensor networks: Current trends and future research directions. *ACM Transactions on Sensor Networks* 13(1):Art. 4. [cited 2025 Sep 17]. Available from: http://dx.doi.org/10.1145/3005719.

Ahmed U, Mumtaz R, Anwar H, Mumtaz S, Qamar AM 2019a. Water quality monitoring: from conventional to emerging technologies. *Water Sci. Technol. Water Supply* 20:28–45. [cited 2025 Sep 17]. Available from: https://doi.org/10.2166/ws.2019.144.

Ahmed U, Mumtaz R, Anwar H, Shah AA, Irfan R, García-Nieto J 2019b. Efficient Water Quality Prediction Using Supervised Machine Learning. *Water* 11(2210):1–14. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.3390/w11112210.

Almetwally SAH, Hassan MK, Mourad MH 2020. Real time Internet of Things (IoT) based water quality management system. *Procedia CIRP* 91:478-485.

Alharbi S, Felemban A, Abdelrahim A, Al-Dakhil M 2024. Agricultural and technology-based strategies to improve water-use efficiency in arid and semiarid areas. *Water* 16(13):1842. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.3390/w16131842.

Allah AAD, Hashim NBM, Awang AB 2017. Discovering Trends of Agricultural Drought in Tihama Plain, Yemen: A Preliminary Assessment. *Indonesian Journal of Geography* 49(1):17–27. [cited 2025 Sep 18]. Available from: http://dx.doi.org/10.22146/ijg.12089.

Asnaashari A, McBean EA, Gharabaghi B, Tutt D 2013. Forecasting watermain failure using artificial neural network modelling. *Canadian Water Resources Journal* 38(1):24–33.

American Meteorological Society (AMS) 2004. Statement on meteorological drought. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 85:771–773.

Archer DR, Fowler HJ 2018. Flash flood response to intense rainfall in Britain. *J. Flood Risk Manage* 11:S121–S133. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.1111/jfr3.12187.

Assimakopoulos F, Vassilakis C, Margaris D, Kotis K, Spiliotopoulos D 2024. Artificial intelligence tools for the agriculture value chain: Status and prospects. *Electronics* 13(22):4362. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.3390/electronics13224362.

Bakker K 2012. Water Security: Research Challenges and Opportunities. *Science* 337(6097):914–915.

Bakker K, Cook C 2011. Water governance in Canada: innovation and fragmentation. *International Journal of Water Resources Development* 27(2):275–289.

Below R, Wirtz A, Guha-Sapir D 2009. *Disaster Category Classification and Peril Terminology for Operational Purposes*. Centre for Research on the Epidemiology of Disasters, Brussels, Belgium. (Working paper, 264).

Bethke GM, Cohen AR, Stillwell AS 2021. Emerging investigator series: disaggregating residential sector high-resolution smart water meter data into appliance end-uses with unsupervised machine learning. *Environ. Sci.: Water Res. Technol.* 7:487. [cited 2025 Sep 17]. Available from: https://doi.org/10.1039/d0ew00724b.

Blumensaat F, Leitão JP, Ort C, Rieckermann J, Scheidegger A, Vanrolleghem PA, Villez K 2019. How Urban Storm- and Wastewater Management Prepares for Emerging Opportunities and Threats: Digital Transformation, Ubiquitous Sensing, New Data Sources, and Beyond - A Horizon Scan. *Environmental Science & Technology* 53:8488–8498. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.1021/acs.est.8b06481.

Boons F, Montalvo C, Quist J, Wagner M 2013. Sustainable innovation, business models and economic performance: an overview. *Journal of Cleaner Production* 45:1–8.

Boretti A, Rosa L 2019. Reassessing the projections of the world water development report. *NPJ Clean Water* 2(1):15. [cited 2025 Sep 17]. Available from: https://doi.org/10.1038/s41545-019-0039-9.

Bubtiena AM, Elshafie AH, Jafaar O 2011. Application of artificial neural networks in modeling water networks. In *Proceedings of the 7th International Colloquium on Signal Processing and Its Applications*, Penang, Malaysia, p. 50-57.

Bush CA, Uber JG 1998. Sampling design methods for water distribution model calibration. *Journal of Water Resources Planning and Management* 124(6):334–344.

Cenci DR, Beck CAMR, Boff MM 2023. Cidades inteligentes, inteligência artificial e os desafios na pandemia COVID-19: a criação de big data para vigilância, controle e segregação socioespacial da população marginalizada. *Revista de Direito da Cidade* 15(4):1810–1843. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.12957/rdc.2023.65722.

Chapman D 1996. Water Quality Assessments: A Guide to Use of Biota, Sediments and Water in Environmental Monitoring. 2. ed. CRC Press, London, UK.

Chen Y, Song L, Liu Y, Yang L, Li D 2020. A Review of the Artificial Neural Network Models for Water Quality Prediction. *Applied Sciences* 10(17):5776. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://doi.org/10.3390/app10175776.

Clark RM 2014. Securing water and wastewater systems: global perspectives. *Water and Environment Journal* 28:449–458. [cited 2025 Sep 17]. Available from: https://doi.org/10.1111/wej.12078.

Dai J, Wu S, Han G, Weinberg J, Xie X, Wu X, Song X, Jia B, Xue W, Yang Q 2018. Water-energy nexus: A review of methods and tools for macro-assessment. *Applied Energy*. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.08.243.

Department of Water Affairs and Forestry (South Africa) 1996. *South African Water Quality Guidelines*. 2. ed. Vol. 1, Domestic Use, Pretoria.

Dixit F, Barbeau B, Ghavam Mostafavi S, Mohseni M 2019. PFOA and PFOS removal by ion exchange for water reuse and drinking applications: role of organic matter characteristics. *Environ. Sci.: Water Res. Technol.* 5:1782–1795. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.1039/c9ew00409b.

Du Plessis A, Du Plessis A 2019. Primary water quality challenges, contaminants and the world's dirtiest places. In *Water as an Inescapable Risk: Current Global Water Availability, Quality and Risks with a Specific Focus on South Africa*. p. 79–114. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://doi.org/10.1007/978-3-030-03186-2_5.

Durgun Y 2024. Real-time water quality monitoring using AI-enabled sensors: Detection of contaminants and UV disinfection analysis in smart urban water systems. *Journal of King Saud University-Science* 36:103409. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.1016/j.jksus.2024.103409.

El Bilali A, Taleb A 2024. State-of-the-art-on irrigation water quality management using data-driven methods: Practical application, limitations, and prospective directions. *Physics and Chemistry of the Earth* 136:103794. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.1016/j.pce.2024.103794.

Elimelech M, Phillip WA 2011. The Future of Seawater Desalination: Energy, Technology, and the Environment. *Science* 333(6043):712. [cited 2025 Sep 17]. Available from: https://doi.org/10.1126/science.1200488.

Falconer RH, Cobby D, Smyth P, Astle G, Dent J, Golding B 2009. Pluvial flooding: New approaches in flood warning, mapping and risk management. *J. Flood Risk Manag.* 2:198–208.

Food and Agriculture Organization (FAO) 2021. *AQUASTAT: FAO's Global Information System on Water and Agriculture*. [cited 2025 Sep 17]. Available from: http://www.fao.org/aquastat/en/overview/methodology/water-use.

Gaffoor TA 2017. Real-time control and optimization of water supply & distribution infrastructure. Dissertação de Mestrado, University of Waterloo, Waterloo.

García EA, Agulló-Barceló M, Bond P, Keller J, Gernjak W, Radjenovic J 2018. Hybrid electrochemical-granular activated carbon system for the treatment of greywater. *Chem. Eng. J.* 352:405–411.

Garrido-Baserba M, Corominas L, Cortés U, Rosso D, Poch M 2020. The Fourth-Revolution in the Water Sector Encounters the Digital Revolution. *Environmental Science & Technology* 54:4698–4705. [cited 2025 Sep 17]. Available from: https://doi.org/10.1021/acs.est.9b04251.

Gholizadeh MH, Melesse AM, Reddi L 2016. A Comprehensive Review on Water Quality Parameters Estimation Using Remote Sensing Techniques. *Sensors* 16(8):1298. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://doi.org/10.3390/s16081298.

Gibbs WJ 1975. Drought - its definition, delineation and effects. In World Meteorological Organization (WMO). *Drought: Lectures presented at the twenty-sixth session of the WMO Executive Committee*. WMO, Geneva, p. 1–40. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://docslib.org/doc/1406976/drought-its-definition-delineation-and-effects-by-w.

Govinda K, Saravanaguru R 2016. Review on IoT technologies. *Int. J. Appl. Eng. Res.* 11(4):2848–2853.

Guo Y, Huang S, Huang Q, Wang H, Fang W, Yang Y, Wang L 2019. Assessing socioeconomic drought based on an improved Multivariate Standardized Reliability and Resilience Index. *Journal of Hydrology*. [cited 2025 Sep 17]. Available from: https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.11.055.

Hamdy A, Ragab R, Scarascia-Mugnozza E 2003. Coping with water scarcity: water saving and increasing water productivity. *Irrig. and Drain.* 52:3–20.

Hammi B, Khatoun R, Zeadally S, Fayad A, Khoukhi L 2017. Internet of Things (IoT) technologies for smart cities. *IET Netw.* 7(1):1–13. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.1049/iet-net.2017.0163.

Hasan HH, Razali SFM, Muhammad NS, Ahmad A 2019. Research Trends of Hydrological Drought: A Systematic Review. *Water (Switzerland)* 11(2252). [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://doi.org/10.3390/w11112252.

Huang Y, Zhang J, Ren Z, Xiang W, Sifat I, Zhang W, Zhu J, Li B 2023. Next generation decentralized water systems: a water-energy-infrastructure-human nexus (WEIHN) approach. *Environmental Science: Water Research & Technology* 9:2446–2471. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.1039/d3ew00506b.

Hurford AP, Priest SJ, Parker DJ, Lumbroso DM 2011. The effectiveness of extreme rainfall alerts in predicting surface water flooding in England and Wales. *International Journal of Climatology*. Available from: https://doi.org/10.1002/joc.2391.

Iyare PU, Ouki SK, Bond T 2020. Microplastics removal in wastewater treatment plants: a critical review. *Environ. Sci.: Water Res. Technol.* 6:2664–2675.

Jan F, Min-Allah N, Düştegör D 2021. IoT Based Smart Water Quality Monitoring: Recent Techniques, Trends and Challenges for Domestic Applications. *Water* 13(13):1729. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.3390/w13131729.

Jia Y, Zheng F, Maier HR, Ostfeld A, Creaco E, Savic D, Langeveld J, Kapelan Z 2021. Water quality modeling in sewer networks: Review and future research directions. *Water Res.* 202:117419.

Joseph K, Sharma AK, Van Staden R 2022. Development of an Intelligent Urban Water Network System. *Water* 14(9):1320. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.3390/w14091320.

Kamarbekov GM, Baimaganbetov AYe 2024. Using artificial intelligence for hydrological modelling. *Geography and Water Resources* 1:58-62. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.55764/2957-9856/2024-1-58-62.8.

Kaźmierczak A, Cavan G 2011. Surface water flooding risk to urban communities: Analysis of vulnerability, hazard and exposure. *Landscape and Urban Planning* 103:185–197. [cited 2025 Sep 17]. Available from: https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2011.07.008.

Kesarwani M, Neeti N, Chowdary VM 2023. Evaluation of Different Gridded Precipitation Products for Drought Monitoring: A Case Study of Central India. *Theor. Appl. Climatol.* 151:817–841.

Kutyłowska M 2015. Neural network approach for failure rate prediction. *Engineering Failure Analysis* 47:41–48.

Lakho FH, Le HQ, Mattheeuws F, Igodt W, Depuydt V, Desloover J, Rousseau DPL, Van Hulle SWH 2021. Decentralized grey and black water reuse by combining a vertical flow constructed wetland and membrane based potable water system: Full scale demonstration. *J. Environ. Chem. Eng.* 9:104688.

Lueth KL 2019. *State of the IoT 2020: 12 Billion Iot Connections, Surpassing Non-IoT for the First Time*. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://iot-analytics.com/state-of-the-iot-2020-12-billion-iot-connections-surpassing-non-iot-for-the-first-time/.

Maamar Z, Baker T, Faci N, Al-Khafajiy M, Ugljanin E, Atif Y, Sellami M 2019. Weaving cognition into the Internet-of-Things: application to water leaks. *Cogn. Syst. Res.* 56:233–245.

Machell J, Prior K, Allan R, Andresen JM 2015. The water energy food nexus – challenges and emerging solutions. *Environ. Sci.: Water Res. Technol.* 1:15.

Manavalan E, Jayakrishna K 2019. A review of Internet of Things (IoT) embedded Sustainable Supply Chain for Industry 4.0 requirements. *Computers & Industrial Engineering*. [cited 2025 Sep 17]. Available from: https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.11.030.

Mancosu N, Snyder RL, Kyriakakis G, Spano D 2015. Water Scarcity and Future Challenges for Food Production. *Water* 7(3):975–992. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://doi.org/10.3390/w7030975.

Manyika J 2015. *The internet of things: mapping the value beyond the hype*. McKinsey Global Institute, Washington, DC.

Marney D, Sharma A 2012. The application and utility of 'smarts' for monitoring water and its infrastructure. *Water: J. Aust. Water Assoc.* 39:86–92.

Matheri AN, Eloko SN, Ntuli F, Ngila JC 2020. Influence of pyrolyzed sludge use as an adsorbent in removal of selected trace metals from wastewater treatment. *Case Studies in Chemical and Environmental Engineering* 2:100018. [cited 2025 Sep 17]. Available from: https://doi.org/10.1016/j.cscee.2020.100018.

Matheri AN, Mohamed B, Ntuli F, Nabadda E, Ngila JC 2022. Sustainable circularity and intelligent data-driven operations and control of the wastewater treatment plant. *Physics and Chemistry of the Earth* 126:103152. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.1016/j.pce.2022.103152.

McCutcheon JR, Mauter MS 2023. Fixing the desalination membrane pipeline. *Science* 380:242–244.

Mgendi G 2024. Unlocking the potential of precision agriculture for sustainable farming. *Discover Agriculture* 2:87. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.1007/s44279-024-00078-3.

Mishra AK, Singh VP 2010. A review of drought concepts. *Journal of Hydrology* 391:202–216. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.07.012.

Morosini FA, Caruso O, Costanzo F, Savic D 2017. Emergency management of water distribution systems: the nodal demand control. *Procedia Engineering* 186:428–435.

Murphy K, Heery B, Sullivan T, Zhang D, Paludetti L, Lau KT, Diamond D, Costa E, O'Connor N, Regan F 2015. A low-cost autonomous optical sensor for water quality monitoring. *Talanta* 132:520–527. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://doi.org/10.1016/j.talanta.2014.09.045.

Nações Unidas Brasil [homepage on the Internet]. Objetivos de Desenvolvimento Sustentável. [cited 2025 Dec 19]. Available from: https://brasil.un.org/pt-br/sdgs.

Narendran S, Pradeep P, Ramesh MV 2017. An Internet of Things (IoT) based sustainable water management. In *IEEE Global Hum. Technol. Conf. (GHTC)*. p. 1–6.

Ngila JC, Matheri AN, Muckoya V, Ngigi E, Ntuli F, Seodigeng T, Zvinowanda C 2020. *Mathematical modelling for biological wastewater treatment plants, Gauteng, South Africa*. Water Research Commission, Gauteng, 207 pp. (WRC Report No 2563/1/19).

Paepae T, Bokoro PN, Kyamakya K 2021. From fully physical to virtual sensing for water quality assessment: A comprehensive review of the relevant state-of-the-art. *Sensors* 21(21):6971. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.3390/s21216971.

Pan SY, Snyder SW, Lina JY, Chiang PC 2018. Electrokinetic desalination of brackish water and associated challenges in the water and energy nexus. *Environ. Sci.: Water Res. Technol.* [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://doi.org/10.1039/C7EW00550D.

Partzsch L 2009. Smart regulation for water innovation – the case of decentralized rainwater technology. *Journal of Cleaner Production* xxx:1–7.

Pinelli N 2023. OMS decreta o fim da emergência de saúde global causada pela Covid-19. *Butantan: Notícias* [serial on the Internet]. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://butantan.gov.br/noticias/oms-decreta-o-fim-da-emergencia-de-saude-global-causada-pela-covid-19.

Plageras AP, Psannis EK, Stergiou C, Wang H, Gupta BB 2018. Efficient IoT-based sensor BIG Data collection-processing and analysis in Smart Buildings. *Future Generation Computer Systems*. Available from: https://doi.org/10.1016/j.future.2017.09.082.

Poch M, Garrido-Baserba M, Corominas L, Perelló-Moragues A, Monclús H, Cermerón-Romero M, Melitas N, Jiang SC, Rosso D 2020. When the fourth water and digital revolution encountered COVID-19. *Science of the Total Environment* 744:140980. [cited 2025 Sep 17]. Available from: https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.140980.

Pulé M, Yahya A, Chuma J 2017. Wireless sensor networks: A survey on monitoring water quality. *Journal of Applied Research and Technology* 15:562–570. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://doi.org/10.1016/j.jart.2017.07.004.

Rabaey K, Vandekerckhove T, de Walle AV, Sedlak DL 2020. The third route: Using extreme decentralization to create resilient urban water systems. *Water Res.* 185:116276.

Robles T, Alcarria R, Martín D, Navarro M, Calero R, Iglesias S, López M 2015. An IoT based reference architecture for smart water management processes. *Journal of Wireless Mobile Networks, Ubiquitous Computing, and Dependable Applications* 6(1):4–23.

Schubert SD, et al 2016. Global Meteorological Drought: A Synthesis of Current Understanding with a Focus on SST Drivers of Precipitation Deficits. *Journal of Climate* 29:3989–4019. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://doi.org/10.1175/JCLI-D-15-0452.1.

Senoo EEK, Anggraini L, Kumi JA, Karolina LB, Akansah E, Sulyman HA, Mendonça I, Aritsugi M 2024. IoT solutions with artificial intelligence technologies for precision agriculture: Definitions, applications, challenges, and opportunities. *Electronics* 13(10):1894. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.3390/electronics13101894.

Shah SH, Yaqoob I 2016. A survey: Internet of Things (IoT) technologies, applications and challenges. In *IEEE International Conference on Smart Energy Grid Engineering*.

Sheffield J, Wood EF 2011. *Drought: Past and Future Scenarios*. Earthscan, London, UK.

Silva JA 2022. Implementation and integration of sustainability in the water industry: A systematic literature review. *Sustainability* 14(23):15919. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.3390/su142315919.

Sindhu VK, Singh S, Brar S 2024. Water resource scenario in Punjab: Challenges and technological interventions for sustainable use in agriculture. *Agricultural Research Journal* 61(4):483–498. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.5958/2395-146X.2024.00062.0.

Sorbello J, Marck R 2014. Applications for intelligent water network systems. *Water: J. Aust. Water Assoc.* 41:75–80.

Tarate SB, Patel NR, Danodia A, Pokhariyal S, Parida BR 2024. Geospatial Technology for Sustainable Agricultural Water Management in India—A Systematic Review. *Geomatics* 4(2):91–123. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.3390/geomatics4020006.

Teng H, Liu Y, Liu A, Xiong NN, Cai Z, Wang T, Liu X 2019. A novel code data dissemination scheme for Internet of Things through mobile vehicle of smart cities. *Future Generation Computer Systems* 94:351-367.

United Nations Secretariat General 1994. United Nations Convention to Combat Drought and Desertification in Countries Experiencing Serious Droughts and/or Desertification, Particularly in Africa. UN Secretariat General, Paris.

Vakilifard N, Anda M, Bahri PA, Ho G 2018. The role of water-energy nexus in optimising water supply systems – Review of techniques and approaches. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.05.125.

Van Loon AF 2015. Hydrological drought explained. *WIREs Water* 2:359–392. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://doi.org/10.1002/wat2.1085.

Van Loosdrecht MCM, Brdjanovic D 2014. Anticipating the next century of wastewater treatment: advances in activated sludge sewage treatment can improve its energy use and resource recovery. *Science* 344(6191):1452–1453. [cited 2025 Sep 17]. Available from: https://doi.org/10.1126/science.1255183.

Velayudhan NK, Pradeep P, Rao SN, Devidas AR, Ramesh MV 2022. IoT-Enabled Water Distribution Systems-A Comparative Technological Review. *IEEE Access* 10:101042-101070. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3208142.

Verde Neto JC, Souza Filho FA 2022. Metodologia para a construção de uma política pública de inovação tecnológica em recursos hídricos: Da construção da agenda a decisão organizacional. *Revista de Gestão de Água da América Latina* 19:e5. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.21168/rega.v19e5.

Wali SU, Usman AA, Usman AB, Abdullahi U, Mohammed IU, Hayatu JM 2024. Impact of geology on hydrogeological and hydrochemical characteristics of groundwater in tropical environments: a narrative review. *International Journal of Hydrology* 8(6):202–221. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.15406/ijh.2024.08.00392.

Wolf J 2008. Coastal Flooding – Impacts of coupled wave-surge-tide models. *Advances in Geosciences* 17:19–23. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.5194/adgeo-17-19-2008.

Woodruff JD, Irish JL, Camargo SJ 2013. Coastal flooding by tropical cyclones and sea-level rise. *Nature* 504(7478):44–52. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.1038/nature12855.

World Meteorological Organization (WMO) 1986. *Report on Drought and Countries Affected by Drought During 1974–1985*. WMO, Geneva, Switzerland, 118 pp.

Yang TH, Liu WC 2020. A general overview of the risk-reduction strategies for floods and droughts. *Sustainability* 12(7):2687. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://doi.org/10.3390/su12072687.

Yaroshenko I, Kirsanov D, Marjanovic M, Lieberzeit PA, Korostynska O, Mason A, Frau I, Legin A 2020. Real-Time Water Quality Monitoring with Chemical Sensors. *Sensors* 20(12):3432. [cited 2025 Sep 18]. Available from: https://doi.org/10.3390/s20123432.

Zhuiykov S 2012. Solid-state sensors monitoring parameters of water quality for the next generation of wireless sensor networks. *Sensors and Actuators B: Chemical* 161:1–20. [cited 2025 Sep 16]. Available from: https://doi.org/10.1016/j.snb.2011.10.078.