

Tinjauan Pustaka: Analisis Spasial-Temporal Fluktuasi TDS dan Konduktivitas Listrik sebagai Indikator Awal Kontaminasi Logam Berat

Uswatun Chasanah^{a,b,*}

^aDepartemen Teknik Geomatika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Kampus Sukolilo, Surabaya, 60111, Indonesia

^bProdi Fisika, Universitas Muhammadiyah Lamongan, Kampus 1 Jl. Raya Plalangan Plosowahyu KM.03 Lamongan, 62217, Indonesia

*Korespondensi Penulis: uswatun_chasanah@umla.ac.id



Dikirim: 31 Agustus 2025;
Diterima: 3 September 2025;
Diterbitkan: 3 September 2025.

Abstrak. *Total Dissolved Solids* (TDS) dan Konduktivitas Listrik (*Electrical Conductivity*/EC) merupakan parameter kunci dalam pemantauan kualitas air yang sering berkorelasi kuat dengan keberadaan kontaminan, termasuk logam berat. Tinjauan pustaka ini bertujuan untuk menganalisis perkembangan tema penelitian mengenai hubungan spasial-temporal antara TDS, EC, dan kontaminasi logam berat dalam air tanah dan permukaan berdasarkan studi-studi terkini. Metode yang digunakan adalah tinjauan sistematis terhadap beberapa artikel penelitian yang terindeks *Scopus* yang terbit antara tahun 2016 hingga 2025. Hasil analisis menunjukkan bahwa TDS dan EC secara konsisten berfungsi sebagai indikator awal yang efektif untuk identifikasi awal area yang tercemar logam berat, dimana nilai tinggi kedua parameter ini sering kali bertepatan dengan konsentrasi logam berat (seperti Cd, Pb, Cr) yang melebihi batas aman. Studi-studi tersebut

memanfaatkan teknik *Geographic Information System* (GIS) dan penginderaan jauh untuk memetakan sebaran spasial dan tren temporal. Tinjauan ini juga mengidentifikasi kesenjangan penelitian, seperti kebutuhan akan model empiris yang lebih kuat yang menghubungkan langsung variasi TDS dan EC dengan jenis dan konsentrasi logam berat spesifik, serta perlunya integrasi data satelit resolusi tinggi untuk pemantauan berkelanjutan. Disimpulkan bahwa pendekatan integratif antara pengukuran in-situ TDS EC, analisis logam berat, dan teknologi geospasial sangat penting untuk manajemen sumber daya air yang berkelanjutan.

Kata kunci: konduktivitas listrik; logam berat; monitoring kualitas air; spasial; tds; temporal.

Literature Review: Spatial-Temporal Analysis of TDS Fluctuations and Electrical Conductivity as Early Indicators of Heavy Metal Contamination

Abstract. Total Dissolved Solids (TDS) and Electrical Conductivity (EC) are key parameters in water quality monitoring that often correlate strongly with the presence of contaminants, including heavy metals. This literature review aims to analyze the development of research themes regarding the spatial-temporal relationship between TDS, EC, and heavy metal contamination in groundwater and surface water based on recent studies. The method used is a systematic review of several Scopus-indexed research articles published between 2016 and 2025. The results of the analysis indicate that TDS and EC consistently serve as effective early indicators for the early identification of heavy metal-contaminated areas, where high values of these two parameters often coincide with heavy metal concentrations (such as Cd, Pb, Cr) that exceed safe limits. These studies utilize GIS and remote sensing techniques to map the spatial distribution and temporal trends. This review also identifies research gaps, such as the

need for more robust empirical models that directly link TDS and EC variations to specific heavy metal types and concentrations, and the need for integration of high-resolution satellite data for continuous monitoring. It is concluded that an integrative approach between in-situ TDS EC measurements, heavy metal analysis, and geospatial technology is essential for sustainable water resources management.

Keywords: electrical conductivity; heavy metal; spatial; tds; temporal; water quality monitoring.

I. PENDAHULUAN

Pencemaran logam berat pada badan air merupakan ancaman serius terhadap kesehatan ekosistem dan manusia. Pemantauan konvensional yang melibatkan pengambilan sampel dan analisis laboratorium bersifat mahal, lambat, dan tidak memberikan data *real-time* [1]. Oleh karena itu, diperlukan parameter awal yang mudah diukur, murah, dan dapat memberikan peringatan dini. *Total Dissolved Solids* (TDS) dan konduktivitas listrik (EC) adalah dua parameter yang memenuhi kriteria tersebut [2]. EC merupakan indikator kemampuan air untuk menghantarkan listrik, yang secara langsung dipengaruhi oleh konsentrasi ion terlarut, termasuk ion logam. Sementara TDS merupakan estimasi berat total dari semua zat padat yang terlarut dalam air, yang sering diestimasi dari nilai EC.

$$TDS \approx k * EC \quad (1)$$

dimana k adalah faktor konversi sekitar 0,65 [3].

Tema penelitian ini telah berkembang dari sekadar korelasi statistik antara EC dan TDS serta logam berat menuju pemahaman yang lebih kompleks tentang dinamika spasial-temporal dalam sistem perairan yang dipengaruhi oleh berbagai faktor lingkungan yang terpengaruh aktivitas manusia yang berdampak kepada lingkungan seperti aktivitas industri, pertanian dan transportasi. Perkembangan terkini memanfaatkan *Internet of Things* (IoT) dan sensor untuk memungkinkan pemantauan berkelanjutan dengan resolusi tinggi serta pemanfaatan teknologi penginderaan jauh dan GIS dalam menganalisis seberapa luas sebaran logam berat dalam sebuah badan air [4]. Namun, tantangan utama tetap ada pada spesifisitas: EC dan TDS merespons semua ion terlarut, bukan hanya logam berat, sehingga interpretasinya memerlukan konteks yang tepat, kemudian dianalisis baik secara spasial maupun temporal [5].

Tinjauan sistematis ini bertujuan untuk:

1. Mengeksplorasi hubungan antara fluktuasi spasial-temporal TDS/EC dengan kontaminasi logam berat seperti yang dilaporkan dalam studi-studi terkini;
2. Menganalisis metode yang digunakan (GIS, Penginderaan Jauh, Statistik Multivariat) dalam mengevaluasi hubungan antara TDS dan EC sebagai indikator awal kontaminasi keberadaan logam berat dalam perairan;

3. Mengidentifikasi kesenjangan pengetahuan dan peluang penelitian di masa depan.

II. METODOLOGI

2.1 Data dan Perangkat

Preferensi tinjauan pustaka bibliometrik dalam artikel ini dihimpun seluruhnya menggunakan artikel bereputasi internasional dari basis Scopus. Basis data Scopus tersebut dikumpulkan pada tanggal 29 Agustus 2025 menggunakan perangkat lunak Harzing Publish or Perish yang tersedia secara bebas terbuka oleh Harzing.com dengan menggunakan kata kunci “*Water quality, TDS, Electrical Conductivity, Temporal, Spasial*” dan sebanyak 60 item bibliografi beserta judul, jumlah sitasi, penulis, dan tahun terbit diekspor dalam file RIS/Refmanager untuk analisis lebih lanjut di aplikasi VOSviewer version 1.6.20. VOSviewer adalah sebuah perangkat lunak yang berfungsi untuk membangun dan memvisualisasikan jaringan bibliometrik. VOSviewer juga menawarkan fungsionalitas penambangan teks yang dapat digunakan untuk membangun dan memvisualisasikan jaringan kemunculan bersama dari istilah-istilah penting yang diekstraksi dari sekumpulan literatur ilmiah [6].

2.2 Analisis bibliometrik review

Beberapa analisis review yang digunakan untuk menggambarkan perkembangan topik *Water quality, TDS, Electrical Conductivity, Temporal, Spasial* menggunakan analisis *network visualization, overlay visualization, dan density visualization* via VOSviewer dengan metode analisis *network visualization*. Metode ini merupakan algoritma normalisasi yang digunakan untuk menentukan seberapa kuat hubungan antar item (misalnya, kata kunci, penulis, negara) dalam sebuah jaringan bibliometrik. Cara kerja metodenya yaitu dengan membandingkan frekuensi kemunculan bersama (*co-occurrence*) dari dua item dengan frekuensi kemunculan individu masing-masing item [6]. Tujuannya adalah untuk mengukur kekuatan asosiasi yang tidak hanya bergantung pada frekuensi absolut dengan formula sebagai berikut:

$$A_{ij} = \frac{C_{ij}}{w_i w_j} \quad (2)$$

di mana A_{ij} adalah kekuatan asosiasi antara item i dan j ; lalu C_{ij} adalah jumlah kemunculan bersama antara item i dan j ; kemudian w_i dan w_j masing-masing merupakan jumlah kemunculan item i dan j .

III. KAJIAN PUSTAKA

3.1 Hubungan Dasar antara EC dan TDS dengan Logam Berat

Prinsip dasar bahwa EC meningkat dengan konsentrasi ion terlarut merupakan alasan utama penggunaan EC sebagai indikator tidak langsung untuk polusi ionik, termasuk logam berat. Setiap ion logam memiliki konduktivitas ionik tertentu yang mempengaruhi EC total [7], [8]. Namun, hubungannya tidak selalu linier atau langsung karena beberapa alasan antara lain:

1. Latar Belakang Ion Lain: Dalam kebanyakan perairan alami, kebanyakan ion seperti kalsium (Ca^{2+}), magnesium (Mg^{2+}), natrium (Na^+), dan bikarbonat (HCO_3^-) memberikan kontribusi dominan terhadap EC. Fluktuasi dari ion-ion ini dapat menutupi sinyal dari logam berat yang konsentrasinya biasanya jauh lebih rendah [9].
2. Spesifisitas Logam: Logam berat yang berbeda memiliki muatan dan mobilitas ionik yang berbeda, sehingga kontribusi relatifnya terhadap EC bervariasi. Misalnya, ion tembaga (Cu^{2+}) atau seng (Zn^{2+}) akan memberikan kontribusi yang lebih besar per mol dibandingkan dengan ion natrium (Na^+) [9].
3. Pengaruh pH dan Redoks: Kelarutan dan spesiasi logam berat sangat bergantung pada pH dan potensial redoks, yang pada akhirnya mempengaruhi ketersediaan ioniknya dan kontribusinya terhadap EC [9].

Nilai TDS dan EC pada air tanah sangat tinggi di area yang diirigasi dengan air limbah yang tidak diolah [10]. Nilai TDS mencapai 5062 mg/L dan EC mencapai 11,180 $\mu\text{S}/\text{cm}$, jauh melampaui standar WHO (500 mg/L dan 1500 $\mu\text{S}/\text{cm}$). Area dengan nilai TDS dan EC tinggi ini juga merupakan area dimana konsentrasi logam berat seperti Cd, Pb, dan Cr melebihi batas maksimum yang diizinkan. Analisis korelasi dalam studi ini menunjukkan hubungan positif yang kuat antara EC dengan parameter lain seperti TDS, TH, Cl^- , Na^+ , dan SO_4^{2-} , yang sama-sama berkontribusi terhadap salinitas dan indikasi kontaminasi [10].

3.2 Integrasi GIS dan Analisis Multivariat untuk Pemetaan Risiko

Studi sebelumnya memberikan contoh konkret bahwa integrasi antara analisis statistika multivariat dan Sistem Informasi Geografis (GIS) untuk memetakan risiko kontaminasi logam berat. [11] Pendekatan *hybrid* ini tidak hanya mengidentifikasi keberadaan polutan tetapi juga mengkuantifikasi sumbernya dan memvisualisasikan sebaran spasialnya, yang merupakan langkah penting dalam manajemen risiko lingkungan [11].

Analisis statistika multivariat, khususnya *Principal Component Analysis* (PCA), menjadi alat standar dalam hidrogeokimia untuk mengurangi dimensi data yang kompleks dan mengidentifikasi faktor-faktor yang mengontrol komposisi kimia air [12]. Nilai PCA berhasil mengungkap tiga faktor utama yang menjelaskan 76% variansi data [11]. Faktor pertama, yang didominasi oleh strong loading dari EC (0.40), TDS (0.43), dan logam-logam berat seperti Mn (0.78), Cr (0.81), Cd (0.86), Pb (0.82), dan Fe (0.85), sangat signifikan. Pola ini jelas mengindikasikan bahwa variasi dalam nilai EC dan TDS berasal dari sumber yang sama dengan logam berat tersebut, yaitu kombinasi dari proses *geogenik* (pelapukan batuan mafik dan ultramafik, *dissolution of minerals*) dan aktivitas manusia yang mempengaruhi lingkungan (industri, pertanian, dan limbah domestik) [11].

Identifikasi sumber polusi melalui PCA kemudian diberi dimensi spasial melalui penerapan GIS. Teknik interpolasi kriging untuk menghasilkan peta sebaran spasial (*iso-concentration maps*) untuk setiap logam berat [11]. Peta-peta ini secara visual mengungkap "*hotspot*" kontaminasi, seperti konsentrasi Pb dan Cd yang sangat tinggi di area tertentu. *Kriging* dipilih karena metode ini tidak hanya mengestimasi nilai di lokasi yang tidak disampling tetapi juga memberikan ukuran *error* (*variance*) dari estimasi tersebut, sehingga memberikan informasi tentang ketidakpastian peta yang dihasilkan [11].

Kemampuan GIS untuk melakukan *overlay* berbagai layer data dimanfaatkan untuk melihat korelasi spasial. Misalnya, dengan *overlay* peta sebaran EC dan TDS yang tinggi dengan peta sebaran logam berat, serta dengan peta penggunaan lahan atau peta geologi, para peneliti dan pembuat kebijakan dapat langsung mengidentifikasi bahwa area dengan nilai EC tinggi dan konsentrasi Cd yang berbahaya (>1) tersebut berkorelasi dengan kawasan industri atau formasi batuan tertentu. Goral & Kumar (2013) menekankan bahwa visualisasi spasial semacam ini sangat penting untuk mengkomunikasikan risiko lingkungan yang kompleks kepada pemangku kepentingan [3].

3.3 Pendekatan Penginderaan Jauh untuk Prediksi Tidak Langsung

Studi lain tentang pemanfaatan penginderaan jauh pada air tanah dilakukan dengan mengeksplorasi air permukaan (Danau Manyame, Zimbabwe) [13]. Meskipun tidak mengukur logam berat secara langsung, studi ini sangat penting karena menunjukkan kemampuan penginderaan jauh (Sentinel-2) dalam memetakan parameter kualitas air seperti TSS dan Turbidity, yang memiliki hubungan tidak langsung dengan TDS dan EC. Model empiris mencapai R^2 yang sangat tinggi untuk *Turbidity* (0.95) dan TSS (0.90). Dalam konteks logam berat, banyak logam yang teradsorpsi pada partikel

tersuspensi (TSS). Oleh karena itu, peningkatan TSS dan *Turbidity* yang terdeteksi oleh satelit dapat menjadi indikator tidak langsung untuk potensi peningkatan mobilitas dan konsentrasi logam berat dalam air [13].

3.4 Penelitian Penting dan Temuan Utama

Beberapa penelitian empiris telah berhasil mendemonstrasikan korelasi yang signifikan antara lain tersaji pada tabel berikut:

TABEL 1. TEMUAN UTAMA DARI PENELITIAN SEBELUMNYA

Peneliti dan tahun penelitian	Temuan Utama
de Camargo et al., 2023 [4]	Sensor TDS dan EC adalah yang paling banyak digunakan (36% dan 59%) setelah pH dan suhu. Namun sangat sedikit penelitian yang memvalidasi pembacaan sensor rendah berbiaya rendah secara valid dan mengkalibrasi secara spesifik untuk memprediksi kontaminan logam berat
B Dykes et al., 2025 [9]	Terdapat korelasi yang signifikan antara fluks CH ₄ (metana) dengan EC, yang dikaitkan dengan kondisi eutrofik dan degradasi bahan organik. Meskipun tidak langsung mengukur logam berat, penelitian ini menggarisbawahi bagaimana EC dapat menjadi indikator proses biogeokimia kompleks atau immobilisasi logam berat.
Chen et al., 2020 [14]	Di sungai yang tercemar limbah industri menemukan korelasi positif yang kuat ($R^2 > 0.7$) antara EC dengan konsentrasi Zn dan Cd, terutama di titik sampling yang dekat dengan sumber limbah. Korelasi ini melemah secara signifikan di bagian hilir karena pengenceran dan proses adsorpsi.
Rashid et al., 2019 [11]	Upaya memetakan sebaran spasial dan mengkuantifikasi sumber polusi menggunakan metode statistik dan GIS untuk pemetaan sebaran polusinya
Kowe et al., 2023 [13]	Integrasi dengan teknologi penginderaan jauh untuk mendapatkan cakupan temporal dan spasial yang lebih luas, meskipun untuk parameter yang tidak langsung berkaitan

3.5 Tantangan dan Kendala EC dan TDS Sebagai Indikator Cemar Logam Berat

Terdapat perdebatan mengenai keandalan EC dan TDS sebagai indikator awal untuk logam berat:

TABEL 2. TANTANGAN DAN KENDALA EC DAN TDS SEBAGAI INDIKATOR CEMARAN LOGAM BERAT

Kendala	Penjelasan
Spesifisitas yang Rendah	Di daerah pertanian, fluktuasi EC lebih berkorelasi dengan pupuk nitrogen (seperti nitrat) dari pada dengan logam berat, sehingga dapat menyebabkan alarm palsu jika digunakan untuk memantau cemaran logam berat.
Kalibrasi dan Konversi	Faktor konversi dari EC ke TDS (biasanya 0,55-0,75) adalah umum, tetapi tidak akurat untuk semua kondisi air. Terlebih lagi, tidak ada faktor konversi universal dari EC ke konsentrasi logam berat spesifik. Kalibrasi harus dilakukan secara lokal dan spesifik untuk sumber polusi
Kinerja Sensor Rendah Biaya	sensor EC dan TDS rendah biaya (merakit sendiri) sering kali memiliki akurasi dan presisi yang lebih rendah dibandingkan peralatan profesional. <i>Drift sensor</i> , <i>biofouling</i> , dan kebutuhan kalibrasi yang sering merupakan tantangan operasional yang besar untuk pemantauan jangka panjang

3.6 Integrasi dengan Teknologi Pemantauan Berbasis Sensor

Tren terkini berfokus pada integrasi sensor EC dan TDS rendah biaya ke dalam *platform* IoT untuk pemantauan spasial-temporal beresolusi tinggi. Penelitian sebelumnya yang menggunakan sensor EC dan TDS yang di produksi oleh DFRobot yang dipasang pada kendaraan permukaan tanpa awak untuk memetakan kualitas air [4]. Tantangannya adalah mentransformasikan data EC dan TDS yang melimpah ini menjadi informasi yang berarti tentang kontaminasi logam berat. Di sinilah *machine learning* (ML) dan pemodelan statistik multivariat memainkan peran penting. Algoritma dapat dilatih pada dataset yang berisi EC, TDS, parameter pendukung (pH, ORP, suhu), dan pengukuran logam berat secara periodik untuk mempelajari pola dan hubungan non-linier yang kompleks, sehingga meningkatkan akurasi prediksi [1], [15].

IV. PEMBAHASAN

Tinjauan pustaka ini mengonfirmasi bahwa TDS dan EC memang memiliki potensi sebagai indikator awal untuk kontaminasi logam berat, khususnya dalam skenario titik dimana kenaikan konsentrasi logam berat

menyebabkan peningkatan EC yang dapat terdeteksi. Namun, potensi ini tidak dapat direalisasikan tanpa pemahaman mendalam tentang konteks hidrogeokimia. Berikut ini merupakan Gap penelitian dan rekomendasi penelitian yang bisa dijalankan dimasa yang akan datang:

TABEL 3. GAP PENELITIAN DAN REKOMENDASINYA

GAP	Rekomendasi
Kurangnya studi validasi komprehensif yang membandingkan kinerja sensor EC dan TDS rendah biaya dengan piranti sejenis.	Melakukan studi komparatif yang ketat untuk mengevaluasi akurasi, presisi, <i>drift</i> , dan ketahanan sensor-sensor populer di pasar.
Perlunya pengembangan model kalibrasi dan prediksi yang spesifik untuk lokasi dan jenis polusi.	Mengembangkan model <i>machine learning open-source</i> yang dapat dikalibrasi ulang dengan data lokal.
Pemahaman yang terbatas tentang dinamika EC dan TDS dan logam berat dalam sistem kompleks seperti lahan basah buatan (<i>constructed wetlands</i>).	Mengeksplorasi hubungan antara parameter operasional CW, EC dan TDS, dan <i>removal</i> / pelepasan logam berat.
TDS dan EC yang tinggi menunjukkan adanya polusi ionik tetapi tidak spesifik untuk logam berat tai disebabkan oleh garam natrium atau nitrat.	Merancang dan menguji protokol lapangan yang memadukan pengukuran EC <i>real-time</i> dengan analisis <i>on-site</i> menggunakan sensor atau alat portabel.
Hubungan kuantitatif langsung antara besarnya kenaikan TDS dan EC dengan konsentrasi logam berat spesifik masih kurang dikembangkan.	Mengumpulkan dataset yang sangat besar dan komprehensif dari berbagai lokasi. Melatih dan memvalidasi model ML, serta menguji penerapannya di wilayah dengan kondisi hidrogeologi yang berbeda.
Untuk air tanah, penginderaan jauh tidak dapat langsung mengukur TDS dan EC. Sedangkan untuk air permukaan, algoritma yang secara langsung memperkirakan logam berat dari data satelit masih sangat terbatas.	Analisis spasial dalam GIS dengan melakukan <i>overlay</i> peta penggunaan lahan, peta geologi, peta indeks vegetasi, dan data titik kualitas air tanah untuk membangun model prediktif kerentanan akuifer.

Keberhasilan penggunaan EC dan TDS sebagai indikator awal sangat bergantung pada karakteristik badan air dan sumber polusinya. Dalam sistem dengan air yang memiliki sifat kimia yang stabil dan dimana logam berat merupakan komponen dominan dari ion terlarut

(misalnya, di hilir tambang asam), korelasi akan sangat kuat. Sebaliknya, di lingkungan dengan dinamika ionik yang tinggi (seperti muara sungai atau daerah pertanian), hubungannya akan lebih lemah dan sulit diinterpretasi [7].

Perlunya Pendekatan Multivariat: EC dan TDS tidak boleh dilihat secara terpisah. Untuk meningkatkan tingkat akurasi, pembacaan EC harus diintegrasikan dengan parameter kualitas air lainnya yang juga mudah diukur dengan sensor rendah biaya, terutama:

1. pH: Sangat mempengaruhi kelarutan dan spesiasi logam berat.
2. ORP (*Oxidation-Reduction Potential*): Menunjukkan kondisi redoks yang mengontrol mobilitas banyak logam.
3. Suhu: Mempengaruhi konduktivitas dan laju proses biogeokimia.

Adanya perangkat pemantauang kualitas air berbasis sensor yang terhubung dengan IoT yang mengukur parameter kualitas air secara simultan akan memberikan dataset yang jauh lebih kaya untuk dianalisis guna memprediksi kontaminasi logam berat yang kemudian dianalisis kuantitasnya [13], [16] dengan menggunakan GIS maupun penginderaan jauh untuk memetakan sebaran spasial dan tren temporalnya.

V. KESIMPULAN

Fluktuasi spasial-temporal TDS dan EC sangat berkorelasi dengan sebaran kontaminasi logam berat dalam air tanah dan permukaan. Nilainya yang tinggi berfungsi sebagai indikator awal tidak langsung yang efektif untuk identifikasi cemaran logam berat perairan. Integrasi teknik GIS atau penginderaan jauh, analisis statistik multivariat (seperti PCA), dan penginderaan jauh telah meningkatkan kemampuan untuk memetakan, memantau, dan memahami sumber polusi yang kompleks. Sementara itu kesenjangan penelitian masih ada dalam mengembangkan model empiris yang kuat yang dapat memprediksi konsentrasi logam berat spesifik dari data TDS/EC maupun citra satelit secara kuantitatif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Ngwenya, T. Paepae, and P. N. Bokoro, "Monitoring ambient water quality using machine learning and IoT: A review and recommendations for advancing SDG indicator 6.3.2," May 01, 2025, *Elsevier Ltd*. doi: 10.1016/j.jwpe.2025.107664.
- [2] "Integrating Remote Sensing and Temporal Data for the Predictive Modeling of Total Suspended Solids (TSS) by I. Ananta Das Titu (Reg," 2025.
- [3] E. A. L. Salas *et al.*, "Integration of Google Earth Engine, Sentinel-2 images, and machine learning for temporal mapping of total dissolved solids in river systems," *Sci Rep*, vol. 15, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-12548-9.

- [4] E. T. de Camargo *et al.*, “Low-Cost Water Quality Sensors for IoT: A Systematic Review,” May 01, 2023, *MDPI*. doi: 10.3390/s23094424.
- [5] W. Arachchi, G. Thilini, and N. Gunawardhana, “SPATIAL-TEMPORAL CONTAMINANT SPREADING ANALYSIS IN LAKE MAUREPAS,” 2025.
- [6] T. Ariani and B. Hariyadi, “Integration of Ethnoscience Approach in Physics Learning Based on Laboratory Practice: A Systematic Literature Review,” *Jurnal Penelitian Pembelajaran Fisika*, vol. 15, no. 3, pp. 252–262, Aug. 2024, doi: 10.26877/jp2f.v15i3.18765.
- [7] R. C. Karangoda and K. G. N. Nanayakkara, “Spatial Analysis of Groundwater Hardness, Electrical Conductivity, pH, and Underlying Causes for Variations in Ratnapura District, Sri Lanka,” *ACS ES&T Water*, 2022, doi: 10.1021/acsestwater.2c00288.
- [8] B. Tutmez, Z. Hatipoglu, and U. Kaymak, “Modelling electrical conductivity of groundwater using an adaptive neuro-fuzzy inference system,” *Comput Geosci*, vol. 32, no. 4, pp. 421–433, 2006, doi: 10.1016/j.cageo.2005.07.003.
- [9] C. A. Dykes, J. Pearson, G. D. Bending, and S. Abolfathi, “Spatial and temporal dynamics of methane and carbon dioxide fluxes in a constructed wetland,” *Journal of Water Process Engineering*, vol. 76, Aug. 2025, doi: 10.1016/j.jwpe.2025.108130.
- [10] M. Dhanasekarapandian, S. Chandran, D. S. Devi, and V. Kumar, “Spatial and temporal variation of groundwater quality and its suitability for irrigation and drinking purpose using GIS and WQI in an urban fringe,” *Journal of African Earth Sciences*, vol. 124, pp. 270–288, Dec. 2016, doi: 10.1016/j.jafrearsci.2016.08.015.
- [11] A. Rashid *et al.*, “Mapping human health risk from exposure to potential toxic metal contamination in groundwater of Lower Dir, Pakistan: Application of multivariate and geographical information system,” *Chemosphere*, vol. 225, pp. 785–795, Jun. 2019, doi: 10.1016/j.chemosphere.2019.03.066.
- [12] M. Varol, G. Karakaya, and K. Alpaslan, “Water quality assessment of the Karasu River (Turkey) using various indices, multivariate statistics and APCS-MLR model,” *Chemosphere*, vol. 308, Dec. 2022, doi: 10.1016/j.chemosphere.2022.136415.
- [13] P. Kowe *et al.*, “Spatial-temporal variability analysis of water quality using remote sensing data: A case study of Lake Manyame,” *Sci Afr*, vol. 21, Sep. 2023, doi: 10.1016/j.sciaf.2023.e01877.
- [14] Z. Chen and S. Zhao, “Automatic monitoring of surface water dynamics using Sentinel-1 and Sentinel-2 data with Google Earth Engine,” Sep. 01, 2022, *Elsevier B.V.* doi: 10.1016/j.jag.2022.103010.
- [15] P. A. Beddows, P. L. Smart, F. F. Whitaker, and S. L. Smith, “Decoupled fresh-saline groundwater circulation of a coastal carbonate aquifer: Spatial patterns of temperature and specific electrical conductivity,” *J Hydrol (Amst)*, vol. 346, no. 1–2, pp. 18–32, 2007, doi: 10.1016/j.jhydrol.2007.08.013.
- [16] D. M. Bushero, Z. A. Angello, and B. M. Behailu, “Evaluation of hydrochemistry and identification of pollution hotspots of little Akaki river using integrated water quality index and GIS,” *Environmental Challenges*, vol. 8, Aug. 2022, doi: 10.1016/j.envc.2022.100587.