

TA/TL/2025/2059



JURUSAN
TEKNIK LINGKUNGAN

TUGAS AKHIR

ANALISIS KOMPONEN UTAMA DAN PEMODELAN REGRESI KUALITAS AIR SUNGAI CODE

JINDAN TAMIMI AL IRFANI
20513181

Dosen Pembimbing:
Adam Rus Nugroho, S.T., M.T., Ph.D.

Program Studi Teknik Lingkungan Program Sarjana
Fakultas Teknik Sipil dan Perencanaan
Universitas Islam Indonesia
2025



DEPARTMENT
ENVIRONMENTAL ENGINEERING

BACHELOR THESIS

**PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS AND
REGRESSION MODELING OF CODE RIVER WATER
QUALITY**

JINDAN TAMIMI AL IRFANI

20513181

Supervisor:

Adam Rus Nugroho, S.T., M.T., Ph.D.

Environmental Engineering Bachelor Program

Faculty of Civil Engineering and Planning

Universitas Islam Indonesia

2025

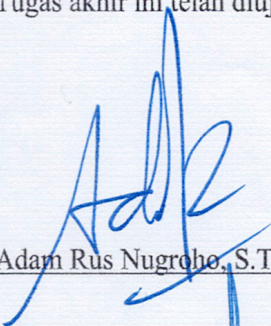
**LEMBAR PENGESAHAN
TUGAS AKHIR**

**ANALISIS KOMPONEN UTAMA DAN PEMODELAN REGRESI
KUALITAS AIR SUNGAI CODE**

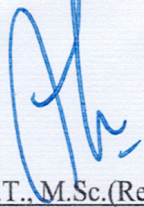
Tugas akhir ini disusun dan diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Teknik (S.T.) pada Program Studi Teknik Lingkungan Program Sarjana Fakultas Teknik Sipil dan Perencanaan Universitas Islam Indonesia.

**JINDAN TAMIMI AL IRFANI
20513181**

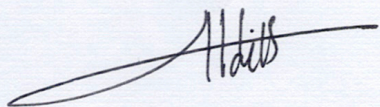
Tugas akhir ini telah diuji pada tanggal 19 September 2025 dan disetujui oleh:


Adam Rus Nugroho, S.T., M.T., Ph.D.

(Pembimbing 1)


Any Juliani, S.T., M.Sc.(Res.Eng.), Ph.D.

(Penguji 1)


Dr. Joni Aldilla Fajri, S.T., M.Eng.

(Penguji 2)

Mengetahui,
Ketua Prodi Teknik Lingkungan Program Sarjana


Any Juliani, S.T., M.Sc.(Res.Eng.), Ph.D.

PERNYATAAN

Saya, penyusun tugas akhir ini, menyatakan bahwa:

1. Karya tulis ini adalah asli dan belum pernah diajukan untuk mendapatkan gelar akademik apapun, baik di Universitas Islam Indonesia, maupun di perguruan tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan, dan studi saya sendiri, tanpa bantuan pihak lain, kecuali arahan dosen pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama penulis dan dicantumkan dalam daftar pustaka.
4. Perangkat lunak atau program komputer yang digunakan dalam tugas akhir ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab saya. Bukan tanggung jawab Universitas Islam Indonesia.
5. Tidak ada penggunaan kecerdasan buatan (*artificial intelligence*, AI) dalam penyusunan karya tugas akhir ini kecuali:
 - a. untuk membantu dalam kadar yang wajar (seperti membantu mengoreksi, mencari ide, dan mencari referensi), dan
 - b. tercantum dan dijelaskan perihal penggunaannya secara eksplisit di dalam karya tugas akhir ini.Implikasi dari penggunaan AI tersebut menjadi tanggung jawab saya sepenuhnya.
6. Pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya. Apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, saya bersedia menerima sanksi akademik dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di perguruan tinggi.

Yogyakarta, 19 September 2025

Yang membuat pernyataan,



Jindan Tamimi Al Irfani

20513181

PRAKATA

Assalamualaikum Warrahmatullahi Wabarakatuh

Dengan mengucapkan syukur kepada Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas segala rahmat dan hidayah-Nya penulis diberi kemampuan untuk dapat menyelesaikan penulisan laporan Tugas Akhir tentang “ Analisis komponen Utama dan Pemodelan Regresi Kualitas Air Sungai Code”.

Penyusunan laporan ini bertujuan untuk memenuhi syarat akademik untuk mendapat gelar Sarjana Teknik Lingkungan bagi Mahasiswa Program S1 Teknik Lingkungan, Fakultas Teknik Sipil dan Perencanaan, Universitas Islam Indonesi.

Dalam penyusunan laporan ini, penulis banyak mendapat semangat, dukungan, dorongan, bimbingan, serta bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini perkenankan penulis menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas segala nikmat dan berkah yang diberikan kepada penulis, serta kepada Bapak Ahmad Fais dan Ibu Erlina Puspasari selaku orang tua penulis yang selalu memberikan dukungan serta doa sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini.

Ucapan terima kasih juga penulis sampaikan kepada pihak-pihak berikut:

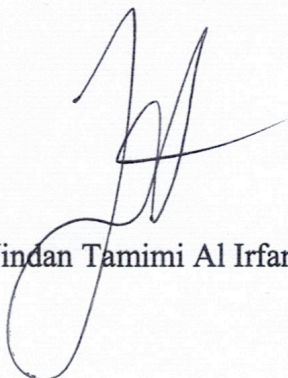
1. Bapak Adam Rus Nugroho, S.T., M.T., Ph.D. selaku Dosen Pembimbing yang selalu membimbing dan memberikan arahan dan semangat serta kritik, saran, dan penilaian terhadap penulis sejak penulisan proposal tugas akhir hingga tugas akhir ini selesai;
2. Ibu Any Juliani, S.T., M.Sc. (Res. Eng.), Ph. D. selaku Dosen Penguji yang telah memberikan kritik dan saran serta arahan kepada penulis dalam penyelesaian tugas akhir ini;
3. Bapak Dr. Joni Aldilla Fajri, S.T., M.Eng. selaku Dosen Penguji yang telah memberikan kritik dan saran serta arahan kepada penulis dalam penyelesaian tugas akhir ini;

4. Para dosen, pengajar, dan laboran yang selama ini telah memberikan ilmu maupun fasilitas yang sangat bermanfaat untuk penulis selama proses menempuh Pendidikan di Program Studi Teknik Lingkungan Universitas Islam Indonesia;
5. Teman seperjuangan dalam kelompok tugas akhir ini (Dito, Apip, Aziati)
6. Sahabat Nolep yang sudah menemani dari awal mahasiswa baru dan saling membantu serta menyemangati baik dalam hal susah maupun senang;
7. Teman-teman Program Studi Teknik Lingkungan Angkatan 2020 yang telah memberikan bantuan selama masa perkuliahan;
8. Pihak-pihak lain yang telah membantu penulis selama perkuliahan di Teknik Lingkungan Universitas Islam Indonesia.

Penulis sadar bahwa tugas akhir ini masih memiliki banyak kekurangan dan jauh dari kata sempurna. Terlepas dari hal tersebut, penulis berharap tugas akhir ini dapat bermanfaat untuk pembaca dan penelitian selanjutnya. Kritik dan saran yang membangun penulis sangat dibutuhkan agar tugas akhir ini menjadi lebih baik.

Pada penghujung prakata, penulis ingin meminta maaf sebesar-besarnya kepada seluruh pihak yang dirugikan oleh penulis akibat ucapan maupun perbuatan penulis yang kurang berkenan secara langsung maupun tidak langsung.

Sleman, 19 September 2025



Jindan Tamimi Al Irfani

ANALISIS KOMPONEN UTAMA DAN PEMODELAN REGRESI KUALITAS AIR SUNGAI CODE

Mahasiswa : Jindan Tamimi Al Irfani
NIM : 20513181
Program Studi : Teknik Lingkungan - Program Sarjana
Pembimbing : Adam Rus Nugroho, S.T., M.T., Ph.D.

Abstrak

Penurunan kualitas air Sungai Code akibat limbah domestik, industri, dan pertanian memerlukan analisis yang tepat untuk mendukung pengelolaan lingkungan. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi parameter dominan kualitas air menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) dan membangun model prediksi spasial dengan regresi linier. Data sekunder periode 2020-2024 dari lima titik pemantauan (A-E) dianalisis berdasarkan parameter TSS, BOD, COD, Nitrit, dan Nitrat.

Hasil PCA menunjukkan dua hingga tiga komponen utama yang menjelaskan lebih dari 70% variansi data. Komponen pertama (PC1) menggambarkan pencemaran dengan dominasi parameter Nitrat, COD, BOD, dan TSS, sedangkan komponen kedua (PC2) menangkap variasi dari Nitrit dan BOD. Nitrat konsisten menjadi parameter dominan di seluruh titik.

Model regresi linier untuk parameter Nitrat menunjukkan akurasi tinggi ($R^2 > 0.98$), sementara parameter TSS memiliki performa yang bervariasi. Integrasi PCA dan regresi linier terbukti efektif untuk analisis dan prediksi spasial kualitas air Sungai Code.

Kata kunci: PCA, Nitrat, TSS, Regresi Linier, Kualitas Air, Sungai Code

Principal Component Analysis and Regression Modeling of Code River Water Quality

Student : Jindan Tamimi Al Irfani
Student Number : 20513181
Study Program : Environmental Engineering – Bachelor Program
Supervisor : Adam Rus Nugroho, S.T., M.T., Ph.D.

Abstract

The decline in water quality of the Code River due to domestic, industrial, and agricultural waste requires appropriate analysis to support effective environmental management. This study aims to identify dominant water quality parameter using Principal Component Analysis (PCA) and develop spatial prediction model using linear regression. Secondary data from 2020 to 2024 across five monitoring points (A-E) were analyzed based on TSS, BOD, COD, Nitrite, and Nitrate parameters.

PCA results identified two to three principal components explaining over 70% of the total variance. The first component (PC1) represented pollution, dominated by Nitrate, COD, BOD, and TSS, while the second component (PC2) captured local variation, mainly from Nitrite and BOD. Nitrate consistently appeared as the dominant parameter across all monitoring points.

Linear regression models for Nitrate showed high predictive accuracy ($R^2 > 0.98$), while TSS models showed more varied performance. The integration of PCA and linear regression proved effective for spatial analysis and prediction of water quality in the Code River.

Keywords: PCA, Nitrate, TSS, Linear regression, Water Quality, Code River.

DAFTAR ISI

<i>PRAKATA</i>	<i>i</i>
<i>Abstrak</i>	<i>iii</i>
<i>DAFTAR ISI</i>	<i>v</i>
<i>DAFTAR TABEL</i>	<i>vii</i>
<i>DAFTAR GAMBAR</i>	<i>viii</i>
<i>DAFTAR LAMPIRAN</i>	<i>ix</i>
<i>BAB I PENDAHULUAN</i>	<i>1</i>
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Manfaat Penelitian	3
1.5 Ruang Lingkup	3
1.7 Kerangka Berpikir	4
<i>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</i>	<i>5</i>
2.1 Daerah Aliran Sungai (DAS)	5
2.2 Sungai Code	5
2.3 Kualitas Air Sungai	6
2.4 Pencemaran Air Sungai	9
2.5 <i>Principal Component Analysis (PCA)</i>	11
2.6 Regresi Linier	12
2.7 Evaluasi model	13
2.8 <i>Principal Component Analysis (PCA)</i> Kualitas Air Sungai	16
2.9 Regresi Kualitas Air Sungai	16
<i>BAB III METODE PENELITIAN</i>	<i>18</i>
3.1 Kerangka Penelitian	18
3.2 Data	19
3.3 Metode Analisis Data	21
3.4 Model Prediksi Kualitas Air di Hilir Berdasarkan Hulu	26
3.5 <i>Software</i>	28
<i>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN</i>	<i>31</i>

4.1 Data Kualitas Air Sungai Code 2020-2024	31
4.2 Analisis Komponen Utama (<i>Principal Component Analysis</i>)	36
4.3 Pemodelan <i>Regresi Linear</i> Prediksi Kualitas Air di Hilir	48
BAB V PENUTUP	61
5.1 Kesimpulan	61
5.2 Saran	62
DAFTAR PUSTAKA	63
LAMPIRAN	70
RIWAYAT HIDUP	95

DAFTAR TABEL

Tabel. 2.1 Parameter Kualitas Air Sungai	6
Tabel 3.1 Titik Lokasi Pemantauan	19
Tabel 3.2 Parameter yang di teliti.....	21
Tabel. 3.3 Nilai dari KMO.....	22
Tabel 3.4 Paket dan fungsi R untuk Analisis PCA dan Regresi.....	29
Tabel 4.1 Measure of Sampling Adequacy	37
Tabel 4.2 Nilai Uji Bartlett's Test of Sphericity	37
Tabel 4.3 Komponen Loading Keseluruhan Titik Lokasi	39
Tabel 4.4 Komponen Loading Per-titik Pengambilan Sampel	42
Tabel 4.5 Loding PCA Pertitik Sampling.....	43
Tabel 4.6 Data untuk Regresi Linear.....	49
Tabel 4.7 Persamaan Regresi Parameter Nitrat	51
Tabel 4.8 Persamaan Regresi Parameter TSS	55
Tabel 4.9 Data Lapangan untuk Validasi Regresi Linear.....	57
Tabel 4.10 Validasi Perbandingan Pengamatan vs Prediksi Nitrat	58
Tabel 4.11 Validasi Perbandingan Pengamatan vs Prediksi TSS.....	59

DAFTAR GAMBAR

Gambar. 1.1 Kerangka Berpikir-----	4
Gambar. 3. 1 Kerangka Penelitian -----	18
Gambar 3.2 Peta Lokasi Titik Pemantauan -----	19
Gambar 4.1 Data Kualitas air Sungai Code Parameter TSS 2020-2024	33
Gambar 4.2 Data Kualitas air Sungai Code Parameter BOD 2020-2024....	33
Gambar 4.3 Data Kualitas air Sungai Code Parameter DO 2020-2024	34
Gambar 4.4 Data Kualitas air Sungai Code Parameter COD 2020-2024....	34
Gambar 4.5 Data Kualitas air Sungai Code Parameter Nitrit 2020-2024 ...	35
Gambar 4.6 Data Kualitas air Sungai Code Parameter Nitrat 2020-2024...	35
Gambar 4.7 Scree Plot PCA	38
Gambar 4.8 Biplot PCA.....	41
Gambar 4.9 Squared cosine Dim 1-3.....	42
Gambar 4.10 Biplot Titik A.....	45
Gambar 4.11 Biplot Titik B.....	46
Gambar 4.12 Biplot Titik C	46
Gambar 4.13 Biplot Titik D.....	47
Gambar 4.14 Biplot Titik E	47
Gambar 4.15 Scatterplot Pengamatan vs Prediksi Nitrat	52
Gambar 4.16 Perbandingan Pengamatan vs Prediksi Nitrat.....	52
Gambar 4.17 Scatterplot Pengamatan vs Prediksi TSS	55
Gambar 4.18 Perbandingan Pengamatan vs Prediksi TSS	56

DAFTAR LAMPIRAN

Tabel 1. Data Kualitas Sungai Code 5 Tahun dari 2020-2024.....	70
Tabel 2. Perbandingan Pengamatan vs Prediksi Nitrat.....	77
Tabel 3. Perbandingan Pengamatan vs Prediksi TSS.....	84

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kualitas air Sungai Code di Yogyakarta terus mengalami penurunan akibat pencemaran yang disebabkan oleh limbah domestik, industri, dan dampak erupsi Gunung Merapi. Berdasarkan penilaian menggunakan metode Storet, sungai ini tergolong tercemar berat, meskipun metode lain, seperti Indeks Pencemaran (IP), menunjukkan variasi status pencemaran dari ringan hingga sedang (Fathrizky, 2022). Hal ini menunjukkan adanya perbedaan dalam hasil evaluasi kualitas air yang membutuhkan analisis lebih mendalam.

Pencemaran ini tidak hanya menurunkan kualitas ekosistem sungai, tetapi juga mengancam kesehatan masyarakat. Penelitian yang dilakukan di Sungai Code, Yogyakarta, menemukan adanya potensi resistensi antibiotik di beberapa titik aliran sungai akibat limbah dari berbagai sumber, seperti rumah sakit dan peternakan (Tasya & Gusti Grehenson, 2024). Selain itu, penelitian lain menunjukkan bahwa keberadaan *Escherichia coli* dalam air sungai dapat membawa patogen yang kebal terhadap antibiotik, yang membahayakan kesehatan manusia (Tarigan et al., 2019). Tanpa penanganan yang tepat, masalah ini bisa semakin memperburuk kualitas hidup masyarakat dan menambah beban pada lingkungan.

Upaya pengelolaan kualitas air menghadapi sejumlah tantangan, salah satunya adalah terbatasnya data yang akurat dan sistematis. Kurangnya data yang valid dan berkualitas menyulitkan dalam analisis yang tepat dan pengambilan keputusan yang efektif dalam pengelolaan sumber daya air. Selain itu, frekuensi pengambilan sampel yang rendah dan jumlah parameter kualitas air yang terbatas dapat mengurangi efektivitas pemantauan kondisi

sungai secara menyeluruh. Penurunan air sungai akibat pencemaran masih sulit dihindari, sementara upaya pemerintah sering terhambat oleh keterbatasan data dan pemantauan (KLHK, 2017). Kondisi ini menyebabkan analisis dan prediksi kualitas air menjadi kurang akurat dan akhirnya memengaruhi efektivitas pengelolaan sumber daya air.

Pengelolaan kualitas air Sungai Code dapat ditingkatkan dengan dukungan metode analisis yang efisien dan terarah, seperti *Principal Component Analysis* (PCA) dan regresi linier. PCA berfungsi menyederhanakan data kompleks dengan mengidentifikasi variabel utama yang paling berpengaruh terhadap kualitas air, sehingga membantu mengatasi keterbatasan data (Azizah et al., 2019). Sementara itu, regresi linier memungkinkan pemodelan dan prediksi kualitas air secara spasial berdasarkan hubungan antarparameter (Puspitasari, 2021). Penggunaan kedua metode ini dalam penelitian didasarkan pada kebutuhan untuk meningkatkan efektivitas monitoring kualitas air melalui pendekatan yang lebih terfokus dan prediktif. PCA membantu menentukan parameter prioritas yang perlu diawasi secara berkala, sedangkan regresi linier memberikan kemampuan untuk memetakan dan memproyeksikan perubahan kualitas air di berbagai titik pengamatan. Dengan kata lain, kedua metode ini secara langsung mendukung tujuan penelitian, yaitu menyusun pendekatan yang mampu menyederhanakan data sekaligus memperkuat akurasi prediksi guna mendukung pengelolaan kualitas air yang lebih adaptif dan berkelanjutan.

Penelitian ini bertujuan mengembangkan metode berbasis PCA dan regresi linier untuk meningkatkan monitoring dan pengelolaan kualitas air Sungai Code. Pendekatan ini diharapkan menyederhanakan analisis data dan memperkuat prediksi kualitas air, sehingga mendukung pengelolaan lingkungan yang lebih efektif dan berkelanjutan di masa depan.

1.2 Perumusan Masalah

Berikut ini adalah rumusan masalah yang akan dikaji pada penelitian ini, meliputi :

1. Apa parameter utama kualitas air Sungai Code?
2. Apakah model regresi linier dapat digunakan untuk memprediksi kualitas air di hilir berdasarkan kualitas air di hulu dengan tingkat akurasi yang memadai?

1.3 Tujuan Penelitian

Berikut ini adalah tujuan penelitian yang dilakukan:

1. Mengidentifikasi parameter utama kualitas air Sungai Code berdasarkan pendekatan *Principal Component Analysis (PCA)*.
2. Mengembangkan model prediksi kualitas air di hilir berdasarkan data kualitas air di hulu menggunakan regresi linier.

1.4 Manfaat Penelitian

Berikut ini adalah manfaat penelitian yang dilakukan:

1. Memberikan kontribusi terhadap pengembangan metode analisis data kualitas air menggunakan teknik statistik *Principal Component Analysis (PCA)* dan regresi linier.
2. Menyediakan pendekatan yang lebih efisien untuk pengumpulan data dan prediksi kualitas air, khususnya untuk lokasi yang sulit dijangkau atau jarang dipantau.
3. Mendukung perumusan strategi pengelolaan kualitas air berbasis data untuk lembaga pemerintahan dan pengambil kebijakan.

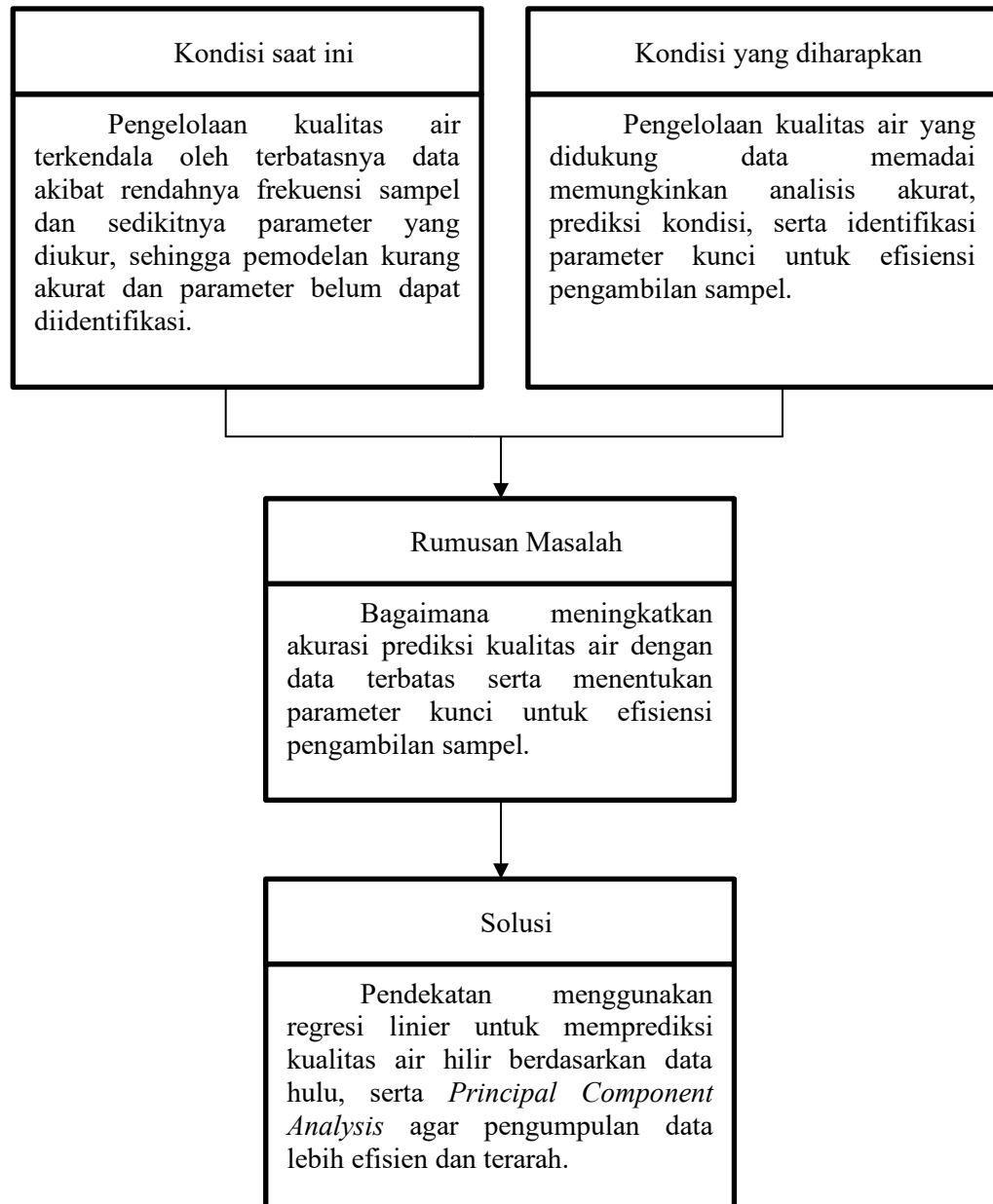
1.5 Ruang Lingkup

Berikut ini adalah ruang lingkup dari penelitian yang dilakuka:

1. Data kualitas air sungai Code meliputi daerah perkotaan (bagian tengah) dari jembatan sendowo (hulu) hingga jembatan tungkak (hilir). Sungai Code, Yogyakarta
2. Parameter pencemar sampel air yang diuji adalah TSS, BOD, DO, NO₃, dan NO₂.

1.7 Kerangka Berpikir

Berikut ini merupakan kerangka berpikir penelitian yang dijelaskan secara singkat terkait latar belakang yang dapat dilihat pada Gambar 1.1



Gambar. 1.1 Kerangka Berpikir

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Daerah Aliran Sungai (DAS)

Menurut peraturan pemerintah nomor 48 tahun 2011 tentang sungai, sungai merupakan badan air yang ada secara alami dan/atau buatan berupa jaringan pengaliran air. Sedangkan DAS didefinisikan suatu wilayah daratan yang termasuk satu kesatuan dengan sungai dan anak sungainya, yang memiliki fungsi menampung, menyimpan dan mengalirkan air yang berasal dari curah hujan ke laut secara alami yang menjadi batas pemisah topografi dan batas dilaut hingga daerah perairan yang masih terpengaruh oleh aktivitas daratan. (Peraturan Pemerintah Republik Indonesia., 2011).

DAS merupakan salah satu sumber daya alam yang sangat penting, karena keberadaannya dapat dimanfaatkan oleh manusia dan alamnya. Untuk alam DAS juga dapat didefinisikan sebagai suatu ekosistem yang terdiri dari komponen biotik dan abiotik, serta sebagai pemulih kualitas air. Sedangkan fungsi bagi kehidupan manusia adalah sebagai penyedia air serta menjadi penampung air untuk dapat memenuhi kebutuhan rumah tangga, industry, sanitasi lingkungan, pertanian, pariwisata, olahraga, dan kebutuhan lainnya (Listyaningrum et al., 2017).

2.2 Sungai Code

Sungai Code merupakan salah satu sungai di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta (DIY) yang melintas di tengah kota yang padat penduduk dan berbagai aktivitas. Sungai code mengalir melewati Kabupaten Sleman, Kota Yogyakarta dan Kabupaten bantul yang berhulu di kaki Gunung Merapi (Nurjanah., 2018). Setiap bagian pada sungai code didominasi dengan aktivitas yang berbeda dimana pada bagian hulu didominasi oleh aktivitas pertanian, sedangkan pada bagian tengah didominasi oleh pemukiman padat penduduk yang berada tepat di tengah kota, dan pada bagian hilir didominasi oleh aktivitas pemukiman, pertanian, industri, dan restoran (Marlina et al.,

2020).

Adanya aktivitas pada setiap bagaian sungai dapat terjadinya penurunan kualitas air sungai code akibat kenaikan beban pencemar yang dihasilkan dari tiap aktivitas tersebut seperti limbah domestik, limbah perhotelan, industri garment dan limbah rumah sakit (Brontowiyono et al., 2013).

2.3 Kualitas Air Sungai

Kualitas air merupakan mutu air yang dapat diukur dan dapat memenuhi standar baku mutu yang telah ditetapkan. Ukuran kondisi air dapat dilihat dari karakteristik baik fisik, kimiawi maupun biologis. Kualitas air yang rusak dapat mengakibatkan penurunan ketersediaan sumber daya air serta dapat merusak kesehatan ekosistem perairan dan memiliki sistem yang dipengaruhi beberapa faktor yaitu cuaca, karakteristik hidrolis, badan air, pembuangan limbah, dan dampak perairan (Liu et al., 2021).

Pemanfaatan sumber daya air untuk kebutuhan sehari-hari oleh manusia harus memiliki kualitas air yang ideal dapat memenuhi baku mutu standar (Pingki., & Sudarti, 2021). Parameter kualitas air yang penting untuk dilakukan pengukuran dan pengujian adalah sifat fisik (kekeruhan, suhu, *TDS (Total Dissolved Solid)*, *TSS (Total Suspended Solid)*), sifat kimia (BOD, COD, pH, DO, N, P), dan biologis (bakteri coliform total) (Yuliati., 2019).

Dalam melakukan pemantauan dan pengujian air Sungai Code dengan beberapa parameter kualitas air sehingga dapat mengetahui pencemaran air yang terjadi pada Sungai Code yang dapat mengganggu dalam peruntukannya. Untuk melakukan monitoring air pada Sungai Code ini menggunakan beberapa parameter sebagai acuannya yaitu Suhu, pH, TSS, BOD, DO, NO₃, NO₂, dan Total Fosfat.

Tabel. 2.1 Parameter Kualitas Air Sungai

Jenis Parameter	Parameter
Kualitass Air (Fisik)	1. Suhu Air
	2. pH
	3. TSS (<i>Total Suspended Solid</i>)

Jenis Parameter	Parameter
Kualitas Air (Kimia)	4. BOD (<i>Biochemical Oxygen Demand</i>)
	5. DO (<i>Dissolved Oxygen</i>)
	6. NO ₃ (<i>Nitrat</i>)
	7. NO ₂ (<i>Nitrit</i>)
	8. TP (<i>Total Fosfat</i>)
Kuantitas Air	9. Debit air sungai

- Suhu

Suhu perairan adalah suatu faktor penting pada lingkungan yang dapat mempengaruhi kehidupan akuatik dan dapat mengendalikan laju aktivitas metabolik, reproduksi dan siklus hidup. Suhu perairan memiliki sifat tidak konstan, akan tetapi memiliki karakteristik yang dapat menunjukkan perubahan yang dinamis. Perubahan suhu pada perairan dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor yaitu keberadaan pohon atau tanaman air, limbah, yang masuk ke air, radiasi cahaya matahari, suhu udara, dan iklim (Muarif, 2016).

- pH

pH air merupakan parameter yang menunjukkan ukuran intensitas keasaman atau kebasaan pada suatu cairan. pH menjadi parameter yang penting dalam analisis kualitas air, hal ini dikarenakan pH dapat mempengaruhi proses-proses biologis dan kimia di dalamnya. Skala ukur pH berkisar dari 0 hingga 14, nilai pH untuk air minum harus berada di pH netral (+7) dikarenakan pH berhubungan dengan efektifitas klorinasi (Hasrianti., & Nurasia, 2019).

- TSS (*Total Suspended Solid*)

TSS (*Total Suspended Solid*) merupakan material atau bahan yang terapung dan memiliki sifat sulit terlarut dalam air. Air yang keruh memiliki ikatan yang kuat dengan padatan tersuspensi, dimana kadar padatan tersuspensi yang terkandung tinggi maka air semakin keruh (Yuliani., &

Widayatno, 2020). Kandungan TSS yang tinggi pada air akan mempengaruhi terjadinya proses fotosintesis dalam air oleh mikroorganisme dan tumbuhan air, hal ini dikarenakan cahaya matahari yang digunakan untuk proses fotosintesis ini terhalang oleh padatan tersuspensi didalam air.

- BOD (*Biological Oxygen Demand*)

BOD (*Biological Oxygen Demand*) merupakan suatu parameter yang ukur jumlah oksigen yang dibutuhkan oleh mikroorganisme untuk dapat mengurai sebanyak mungkin zat organik yang terlarut dan tersuspensi dalam air (Yuliani., & Widayatno, 2020). Nilai BOD yang diketahui tidak menunjukkan jumlah bahan organik yang sebenarnya, tetapi nilainya hanya menunjukkan hasil pengukuran jumlah oksigen yang dibutuhkan untuk mengurai bahan organik tersebut (Andika et al., 2020).

- DO (*Dissolved Oxygen*)

DO (*Dissolved Oxygen*) atau oksigen terlarut merupakan salah satu faktor penting yang dibutuhkan oleh seluruh organisme untuk melakukan respirasi dan dibutuhkan untuk penguraian bahan organik (Anggraini et al., 2015). Keberadaan DO atau oksigen terlarut ini salah satunya dapat dipengaruhi oleh suhu, apabila suhu perairan meningkat maka oksigen terlarut pada air mengalami penurunan. Selain itu, oksigen didalam air secara alami juga dapat berasal dari penyerapan langsung dari atmosfer karena terjadinya turbulensi pada perairan sehingga badan air dengan arus yang kuat biasanya mengandung oksigen terlarut yang tinggi.

- Nitrat (NO_3)

Senyawa nitrat (NO_3) merupakan senyawa nutrient yang memiliki peran penting dalam sintesa protein hewan dan tumbuhan. Pada perairan yang memiliki konsentrasi nitrat yang tinggi dan dengan adanya ketersediaan nutrien yang mendukung dapat menstimulasi terhadap tumbuhan dan perkembangan organisme (Hamuna et al., 2018). Senyawa nitrat dapat berasal dari limbah pertanian, kotoran hewan, manusia dan feses maupun urin yang terbentuk karena adanya oksidasi antara nitrogen dan senyawa amonia (Khoiriyah, 2021). Penggunaan pupuk pada pertanian dapat menjadi potensi

masuknya senyawa nitrat ke sungai. Berdasarkan PerGub DIY No. 20 tahun 2008 untuk kelas II baku mutu untuk parameter nitrat yaitu sebesar 10 mg/L.

- Nitrit (NO_2^-)

Nitrit (NO_2^-) merupakan salah satu bentuk senyawa nitrogen anorganik yang bersifat larut dalam air dan terbentuk sebagai hasil antara dari proses nitrifikasi dan denitrifikasi dalam siklus nitrogen. Dalam lingkungan perairan, nitrit biasanya berasal dari oksidasi amonia ($\text{NH}_3/\text{NH}_4^+$) menjadi nitrat (NO_3^-) oleh bakteri nitrifikasi, atau sebagai hasil reduksi nitrat dalam kondisi anaerobik. Nitrit bersifat tidak stabil dan cenderung akan teroksidasi menjadi nitrat bila kondisi oksigen mencukupi (Effendi, 2003). Kadar nitrit yang tinggi dalam perairan umumnya berasal dari limbah domestik, pertanian, dan limbah industri yang mengandung senyawa nitrogen. Baku mutu kualitas air untuk nitrit sangat rendah, yakni maksimal 0,06 mg/L untuk air minum menurut standar WHO, mengingat sifat racunnya yang tinggi (WHO, 2011).

- Total Fosfat sebagai P (PO_4^{3-})

Total Fosfat merupakan unsur hara atau dapat disebut juga nutrisi yang berasal dari suatu komponen limbah seperti limbah domestik, limbah industri, limbah sisa bahan deterjen, dan limbah pertanian yang terdapat pada perairan sehingga dapat berdampak positif ataupun negatif terhadap ekosistem akuatik seperti eutrofikasi bergantung pada tingkatan tertentu. (Kusnadi et al., 2023).

2.4 Pencemaran Air Sungai

Menurut Peraturan Pemerintah Nomor 22 Tahun 2021 Tentang Penyelenggaraan Perlindungan dan Pengelolaan Lingkungan Hidup, pencemaran air merupakan adanya proses masuk atau dimasukkannya makhluk hidup, zat, energi, dan/atau komponen lain ke dalam air oleh adanya aktivitas manusia sehingga dapat melebihi baku mutu yang telah ditetapkan (Pemerintah Republik Indonesia, 2021).

Pencemaran air merupakan kondisi suatu tempat penampungan air seperti sungai, danau, lautan dan air tanah yang mengalami perubahan yang disebabkan adanya kegiatan yang dilakukan oleh manusia. Selain menjadi

bagian penting dalam siklus hidrologi dalam penampungan air temat tersebut menjadi transportasi suatu polutan pencemar dari satu tempat ke tempat lainnya. Air yang tercemar tidak dapat dimanfaatkan sesuai dengan fungsinya, pencemaran air ini dapat disebabkan oleh limbah industri, limbah domestik, pertanian dan sebagainya (Budhiawan et al., 2022).

Pencemaran air merupakan suatu masalah yang penting karena dapat mengancam ekosistem perairan termasuk sungai serta dapat merusak kualitas air yang dimanfaatkan oleh manusia untuk memenuhi kebutuhan hidupnya (Altamis et al., 2023).

Menurut Peraturan Pemerintah Nomor 22 Tahun 2021 Tentang Penyelenggaraan Perlindungan dan Pengelolaan Lingkungan Hidup, baku mutu air merupakan suatu batas ukur atau kadar makhluk hidup, zat, energi, atau komponen yang ada atau harus ada dan/atau unsur pencemar yang ditenggang keberadaannya di dalam air. Dalam menjaga kualitas air harus mengacu pada baku mutu sehingga dapat sesuai dengan peruntukannya dan aman untuk kesehatan manusia dan lingkungannya. Berdasarkan peraturan yang telah ditetapkan, baku mutu dapat mengklasifikasikan air menjadi 4 kelas yaitu :

1) Kelas 1, air digunakan sebagai bahan baku air minum dan/atau keperluan lain yang mempersyaratkan mutu air yang sama dengan kegunaan tersebut

2) Kelas 2, air yang diperuntukannya dapat digunakan untuk prasarana/sarana rekreasi air, pembudidayaan ikan air tawar, peternakan, air untuk mengairi pertanaman, dan/atau peruntukan lain yang mempersyaratkan mutu air yang sama dengan kegunaan tersebut

3) Kelas 3, air yang diperuntukannya dapat digunakan untuk pembudidayaan ikan air tawar, peternakan, air untuk mengairi tanaman, dan/atau peruntukan lain yang mempersyaratkan mutu air yang sama dengan kegunaan tersebut

4) Kelas 4, air yang diperuntukannya dapat digunakan untuk mengairi pertanaman dan/atau peruntukan lain yang mempersyaratkan mutu air yang sama dengan kegunaan tersebut.

2.5 Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) adalah metode statistik yang bertujuan mereduksi dimensi data besar dengan tetap mempertahankan informasi yang penting. Teknik ini membantu mengidentifikasi pola dalam data yang kompleks dan menentukan faktor utama yang memengaruhi variasi data. PCA sangat berguna dalam analisis kualitas air karena mampu menemukan faktor-faktor utama yang berkontribusi terhadap perubahan kualitas air.

Proses PCA melibatkan beberapa tahap penting. Langkah pertama adalah standarisasi data, yaitu menyamakan skala variabel agar kontribusinya setara. Kemudian dilakukan perhitungan matriks kovarians untuk mengevaluasi hubungan antar variabel dan pola korelasinya. Tahap berikutnya adalah ekstraksi komponen utama, di mana nilai eigen dan vektor eigen digunakan untuk mengidentifikasi struktur dasar dalam data. Akhirnya, dilakukan reduksi dimensi, yaitu menyederhanakan dataset dengan fokus pada komponen yang paling signifikan sambil tetap mempertahankan informasi utama (Johnson et al., 2007).

PCA sering diterapkan dalam analisis kualitas air untuk mengidentifikasi polutan utama, seperti limbah industri atau bahan organik, yang paling memengaruhi kualitas air. Dengan menyederhanakan data kompleks, PCA memungkinkan pengembangan strategi mitigasi berbasis data yang lebih efektif. Pendekatan ini telah digunakan dalam berbagai studi, termasuk penelitian di Daerah Aliran Sungai Struma di Bulgaria, untuk mengevaluasi kualitas air dan mengidentifikasi polutan utama yang berpengaruh (Varbanov et al., 2023).

2.6 Regresi Linier

Regresi linier adalah metode statistik yang digunakan untuk memahami hubungan antara variabel terikat (*dependent variables*) dan satu atau lebih variabel bebas (*independent variables*). Metode ini berfungsi untuk mengidentifikasi pola hubungan serta memprediksi nilai variabel terikat berdasarkan data empiris. Dalam penelitian, regresi linier sering digunakan untuk menjawab pertanyaan tentang hubungan antarvariabel dan menyusun model prediksi yang dapat diandalkan. Menurut *Statistical Methods in Medical Research*, regresi linier merupakan teknik fundamental yang membantu menganalisis hubungan sebab-akibat dengan pendekatan matematis yang sederhana namun efektif (Altman., & Bland, 2015).

1. Regresi Linier Sederhana

Regresi linier sederhana digunakan untuk mengkaji hubungan langsung antar satu variabel bebas (X) dan satu variabel terikat (Y). hubungan ini dinyatakan dalam persamaan:

$$Y = \alpha + bX + \varepsilon$$

Di mana:

- Y : Variabel terikat (hasil yang dipengaruhi)
- α : Intersep (nilai awal Y saat $X = 0$)
- b : Koefisien regresi (pengaruh X terhadap Y)
- X : Variabel bebas (faktor yang memengaruhi)
- ε : Komponen kesalahan atau residu.

Regresi linier sederhana adalah alat yang ideal untuk memahami hubungan dasar antara dua variabel sebelum melibatkan analisis yang lebih kompleks (Thompson et al, 2019).

2. Regresi Linier Berganda

Regresi linier berganda memperluas pendekatan sederhana dengan melibatkan lebih dari satu variabel bebas (X_1, X_2, \dots, X_n) untuk menjelaskan variabel terikat (Y). Persamaan umumnya adalah:

$$Y = \alpha + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n + \varepsilon$$

Regresi berganda sangat berguna untuk memodelkan hubungan yang kompleks, seperti yang sering ditemukan dalam data lingkungan, sosial, dan ekonomi (Thompson et al., 2019).

Regresi linier banyak digunakan dalam bidang lingkungan karena kemampuannya untuk membantu menganalisis dan memprediksi berbagai masalah. Metode ini digunakan untuk memprediksi kualitas air di hilir berdasarkan data dari hulu, menganalisis pola pencemaran, dan mengidentifikasi faktor-faktor utama yang memengaruhi kualitas lingkungan. Dengan menyederhanakan hubungan kompleks menjadi model yang mudah dipahami, regresi linier memungkinkan peneliti dan pengelola lingkungan untuk mengambil keputusan yang lebih baik.

Regresi linier juga memiliki banyak keunggulan. Metode ini sederhana secara matematis sehingga mudah digunakan oleh peneliti dari berbagai bidang. Modelnya juga memberikan pemahaman yang jelas tentang hubungan antarvariabel, fleksibel untuk berbagai analisis, dan dapat digunakan sebagai dasar untuk pengembangan model statistik yang lebih kompleks termasuk dalam pengelolaan dan penelitian lingkungan. (Thompson et al., 2019).

2.7 Evaluasi model

Evaluasi model adalah proses untuk mengukur seberapa baik sebuah model dalam memprediksi atau menggambarkan data yang ada, yang sangat penting untuk memastikan akurasi dan keandalan model dalam aplikasi dunia nyata. Dalam konteks analisis data, terutama dalam model prediksi, metrik evaluasi seperti *Root Mean Square Error (RMSE)* dan *Koefisien Determinasi (R^2)* sering digunakan untuk menilai performa model. RMSE mengukur seberapa besar kesalahan prediksi dengan menghitung akar dari rata-rata kuadrat selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual, sementara R^2 menunjukkan seberapa besar variasi dalam data yang dapat dijelaskan oleh model.

Metrik ini, termasuk RMSE dan R^2 , memainkan peran penting dalam evaluasi model regresi (Montgomery et al., 2012). Interpretasi dan penggunaan metrik ini memberikan wawasan tentang kualitas model dalam menjelaskan hubungan antara variabel (Gujarati, & Porter, 2009). Berbagai metrik evaluasi, seperti MAE dan RMSE, juga diperbandingkan untuk memastikan keakuratan model (Willmott, & Matsuura, 2005). Dalam pemodelan lingkungan, RMSE dan R^2 sering digunakan untuk validasi dan pemantauan akurasi model prediksi (Mayer, & Butler, 1993).

- *Root Mean Square Error (RMSE)*

RMSE (Root Mean Square Error) adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur kesalahan atau perbedaan antara nilai yang diprediksi oleh model dan nilai sebenarnya (observasi). RMSE mengukur seberapa jauh prediksi model dari nilai yang sesungguhnya dalam satuan yang sama dengan data. Semakin kecil nilai RMSE, semakin baik model dalam memprediksi data dengan akurat. Rumus RMSE dihitung dengan menjumlahkan kuadrat selisih antara nilai observasi dan nilai yang diprediksi, kemudian mengambil akar kuadrat dari hasil penjumlahan tersebut dibagi jumlah data. Rumus RMSE sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Di mana:

y_i : Nilai observasi (nilai sebenarnya)

\hat{y}_i : Nilai yang diprediksi oleh model

n : Jumlah

RMSE memberikan gambaran tentang seberapa besar kesalahan rata-rata model, dengan nilai yang lebih rendah menunjukkan akurasi model yang lebih tinggi (Montgomery et al., 2012). Secara matematis, RMSE memberikan informasi tentang seberapa baik model dapat memprediksi data secara keseluruhan (Willmott, & Matsuura, 2005). Dalam pemodelan, RMSE sering dibandingkan dengan metrik lain seperti Mean Absolute Error (MAE)

untuk mengevaluasi performa model secara lebih menyeluruh (Chai, & Draxler, 2014). Interpretasi praktis RMSE menunjukkan bahwa semakin kecil nilai RMSE, semakin baik model dalam memprediksi hasil yang mendekati nilai yang sebenarnya (Hyndman, & Koehler, 2006).

- *Koefisien Determinasi (R^2)*

R^2 (*koefisien determinasi*) adalah metrik yang digunakan untuk mengukur sejauh mana model dapat menjelaskan variabilitas dalam data. Nilai R^2 berkisar antara 0 dan 1, dengan nilai 1 menunjukkan bahwa model sepenuhnya dapat menjelaskan variabilitas data, sedangkan nilai 0 menunjukkan bahwa model tidak dapat menjelaskan variabilitas sama sekali. Semakin tinggi nilai R^2 , semakin baik model dalam menjelaskan variasi data dan menggambarkan hubungan antara variabel. Rumus R^2 adalah sebagai berikut:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

Di mana:

y_i : Nilai observasi (nilai sebenarnya)

\hat{y}_i : Nilai yang diprediksi oleh model

n : Jumlah data

\bar{y} : Nilai rata-rata dari data observasi

R^2 mengukur seberapa baik model dapat menjelaskan variasi dalam data, dengan nilai yang lebih tinggi menunjukkan bahwa model lebih baik dalam menggambarkan hubungan antar variabel (Montgomery et al., 2012). Secara matematis, R^2 mengindikasikan seberapa besar proporsi variasi dalam data yang dapat dijelaskan oleh model (Gujarati, & Porter, 2009). Namun, R^2 memiliki batasan, terutama dalam situasi multikolinearitas, di mana nilai R^2 yang tinggi dapat memberi kesan model yang baik meskipun hubungan antar variabel tidak substansial (Kvålseth, 1985). Meskipun demikian, R^2 tetap menjadi alat penting dalam evaluasi model regresi (Farrar, & Glauber, 1967).

2.8 Principal Component Analysis (PCA) Kualitas Air Sungai

Principal Component Analysis (PCA) adalah teknik statistik yang sangat bermanfaat dalam menganalisis kualitas air sungai. PCA efektif untuk mengidentifikasi faktor-faktor utama yang memengaruhi kondisi air, terutama ketika berhadapan dengan data yang kompleks dan multivariat (Helena et al. 2020).

PCA mampu menunjukkan kontribusi relatif berbagai polutan, menyederhanakan kompleksitas data lingkungan, dan mengidentifikasi sumber pencemaran yang paling dominan. Kemampuannya ini menjadikan PCA alat yang sangat penting dalam memahami dinamika kualitas air secara menyeluruh (Jolliffe, 2016).

Contoh penerapan PCA dapat dilihat dalam penelitian yang dilakukan pada Sungai Struma di Bulgaria. Penelitian ini mengungkap bahwa logam berat adalah salah satu polutan utama di sungai tersebut. Selain itu, PCA juga digunakan untuk menganalisis peran bahan organik dalam pencemaran, sehingga memberikan wawasan mendalam tentang kondisi lingkungan dan sumber pencemarannya (Varbanov et al. 2023).

PCA sangat berguna dalam pengelolaan sumber daya air. Dengan menggunakan metode ini, pengelola dapat mengembangkan pendekatan berbasis data untuk fokus pada parameter yang paling penting, sehingga strategi pengendalian pencemaran menjadi lebih efisien dan efektif. PCA pun menjadi alat yang krusial dalam upaya menjaga dan meningkatkan kualitas air secara berkelanjutan (Jolliffe, 2016).

2.9 Regresi Kualitas Air Sungai

Regresi memiliki banyak manfaat dalam menganalisis kualitas air sungai. Salah satunya adalah untuk memprediksi kualitas air di hilir berdasarkan data dari hulu atau lokasi lain, yang memungkinkan perencanaan mitigasi pencemaran tanpa perlu pengujian di setiap titik aliran (Yilmaz, & Kurunc, 2017). Regresi juga membantu mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi kualitas air, seperti limbah industri, pertanian, atau polusi

domestik, serta merancang kebijakan pengelolaan sumber daya air (Singh et al.,2009). Selain itu, regresi memungkinkan evaluasi dampak kebijakan pengelolaan air terhadap kualitas air dalam jangka panjang (Zhang et al., 2019).

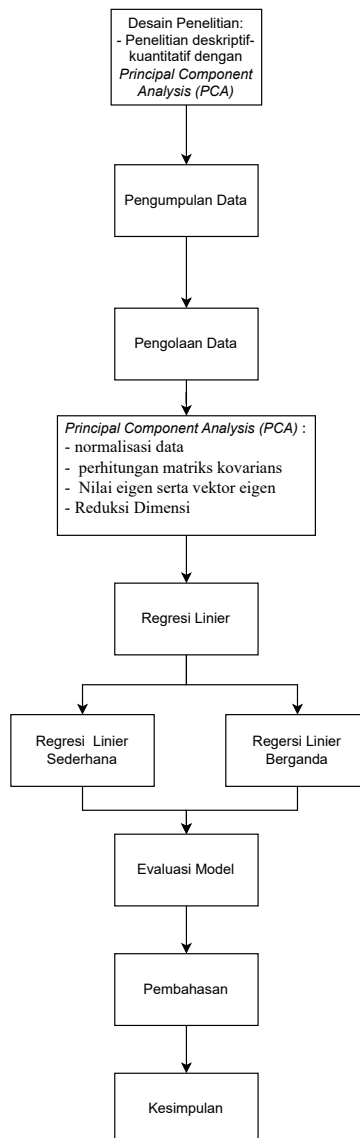
Selain itu, regresi dapat digunakan untuk memantau pencemaran dan mengidentifikasi sumbernya, sehingga upaya perbaikan dapat dilakukan dengan lebih tepat (Mustapha, & Aris, 2017). Dengan demikian, regresi linier memainkan peran penting dalam memahami pola pencemaran dan merencanakan pengelolaan kualitas air secara lebih efektif dan efisien.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Kerangka Penelitian

Diagram alir penelitian yang dilakukan pada penelitian ini yang dapat dilihat pada berikut:



Gambar. 3. 1 Kerangka Penelitian

3.2 Data

3.2.1 Waktu dan Lokasi

Pengambilan data sekunder dalam penelitian ini dilakukan di Sungai Code, salah satu sungai yang terletak di Kabupaten Sleman dan Kota Yogyakarta. Titik pengamatan bagian hulu berada di sekitar Jembatan Sendowo, Kecamatan Tegalrejo, Kota Yogyakarta, sedangkan titik pengamatan bagian hilir berada di Jembatan Tungkak, Kecamatan Wirogunan, Kota Yogyakarta. Informasi lebih rinci mengenai lokasi pemantauan disajikan dalam Tabel 3.1, sedangkan peta lokasi dapat dilihat pada Gambar 3.2.

Tabel 3.1 Titik Lokasi Pemantauan

No	Titik	Lokasi Pemantauan	Koordinat
1	A	Jembatan Sendowo, Kec. Tegalrejo (Hulu)	7.462165 LS, 110.22924 BT
2	B	Jembatan Gondolayu, Kec. Jetis (Tengah)	7.465858 LS, 110.221543 BT
3	C	Jembatan Sayidan, Kec. Gondomanan (Tengah)	7.48551 LS, 110.221658 BT
4	D	Jembatan Tungkak, Kec. Wirogunan (Tengah)	7.485209 LS, 110.222921 BT
5	E	Wirosaban, Kec Umbulharjo (Hilir)	7.494816 LS, 110.223144 BT



Gambar 3.2 Peta Lokasi Titik Pemantauan

3.2.2 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Dinas Lingkungan Hidup Kota Yogyakarta dan mencakup data kualitas air Sungai Code selama lima tahun, yaitu dari tahun 2020 hingga 2024. Data ini dikumpulkan secara periodik dan terekam sebanyak 870 data yang mewakili lima titik pemantauan kualitas air di sepanjang aliran sungai. Penelitian ini sepenuhnya menggunakan data sekunder yang telah terdokumentasi dan tersedia dari instansi pemerintah terkait, tanpa melalui proses pengambilan data primer atau teknik sampling langsung di lapangan.

Dalam analisis ini, digunakan enam parameter utama yang umum digunakan untuk menilai kualitas air, yaitu TSS (*Total Suspended Solids*), DO (*Dissolved Oxygen*), BOD (*Biochemical Oxygen Demand*), COD (*Chemical Oxygen Demand*), NO₂ (*Nitrit*), dan NO₃ (*Nitrat*). Selain itu, data pendukung seperti kecepatan angin, suhu titik embun, tutupan awan, radiasi matahari, kekasaran permukaan, dan kemiringan sungai diperoleh dari BMKG DIY, sedangkan informasi spasial seperti peta topografi, penggunaan lahan, dan batas administrasi diperoleh melalui *Google Earth*.

Pemilihan keenam parameter utama kualitas air dalam penelitian ini didasarkan pada beberapa pertimbangan utama. Selain mengacu pada standar baku mutu yang biasa digunakan dalam evaluasi kondisi sungai, pemilihan ini juga mempertimbangkan kelengkapan dan konsistensi data historis selama periode pengamatan tahun 2020-2024. Ketersediaan data yang lengkap dan berkelanjutan menjadi syarat penting agar analisis statistik multivariat, seperti *Principal Component Analysis* (PCA) dan regresi linier, dapat dilakukan secara benar dan menghasilkan pemahaman yang dapat diandalkan.

Secara ekologis, parameter TSS (*Total Suspended Solid*) dipilih karena mencerminkan tingkat kekeruhan air akibat keberadaan partikel tersuspensi, yang dapat memengaruhi kondisi habitat dan kehidupan biota perairan; Parameter DO (*Dissolved Oxygen*) sangat penting karena menunjukkan kadar oksigen terlarut yang dibutuhkan oleh organisme akuatik; nilai DO yang rendah umumnya mengindikasikan pencemaran organik dan penurunan

kualitas habitat; parameter BOD (*Biological Oxygen Demand*) dan COD (*Chemical Oxygen Demand*) digunakan untuk mengukur kebutuhan oksigen biologis dan kimiawi, yang secara langsung menggambarkan tingkat pencemaran oleh bahan organik dan anorganik. Sementara itu, keberadaan senyawa nitrit (NO₂) dan nitrat (NO₃) menjadi indikator penting dalam mendeteksi pencemaran akibat aktivitas domestik dan pertanian, seperti penggunaan pupuk kimia, limbah rumah tangga, serta limbah industri.

Keenam parameter yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu TSS, DO, BOD, COD, Nitrit, dan Nitrat, saling melengkapi dalam memberikan gambaran menyeluruh mengenai kondisi pencemaran, tingkat kesuburan perairan, serta keseimbangan ekosistem sungai. Selain memiliki keterkaitan ekologis yang kuat, parameter-parameter tersebut juga penting dalam pengembangan model statistik dan prediksi kualitas air secara spasial antara titik hulu dan hilir. Jumlah data dari masing-masing titik pemantauan selama periode 2020-2024 ditunjukkan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Parameter yang di teliti

Parameter	Tahun	Titik A	Titik B	Titik C	Titik D	Titik E
TSS, DO, BOD, COD, NO ₂ , NO ₃ .	2020	36	36	6	36	36
	2021	36	36	36	36	36
	2022	36	36	36	36	36
	2023	36	36	36	36	36
	2024	36	36	36	36	36
	Total	180	180	150	180	180

3.3 Metode Analisis Data

Analisis data dalam penelitian ini dilakukan menggunakan *Principal Component Analysis (PCA)*, metode statistik yang dirancang untuk menyederhanakan dataset besar sambil tetap mempertahankan informasi penting. PCA digunakan untuk mengidentifikasi parameter utama yang memiliki variasi paling besar dan signifikan dalam data. Dalam penelitian ini, PCA diterapkan untuk menganalisis parameter seperti *Biochemical Oxygen*

Demand (BOD), *Total Suspended Solid* (TSS), *Dissolved Oxygen* (DO), Nitrat (NO_3^{3-}), dan *Total fosfat* (PO_4^{3-}) guna menentukan faktor-faktor kunci yang memberikan pengaruh terbesar terhadap perubahan kualitas air.

3.3.1 Uji Kelayakan Data untuk Analisis Komponen Utama (PCA)

Sebelum melakukan analisis komponen utama (*Principal Component Analysis*), diperlukan uji kelayakan data guna memastikan bahwa data memiliki struktur korelasi yang memadai untuk dianalisis lebih lanjut. Dua pengujian yang umum dilakukan untuk menguji kelayakan data terhadap PCA adalah *uji Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) dan *uji Bartlett's Test of Sphericity*.

- Uji KMO

Uji KMO digunakan untuk mengukur seberapa cocok data digunakan dalam analisis factor atau PCA. Nilai KMO berkisar antara 0 hingga 1. Nilai mendekati 1 menunjukkan bahwa pola korelasi antar variabel cukup akurat, sehingga PCA kemungkinan besar akan memberikan hasil yang berkualitas. Secara umum, nilai $\text{KMO} \geq 0,6$ dianggap layak untuk dilakukan PCA (Kaiser, 1974). Berikut interpretasi nilai KMO:

Tabel. 3.3 Nilai dari KMO

Nilai dari KMO	Keterangan
$\geq 0,90$	Sangat baik
0,80-0,89	Baik
0,70-0,79	Cukup
0,60-0,69	Sedang
$< 0,60$	Tidak layak untuk PCA

Sumber: Kaiser, H.F. (1974). *An index of factorial simplicity. Psychometrika* 39(1),31-36.

Secara matematis, nilai KMO dihitung dengan membandingkan jumlah kuadrat korelasi antar variabel (r_{ij}^2) dengan jumlah kuadrat korelasi parsial (p_{ij}^2):

$$KMO = \frac{\sum \sum r_{ij}^2}{\sum \sum r_{ij}^2 + \sum \sum p_{ij}^2}$$

Keterangan:

- r_{ij}^2 = kuadrat dari koefisien korelasi antar variabel I dan j
 - p_{ij}^2 = kuadrat dari korelasi parsial antara variabel I dan j setelah menghilangkan atau mengurangi variabel lainnya
 - Semakin kecil nilai p_{ij}^2 (korelasi parsial), dan semakin besar r_{ij}^2 , maka KMO akan mendekati 1 (data layak untuk PCA).
- Uji *Bartlett's Test of Sphericity*

Uji ini digunakan untuk menguji apakah matrik korelasi antar variabel secara statistic berbeda signifikan dari matriks identitas (yaitu tidak ada korelasi antar variabel). Hasil uji Bartlett yang signifikan (p -value <0,05) menunjukkan bahwa data memiliki korelasi yang cukup untuk dilakukan PCA (Jolliffe & Cadima, 2016). Rumus *statistic Bartlett's Test* adalah sebagai berikut:

$$X^2 = -\left(n - 1 - \frac{2p + 5}{6}\right) \cdot \ln|R|$$

Keterangan:

- n : jumlah observasi (sampel)
- p : jumlah variabel
- $|R|$: determinan dari matriks korelasi antar variabel

3.3.1 Standarisasi Data

Standarisasi data adalah langkah penting untuk memastikan bahwa semua variabel diperlakukan secara setara, terlepas dari skala atau unit pengukurannya. Tanpa standarisasi, variabel dengan skala besar, seperti suhu, dapat mendominasi hasil *Principal Component Analysis (PCA)*, sehingga mengabaikan kontribusi signifikan dari variabel lain, seperti bahan organik atau oksigen terlarut (Jolliffe, 2002; Rencher, 2002). Teknik standarisasi seperti *Z-score* digunakan untuk menghitung nilai standar setiap data berdasarkan rata-rata dan standar deviasinya, memungkinkan semua variabel memiliki bobot yang sama dalam analisis (Hair et al., 2014). Penggunaan *Z-*

score memastikan bahwa perbedaan skala antar variabel tidak menyebabkan ketidakseimbangan dalam hasil analisis (Jackson, 1991). Berikut adalah rumus yang digunakan dalam Standarisasi Data:

$$Z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sigma_j}$$

Di mana:

- Z_{ij} : Data yang dinormalisasi
- σ_j : Standar deviasi kolom
- x_j : Nilai asli
- x_{ij} : Rata-rata kolom

3.3.2 Analisis Matriks Kovarian atau Korelasi

Setelah data distandarisasi, langkah berikutnya adalah menganalisis hubungan antarvariabel untuk memahami pola yang ada di dalam dataset. Matriks kovarian digunakan jika data belum distandarisasi, karena matriks ini menunjukkan seberapa banyak variabel berfluktuasi secara bersama-sama, yang membantu mengidentifikasi variabilitas gabungan dalam dataset (Johnson, 2002; Jackson, 1991). Sebaliknya, jika data telah distandarisasi, matriks korelasi lebih umum digunakan karena menggambarkan hubungan antarvariabel dalam skala yang konsisten dan memastikan bahwa pengaruh setiap variabel dinilai secara seimbang (Rencher, 2002; Hair, 2014). Berikut adalah rumus yang digunakan dalam Analisis Matriks Kovarian atau Korelasi:

$$C = \frac{1}{n-1} Z^T Z$$

Di mana:

- C : Matriks kovarians
- n : Jumlah sampel
- Z : Matriks data ternormalisasi
- Z^T : Transpos matriks Z

3.3.3 Ekstraksi Komponen Utama

Setelah matriks kovarian atau korelasi terbentuk, nilai eigen dan vektor eigen dari matriks tersebut dihitung. Nilai eigen menggambarkan jumlah variabilitas yang dijelaskan oleh setiap komponen utama, sementara vektor eigen menentukan arah komponen dalam ruang data (Jolliffe, 2002; Rencher, 2002). Komponen utama yang dipilih adalah yang memiliki nilai eigen tertinggi karena komponen tersebut menjelaskan sebagian besar variabilitas data (Jackson, 1991). Hasil analisis ini divisualisasikan menggunakan *scree plot* untuk menentukan jumlah komponen utama yang optimal, dengan menggunakan metode *scree test* yang mengidentifikasi titik di mana penurunan nilai eigen mulai melandai (Cattell, 1966). Berikut adalah rumus yang digunakan dalam Ekstraksi komponen utama:

$$(C - \lambda I)v = 0$$

Di mana:

- C : Matriks kovarians
- λ : Nilai eigen
- I : Matriks identitas
- v : Vektor eigen

Setelah nilai eigen dihitung dan divisualisasikan melalui *scree plot*, Langkah berikutnya adalah menentukan jumlah komponen utama yang akan digunakan dalam analisis lebih lanjut. Dalam penelitian ini, digunakan kriteria persentase variansi kumulatif minimal sebesar 70% sebagai ambang batas. Kriteria ini bertujuan untuk menjaga keseimbangan antara efisiensi reduksi dimensi dan retensi informasi utama dalam data.

Pendekatan ini sejalan dengan praktik umum dalam analisis PCA, sebagaimana dikemukakan oleh Hair et al., (2014) dan Rencher, (2002), yang menyatakan bahwa ambang 70%-80% kumulatif variansi merupakan standar yang banyak diterapkan dalam studi eksploratif, khususnya dalam bidang ekologi dan lingkungan. Berdasarkan kriteria ini, penelitian ini mempertahankan tiga komponen utama (PC1, PC2, dan PC3) yang secara kumulatif mampu menjelaskan lebih dari 70% variasi total data kualitas air.

3.3.4 Reduksi Dimensi

Setiap komponen utama dalam *Principal Component Analysis (PCA)* adalah kombinasi linier dari parameter awal yang bertujuan menangkap variabilitas terbesar dalam dataset (Jolliffe, 2002). Loading komponen utama menunjukkan sejauh mana setiap parameter berkontribusi terhadap komponen utama, membantu mengidentifikasi parameter yang paling signifikan (Hair, et al., 2014). Berikut adalah rumus yang digunakan dalam Reduksi Dimensi:

$$Z_{\text{baru}} = V^T Z$$

Di mana:

- Z_{baru} = Data komponen utama baru
- V^T = Transpos matriks vektor eigen
- Z = Matriks data ternormalisasi
- V = Matriks vektor eigen terpilih

3.4 Model Prediksi Kualitas Air di Hilir Berdasarkan Hulu

Model prediksi kualitas air menggunakan pendekatan statistika, seperti regresi dan analisis multivariat, dapat membantu memproyeksikan kondisi kualitas air di suatu lokasi berdasarkan data di lokasi lain. Kualitas air di hilir dapat diprediksi dari parameter kualitas air di hulu, sehingga memungkinkan perencanaan mitigasi pencemaran secara lebih efektif tanpa harus melakukan pengukuran langsung di setiap titik aliran (Yilmaz, & Kurunc, 2017).

Dengan memanfaatkan model ini, berbagai faktor seperti aktivitas industri, limbah domestik, atau curah hujan yang memengaruhi kualitas air di hulu dapat diintegrasikan untuk memprediksi kondisi di hilir. Pendekatan ini mendukung pengelolaan sumber daya air yang berbasis data, membantu fokus intervensi pada area kritis, dan meningkatkan efisiensi dalam pengendalian pencemaran (Mustapha, & Aris, 2017); Zhang, et al., (2019).

3.4.1 Regresi Linier

Berdasarkan hasil analisis *Principal Component Analysis (PCA)*, hanya parameter utama dengan variansi paling signifikan yang dipilih sebagai

variabel independen dalam model prediksi kualitas air. Pendekatan regresi digunakan untuk memodelkan hubungan antara parameter kualitas air di hulu dan di hilir, dengan memanfaatkan hasil PCA untuk menyederhanakan jumlah parameter yang digunakan, sehingga analisis menjadi lebih efisien dan akurat. Pendekatan ini memungkinkan prediksi kualitas air di hilir berdasarkan data di hulu, sambil mempertimbangkan kontribusi masing-masing parameter terhadap kualitas air.

Penerapan PCA dalam seleksi variabel untuk regresi efektif dalam mengidentifikasi parameter utama (Timm, 2002). Kombinasi PCA dan regresi telah terbukti meningkatkan efisiensi prediksi kualitas air dan mendukung evaluasi variasi kualitas air secara spasial dan temporal (Singh, 2009). Selain itu, PCA membantu dalam seleksi variabel yang efisien dengan mengurangi dimensi data, meningkatkan akurasi analisis (Wold, 1987). Berikut adalah rumus yang dipake dalam Regresi Linier:

$$Y = \alpha + bX + \varepsilon$$

Di mana:

- Y: Variabel terikat (hasil yang dipengaruhi)
- α : Intersep (nilai awal Y saat $X = 0$)
- b: Koefisien regresi (pengaruh X terhadap Y)
- X: Variabel bebas (faktor yang memengaruhi)
- ε : Komponen kesalahan atau residu.

3.4.2 Evaluasi Model

Untuk memodelkan hubungan antara parameter kualitas air di hulu dan kualitas air di hilir, digunakan pendekatan regresi yang dapat menghubungkan variabel independen dengan variabel terikat secara efektif. Setelah model dibangun, langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi untuk mengukur seberapa baik model dalam memprediksi data yang ada.

Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan dua metrik utama, yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE) dan Koefisien Determinasi (R^2). RMSE mengukur kesalahan prediksi model dengan cara menghitung perbedaan antara nilai yang diprediksi dan nilai observasi. Semakin kecil nilai

RMSE, semakin baik kualitas prediksi model. Di sisi lain, R^2 mengukur sejauh mana variabilitas dalam data dapat dijelaskan oleh model, dengan nilai yang lebih tinggi menunjukkan bahwa model lebih baik dalam menjelaskan variasi data. Kedua metrik ini memberikan wawasan yang berbeda mengenai akurasi model, dan pemilihan antara keduanya akan bergantung pada konteks dan tujuan analisis (Chai, & Draxler, 2014). Berikut adalah rumus yang dipake dalam Evaluasi Model:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Di mana:

y_i :Nilai observasi (nilai sebenarnya)

\hat{y}_i : Nilai yang diprediksi oleh model

n : Jumlah

3.5 Software

Penelitian ini memanfaatkan *R Studio* sebagai lingkungan kerja utama untuk analisis data, dengan bahasa pemrograman R sebagai inti dari proses analisis yang dilakukan. R dipilih karena kemampuannya yang luas dan fleksibel dalam menerapkan beragam teknik analisis statistik, pemodelan data, dan visualisasi, yang selaras dengan kebutuhan penelitian ini. Sebagai *platform open-source*, R telah menjadi pilihan populer di kalangan peneliti dan analis data, berkat ketersediaan fitur yang lengkap serta dukungan komunitas pengguna yang aktif (Budianto & Santosa, 2019).

Dalam konteks ini, R menyediakan berbagai paket statistik seperti untuk *Principal Component Analysis* (PCA) yang digunakan dalam reduksi dimensi, serta fungsi regresi yang memungkinkan pengukuran hubungan antar variabel. Selain itu, kemampuan R dalam menghasilkan visualisasi yang informatif menjadikan hasil analisis lebih mudah dipahami dan komunikatif. Keunggulan lain dari R adalah kemampuannya menangani data dalam jumlah besar serta mengintegrasikan berbagai jenis sumber data, yang menjadikannya sangat sesuai untuk kebutuhan penelitian ini. R juga

mendukung praktik reproduksibilitas analisis, yang penting dalam menjamin transparansi dan akurasi hasil (Hidayat & Fauzi, 2020).

Secara keseluruhan, R Studio sebagai antarmuka dan R sebagai bahasa pemrograman telah menjadi perangkat yang sangat efektif dalam keseluruhan proses analisis, mulai dari pengolahan data mentah hingga penyajian hasil yang siap untuk diinterpretasikan dan dilaporkan. Rangkaian fungsi dan paket yang digunakan dalam penelitian ini dirangkum pada tabel 3.4 berikut.

Tabel 3.4 Paket dan fungsi R untuk Analisis PCA dan Regresi

Tahap Analisis	Function/Perintah	Package	Kegunaan
Input Data	read_excel ()	readxl	Membaca file Excel ke dalam R
	make.names ()	base R	Mengubah nama kolom agar valid digunakan di R
	na.omit ()	base R	Menghapus nilai NA
	select(where(is.numeric))	dplyr	Memilih hanya kolom numerik
Uji Kelayakan PCA	KMO ()	psych	Uji <i>Kaiser-Meyer-Olkin</i> untuk kecukupan sampel
	cortest.bartlett ()	psych	Uji <i>Bartlett's Test of Sphericity</i>
PCA	prcomp ()	stats	Analisis PCA dengan normalisasi
	summary ()	base R	Ringkasan PCA (proporsi variansi)
Visualisasi PCA	fviz_pca_biplot ()	factoextra	Membuat biplot PCA
	fviz_cos2 ()	factoextra	Visualisasi nilai \cos^2 variabel pada komponen utama
	scatterplot3d ()	scatterplot3d	Visualisasi PCA dalam ruang 3 dimensi
	lm ()	stats	Membuat model regresi linier
	predict ()	stats	Menghasilkan nilai prediksi dari model
	coef ()	stats	Mengambil nilai koefisien regresi

Regresi Linier	summary ()	stats	Ringkasan model regresi (termasuk R ²)
	sqrt (), mean (), round ()	base R	Menghitung RMSE, rata-rata, pembulatan
	cat ()	base R	Menampilkan output ke console
Visualisasi Regresi	ggplot ()	ggplot2	Membuat grafik regresi scatter plot
	geom_point ()	ggplot2	Menampilkan titik observasi
	geom_abline ()	ggplot2	Menambahkan garis identitas (y=x)
	labs ()	ggplot2	Memberikan judul, label sumbu
	theme_minimal ()	ggplot2	Memberikan tema grafik sederhana

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

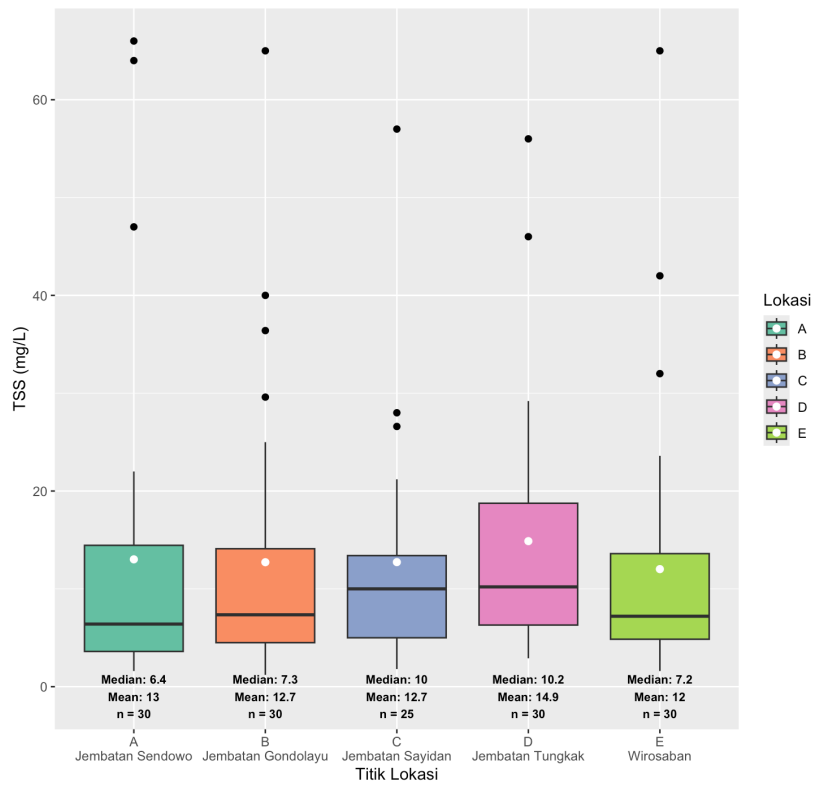
4.1 Data Kualitas Air Sungai Code 2020-2024

Idealnya, data pemantauan kualitas air tersedia setiap bulan dalam satu tahun. Namun, setelah dilakukan pengecekan terhadap kelengkapan dan konsistensi data, ditemukan bahwa tidak seluruh bulan memiliki data lengkap pada semua titik pemantauan (Titik Pemantauan A, B, C, D, dan E) dan semua parameter (TSS, DO, BOD, COD, Nitrit, Nitrat). Untuk menjaga konsistensi antar titik dan tahun serta menghindari ketidaksetaraan dalam analisis, hanya digunakan data dari enam bulan setiap tahunnya, yaitu Februari, Juli, Agustus, September, Oktober, dan November. Pemilihan bulan-bulan tersebut didasarkan pada hasil verifikasi yang menunjukkan bahwa bulan-bulan tersebut merupakan satu-satunya periode dengan ketersediaan data yang lengkap dan seragam di seluruh titik pengamatan dalam rentang lima tahun (2020-2024).

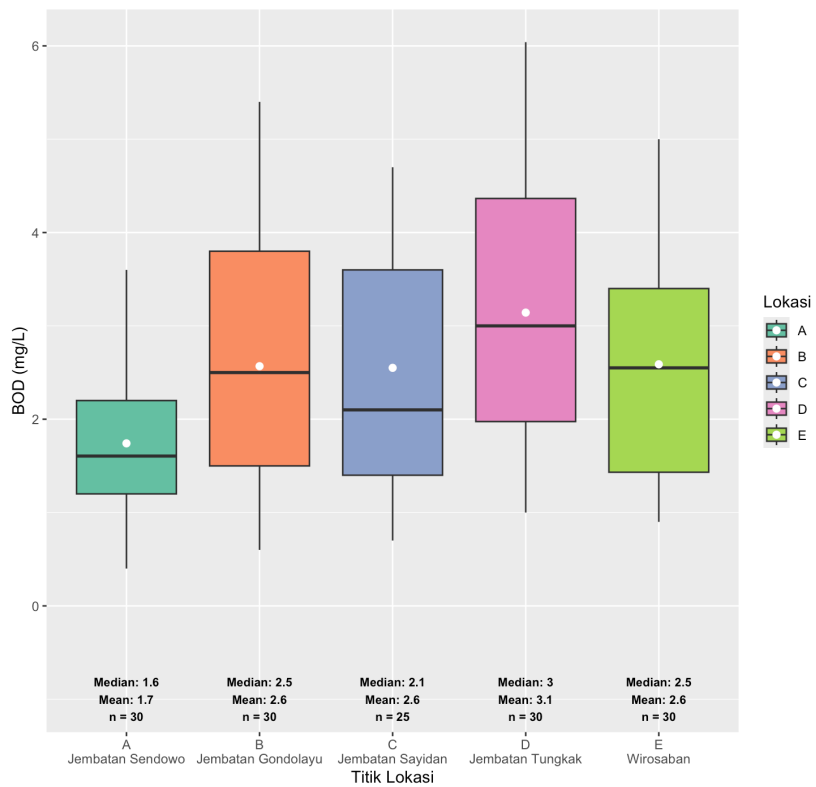
Analisis data kualitas air sungai untuk periode 2020-2024 menunjukkan fluktuasi yang bervariasi antar parameter dan titik pemantauan. Berdasarkan grafik yang dapat dilihat pada gambar 4.1 parameter *Konsentrasi Total Suspended Solids* (TSS) menunjukkan variasi signifikan, dengan puncak mencolok pada Agustus/September 2021, Agustus/September 2023, dan Februari/Maret 2024, mengindikasikan adanya aktivitas yang meningkatkan padatan tersuspensi. Sebaliknya, berdasarkan grafik yang dapat dilihat pada gambar 4.3 parameter *Dissolved Oxygen* (DO) menunjukkan pola yang lebih stabil, sebagian besar berkisar antara 4 mg/L hingga 8 mg/L, meskipun Titik Pemantauan E sempat menunjukkan nilai DO yang sangat rendah mendekati nol pada awal 2020 dan 2021. Berdasarkan grafik yang dapat dilihat pada gambar 4.2 parameter *Biochemical Oxygen Demand* (BOD) umumnya berada dalam kisaran rendah hingga sedang, di bawah 5 mg/L, kecuali pada Juli 2020 di Titik Pemantauan C yang mencapai sekitar 6 mg/L, menunjukkan beban

organik yang meningkat. Berdasarkan grafik yang dapat dilihat pada gambar 4.4 parameter *Chemical Oxygen Demand* (COD) menunjukkan rentang konsentrasi yang lebih tinggi dari BOD, dengan puncak sangat tinggi pada Juli 2020 di Titik Pemantauan C dan E (melebihi 70 mg/L), meskipun setelah itu nilai COD cenderung menurun drastis dan stabil di bawah 20 mg/L, kecuali pada Agustus 2023 di Titik Pemantauan B yang mencapai lebih dari 60 mg/L. Berdasarkan grafik yang dapat dilihat pada gambar 4.5 parameter Konsentrasi Nitrit (*Nitrite*) umumnya sangat rendah, di bawah 0.40 mg/L, namun terjadi puncak signifikan pada Februari 2024 di Titik Pemantauan C, melebihi 1.20 mg/L. Terakhir, berdasarkan grafik yang dapat dilihat pada gambar 4.6 parameter Nitrat (*Nitrate*) menunjukkan konsentrasi tinggi pada awal periode (2020-2021), sering di atas 10 mg/L, sebelum menurun drastis dan stabil pada kisaran 2-4 mg/L setelah pertengahan 2021, meskipun ada peningkatan kecil pada Juli 2024.

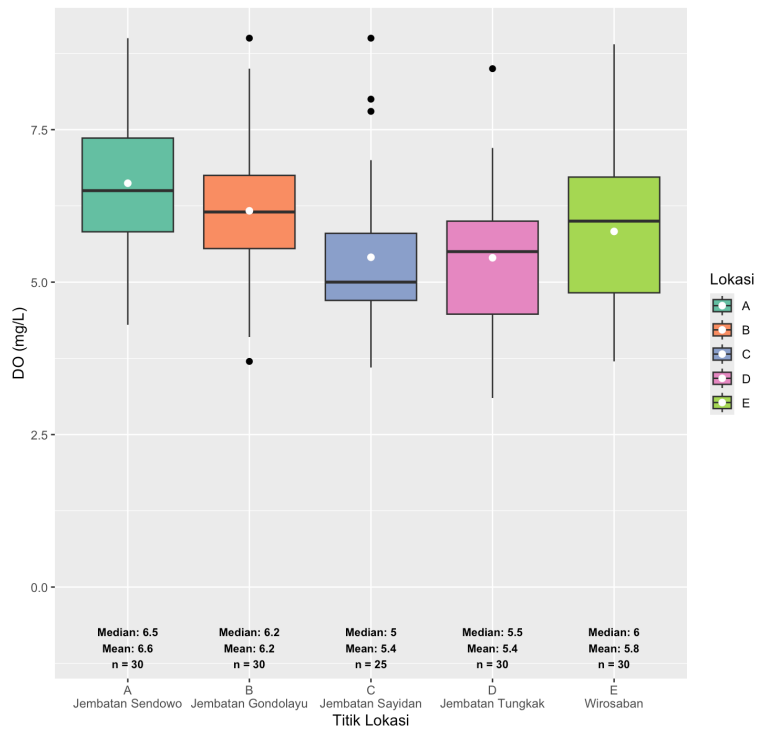
Secara keseluruhan, data kualitas air sungai ini mengindikasikan tekanan polusi yang bervariasi dari waktu ke waktu, dengan beberapa parameter menunjukkan lonjakan drastis pada waktu-waktu tertentu, sementara penurunan nitrat yang signifikan sejak 2021 menjadi indikasi positif, namun fluktuasi pada parameter lain tetap memerlukan perhatian berkelanjutan dan strategi pengelolaan yang tepat.



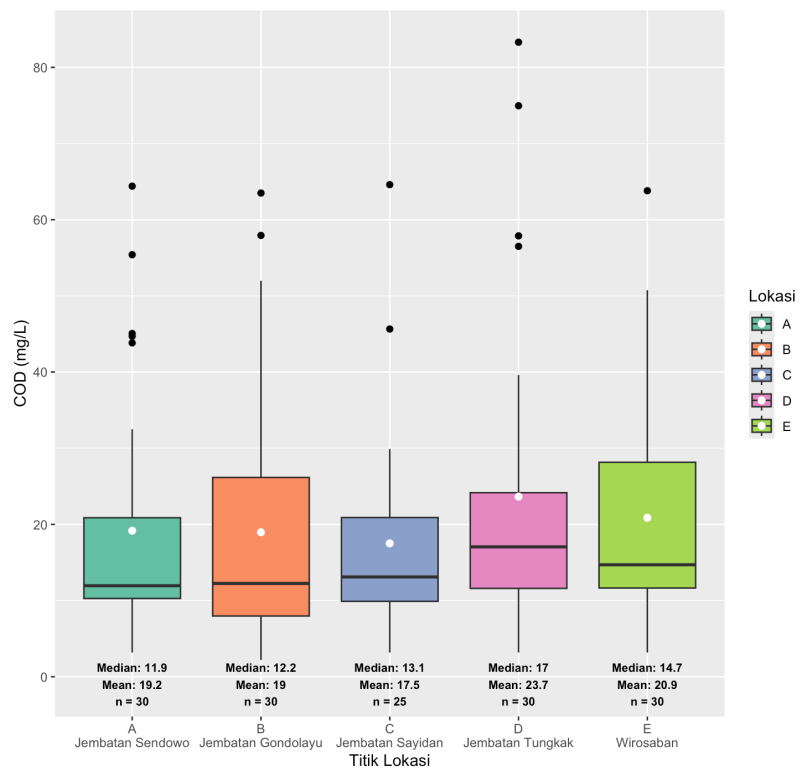
Gambar 4.1 Data Kualitas air Sungai Code Parameter TSS 2020-2024



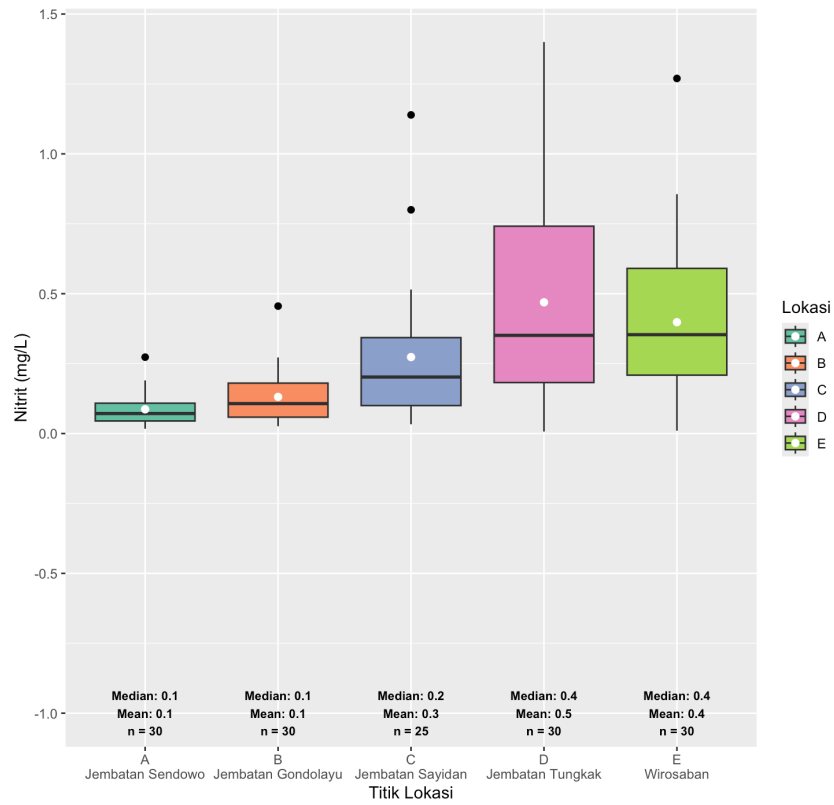
Gambar 4.2 Data Kualitas air Sungai Code Parameter BOD 2020-2024



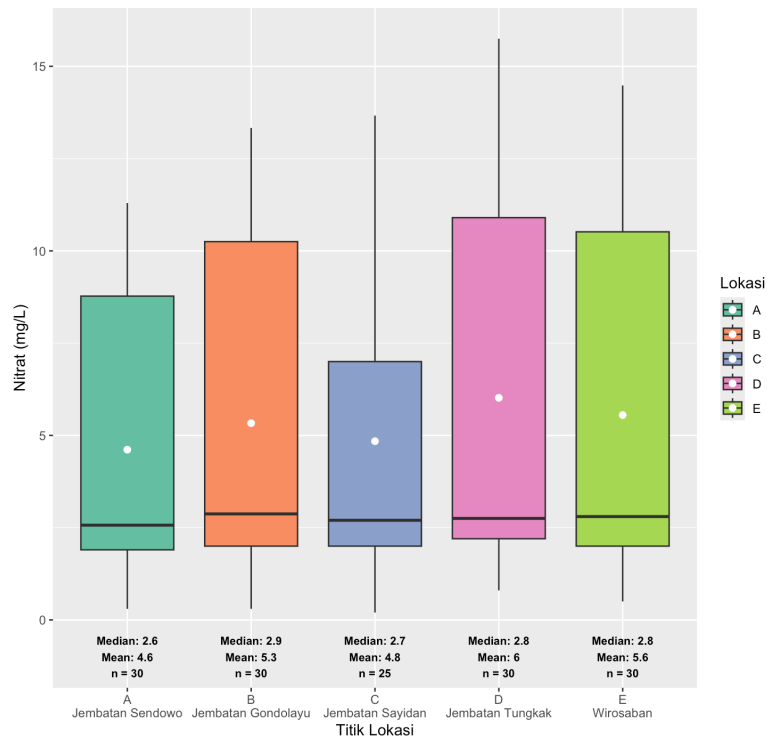
Gambar 4.3 Data Kualitas air Sungai Code Parameter DO 2020-2024



Gambar 4.4 Data Kualitas air Sungai Code Parameter COD 2020-2024



Gambar 4.5 Data Kualitas air Sungai Code Parameter Nitrit 2020-2024



Gambar 4.6 Data Kualitas air Sungai Code Parameter Nitrat 2020-2024

4.2 Analisis Komponen Utama (*Principal Component Analysis*)

Jumlah total data kualitas air yang berhasil direkap dan digunakan dalam analisis utama sebanyak 725 data. Data ini digunakan dalam *Principal Component Analysis* (PCA) untuk menyederhanakan data kompleks dengan mengidentifikasi variabel utama yang paling berpengaruh terhadap kualitas air. Proses PCA dilakukan menggunakan *RStudio*, dimulai dengan mengimpor data kualitas air (TSS, DO, BOD, COD, Nitrit, Nitrat) dari file Excel. Kolom waktu dikonversi ke format tanggal, dan baris dengan nilai NA (*missing values*) dihapus untuk memastikan keamanan data. Selanjutnya, hanya data numerik yang relevan dengan parameter kualitas air yang dipilih untuk analisis PCA. Fungsi *prcomp()* digunakan untuk melakukan PCA, dengan *scale. = TRUE* untuk menormalisasi data (mengubah ke skala yang sama) agar tidak ada parameter dengan rentang nilai yang lebih besar mendominasi analisis. Sebelum PCA dilakukan, dilakukan Uji *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) dan Uji *Bartlett's Test of Sphericity* untuk menilai kelayakan data. Hasil uji KMO menunjukkan nilai MSA sebesar 0,69 yang tergolong cukup, sementara Uji Bartlett menghasilkan p-value < 0,05, menandakan adanya korelasi signifikan antar variabel dengan hasil ini, data dinyatakan layak untuk dianalisis menggunakan PCA.

- Evaluasi kelayakan data dalam penerapan PCA

Sebelum dilakukan analisis *Principal Component Analysis* (PCA), terlebih dahulu dilakukan Uji *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) dan Uji *Bartlett's Test of Sphericity* untuk mengevaluasi kelayakan data dalam penerapan PCA. Hasil uji KMO menunjukkan bahwa nilai MSA (*Measure of Sampling Adequacy*) secara keseluruhan sebesar 0,69 yang berada dalam kategori cukup dan menunjukkan bahwa data layak untuk dianalisis lebih lanjut menggunakan PCA. Secara rinci, nilai MSA per parameter disajikan pada Tabel berikut.

Tabel 4.1 *Measure of Sampling Adequacy*

Parameter	MSA	Keterangan
TSS	0.60	Sedang
DO	0.26	Tidak Memadai
BOD	0.73	Cukup
COD	0.77	Cukup
Nitrit	0.72	Cukup
Nitrat	0.65	Sedang
MSA Total	0.69	Cukup (layak untuk PCA)

Dari tabel di atas, terlihat bahwa sebagian besar variabel memiliki nilai MSA di atas 0.60, yang berarti korelasi parsial antar variabel cukup rendah sehingga cocok untuk PCA. Namun, nilai MSA pada parameter DO tergolong rendah (0.26), yang menunjukkan bahwa variabel ini kurang berkorelasi dengan variabel lainnya dan dapat mempengaruhi hasil interpretasi komponen utama. Oleh karena itu, parameter DO tidak dilibatkan dalam tahapan selanjutnya pada analisis PCA.

Selanjutnya, dilakukan Uji *Bartlett's Test of Sphericity* untuk memastikan bahwa matrik korelasi antar variabel memiliki signifikansi statistik. Hasil uji menunjukkan nilai *Chi-square* sebesar 140,48 dengan derajat kebebasan (df) sebanyak 15 dan nilai p-value sebesar 1.85×10^{-22} , seperti ditunjukkan dalam tabel

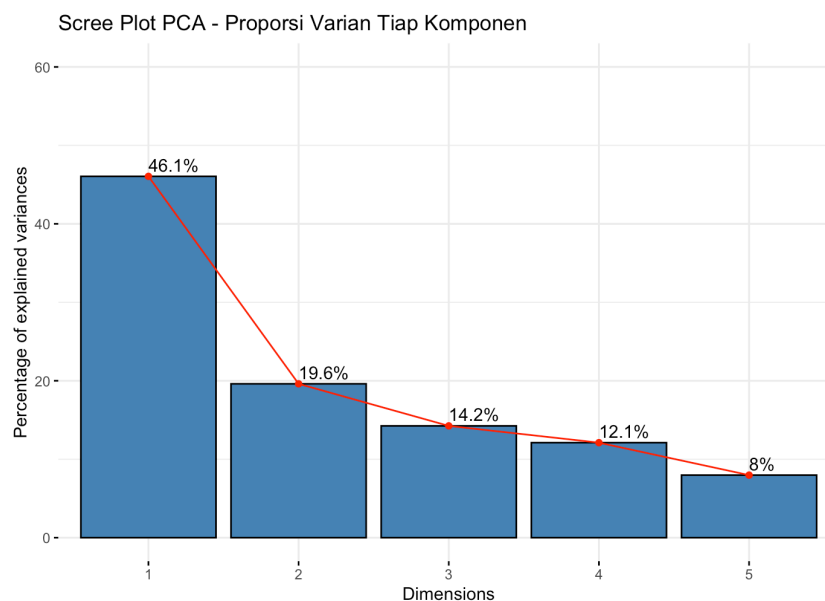
Tabel 4.2 Nilai Uji *Bartlett's Test of Sphericity*

Statistik Uji	Nilai
Chi-square	140.48
Degrees of Freedom (df)	15
p-value	1.85×10^{-22}

Nilai *p-value* yang sangat kecil (<0.05) menunjukkan bahwa terdapat korelasi signifikan antar variabel dalam dataset, sehingga hipotesis nol (bahwa semua variabel tidak berkorelasi) ditolak. Dengan demikian, data memenuhi syarat untuk dilakukan analisis PCA, khususnya pada lima parameter yang memiliki kelayakan tinggi, yaitu TSS, BOD, COD, Nitrit, dan Nitrat.

- PCA Keseluruhan Titik Lokasi
- Proporsi Variansi Tiap Komponen (*Scree Plot*)

Berdasarkan gambar grafik *Scree Plot* 4.7, terlihat bahwa Dimensi 1 (PC1) menjelaskan 46.1% dari total variansi data, diikuti oleh Dimensi 2 (PC2) menjelaskan 19.6% dan PC3 sebesar 14.2%. Secara kumulatif, ketiga komponen ini menjelaskan sekitar 79.9% dari total variansi data. Nilai ini melebihi ambang batas umum sebesar 70%, yang sering digunakan sebagai syarat minimal dalam PCA untuk memastikan bahwa Sebagian besar informasi penting dalam data tetap terwakili.



Gambar 4.7 Scree Plot PCA

- Komponen *Loading* (PCA Rotation)

Tabel 4.3 menunjukkan masing-masing parameter terhadap setiap komponen utama dalam bentuk komponen loading:

Tabel 4.3 Komponen *Loading* Keseluruhan Titik Lokasi

Parameter	PC1	PC2	PC3
TSS	-0,271	0,861	0,035
BOD	0,423	0,485	-0,214
COD	0,462	0,014	-0,662
Nitrit	0,472	0,131	0,704
Nitrat	0,556	-0,072	0,132

Berdasarkan tabel di atas, komponen utama pertama (PC1) memiliki nilai loading positif yang cukup tinggi pada Nitrat (0,5569), Nitrit (0,4721), COD (0,4626), dan BOD (0,4234). Hal ini menunjukkan bahwa PC1 secara dominan merepresentasikan pencemaran organik dan kandungan nutrisi dalam air sungai. Dengan kata lain, semakin tinggi skor PC1, maka semakin tinggi pula tingkat pencemaran yang terkait dengan bahan organik dan senyawa nitrogen.

Komponen utama kedua (PC2) memiliki loading positif yang sangat kuat pada TSS (0,8613), serta loading sedang pada BOD (0,4852). Ini mengindikasikan bahwa PC2 merepresentasikan variabilitas total padatan tersuspensi (TSS) dan sebagian aspek beban organik. PC2 dapat diinterpretasikan sebagai indikator kekeruhan dan aktivitas dekomposisi organik yang memengaruhi kondisi fisik air.

Komponen utama ketiga (PC3) menunjukkan loading positif tertinggi pada Nitrit (0,7048) dan negatif kuat pada COD (-0,6622). Hal ini menandakan bahwa PC3 menggambarkan dinamika spesifik antara kandungan nitrogen (terutama nitrit) dan kebutuhan oksigen kimiawi, yang bisa mencerminkan proses-proses biologis atau reaksi kimia tertentu yang berbeda dari dua komponen sebelumnya.

Dengan demikian, ketiga komponen utama ini secara bersama-sama memberikan gambaran menyeluruh terhadap kondisi kualitas air, masing-masing mewakili dimensi berbeda dari pencemaran dan karakteristik fisik-kimia air sungai.

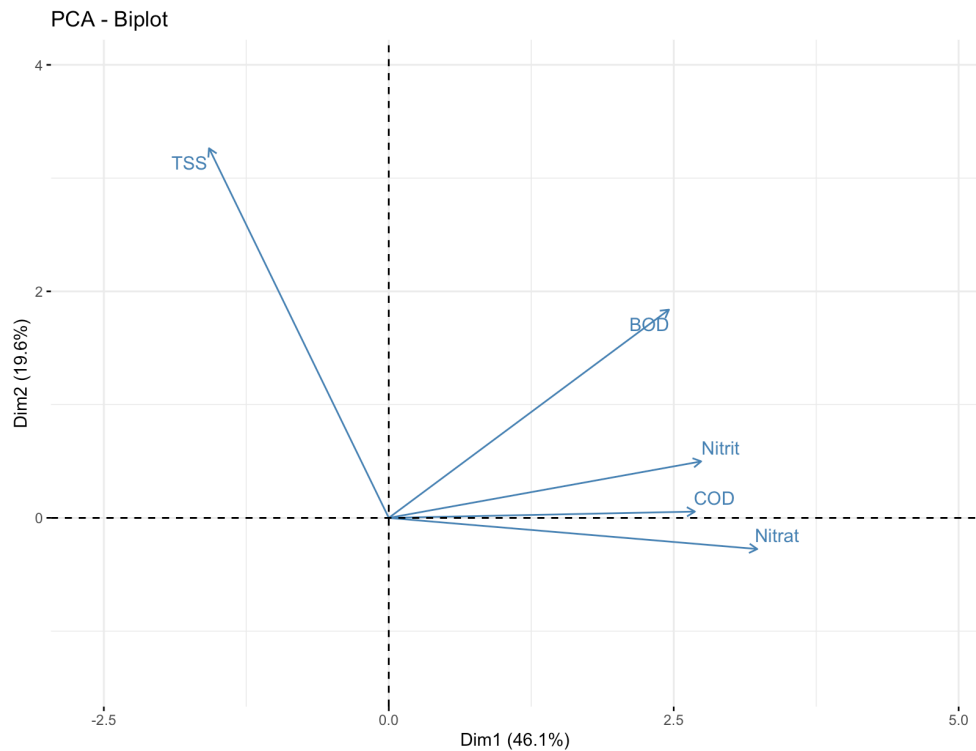
- Biplot PCA (Gambar PCA - Biplot)

Biplot PCA (Gambar 4.8) secara visual memperkuat interpretasi dari nilai loading dan skor komponen utama. Vektor (panah biru) menunjukkan arah dan kekuatan hubungan antara masing-masing parameter kualitas air terhadap dua komponen utama (Dimensi 1 dan Dimensi 2). Semakin panjang vektor, semakin besar kontribusi parameter tersebut terhadap pembentukan komponen terkait.

Pada biplot terlihat bahwa parameter nitrat, nitrit, COD, dan BOD umumnya mengarah ke sumbu positif Dimensi 1 (PC1), yang mengindikasikan bahwa komponen utama pertama secara dominan merepresentasikan pencemaran organik dan kandungan nutrisi. Parameter TSS tampak menonjol pada arah positif Dimensi 2 (PC2), menunjukkan bahwa PC2 merepresentasikan karakteristik padatan tersuspensi atau kekeruhan air.

Titik-titik yang tersebar pada grafik mewakili sampel data, masing-masing berasal dari waktu dan lokasi pemantauan tertentu. Sampel yang berada di kuadran kanan bawah cenderung memiliki nilai tinggi pada BOD, COD, Nitrit, dan Nitrat, yang berkaitan dengan pencemaran organik dan nutrisi, sedangkan sampel yang berada di kuadran atas menunjukkan keterkaitan dengan nilai TSS yang tinggi, kemungkinan akibat limpasan padat atau sedimen.

Dengan demikian, biplot ini membantu mengidentifikasi pola-pola utama dalam distribusi kualitas air, sekaligus menghubungkan arah parameter dominan terhadap variasi yang tertangkap oleh dua komponen utama pertama.



Gambar 4.8 Biplot PCA

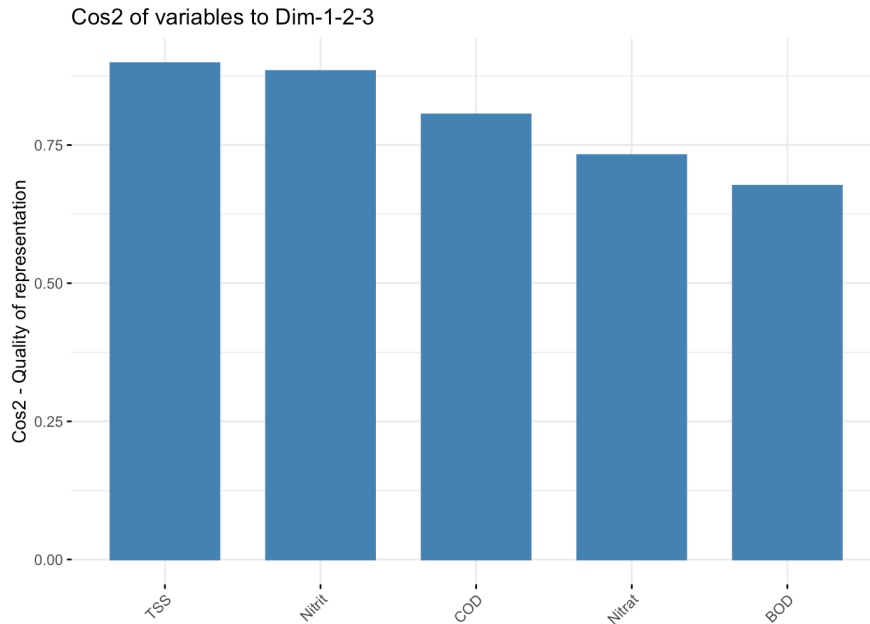
- *Quality of Representation (Cos²)*

Gambar 4.9 menunjukkan nilai Cos² (*squared cosine*) dari masing-masing variabel terhadap tiga komponen utama pertama (Dimensi 1, 2, dan 3). Nilai Cos² merefleksikan kualitas representasi suatu variabel dalam ruang dimensi yang dibentuk oleh PCA. Semakin tinggi nilai Cos², semakin baik variabel tersebut direpresentasikan dalam kombinasi komponen utama yang dipilih.

Dari grafik terlihat bahwa parameter TSS dan Nitrit memiliki nilai Cos² paling tinggi, yang berarti keduanya sangat baik direpresentasikan dalam ruang tiga dimensi (PC1, PC2, dan PC3), serta berkontribusi besar terhadap struktur data dalam PCA. Diikuti oleh COD, Nitrat, dan BOD, yang meskipun memiliki nilai Cos² sedikit lebih rendah, tetap menunjukkan representasi yang baik (semuanya di atas 0,6).

Nilai Cos² yang tinggi pada TSS dan Nitrit mendukung bahwa kedua variabel ini merupakan parameter utama dalam membentuk pola variasi

kualitas air. Dengan kata lain, mereka menjadi faktor penting dalam menjelaskan struktur data dalam analisis PCA tiga dimensi ini.



Gambar 4.9 Squared cosine Dim 1-3

- PCA Per Titik Lokasi

Untuk memperdalam analisis secara spasial, PCA juga dilakukan secara terpisah pada masing-masing titik (A hingga E). Hasil PCA ini memberikan informasi yang lebih mendalam, sehingga pola dominasi parameter di tiap titik dapat dianalisis secara spesifik.

Tabel 4.4 Komponen *Loading* Per-titik Pengambilan Sampel

Titik	Parameter	PC1	PC2	PC3
A	TSS	-0.240	-0.554	-0.768
	BOD	0.262	0.685	-0.620
	COD	0.564	-0.011	0.055
	Nitrit	0.534	-0.134	-0.139
	Nitrat	0.518	-0.425	0.040
B	TSS	0.287	-0,786	0,037
	BOD	-0,403	-0,586	0,024
	COD	-0,512	-0,138	-0,458

Titik	Parameter	PC1	PC2	PC3
	Nitrit	-0,448	0,020	0,846
	Nitrat	-0,538	0,135	-0,267
C	TSS	0,397	-0,257	-0,837
	BOD	-0,481	-0,337	-0,161
	COD	-0,213	0,870	-0,255
	Nitrit	-0,477	0,036	-0,476
	Nitrat	-0,579	-0,247	-0,075
D	TSS	0,262	-0,840	0,372
	BOD	-0,438	-0,343	-0,545
	COD	-0,454	-0,389	-0,066
	Nitrit	-0,448	0,126	0,745
	Nitrat	-0,575	0,087	0,056
E	TSS	0,365	-0,520	0,543
	BOD	-0,250	-0,794	-0,039
	COD	-0,428	-0,269	-0,592
	Nitrit	-0,545	0,106	0,471
	Nitrat	-0,586	0,116	0,360

Tabel 4.5 Loding PCA Pertitik Sampling

Titik Lokasi	PC1 (%)	PC 2 (%)	PC3 (%)	Total (%)	Parameter Dominan (PC1)	Nilai Loading (PC1)	Parameter Dominan (PC2)	Nilai Loading (PC2)	Parameter Dominan (PC3)	Nilai Loading (PC3)
A	45.7	19.4	18.7	83,8	COD	0.564	BOD	0.685	TSS	-0.768
B	50.8	21.6	12.6	85	Nitrat	-0,538	TSS	-0,786	Nitrit	0,846
C	45	20.1	15.2	80,3	Nitrat	-0,579	COD	0,870	TSS	-0,837
D	48.8	19.7	4.9	73,3	Nitrat	-0,575	TSS	-0,840	Nitrit	0,745

Titik Lokasi	PC1 (%)	PC2 (%)	PC3 (%)	Total (%)	Parameter Dominan (PC1)	Nilai Loading (PC1)	Parameter Dominan (PC2)	Nilai Loading (PC2)	Parameter Dominan (PC3)	Nilai Loading (PC3)
E	48	21.7	15.4	85.1	Nitrat	-0,586	BOD	-0,794	TSS	0,543

Berdasarkan Tabel 4.4 dan 4.5, analisis komponen utama (PCA) dari data kualitas air menunjukkan adanya tiga komponen utama yang secara dominan memengaruhi kondisi air di lokasi sampling. Ketiga komponen ini memberikan gambaran yang komprehensif tentang sumber dan karakteristik pencemaran yang ada.

Komponen utama pertama (PC1) memiliki korelasi kuat dengan parameter COD dan Nitrit di beberapa titik, serta Nitrat di titik lainnya. Hal ini mengindikasikan bahwa PC1 merepresentasikan pencemaran organik dan kandungan nutrisi. Variasi nilai loading (positif dan negatif) pada titik yang berbeda menunjukkan adanya keragaman sumber pencemaran di lokasi sampling. Dengan kata lain, PC1 mencerminkan beban polutan yang terkait dengan bahan organik dan senyawa nitrogen dalam air.

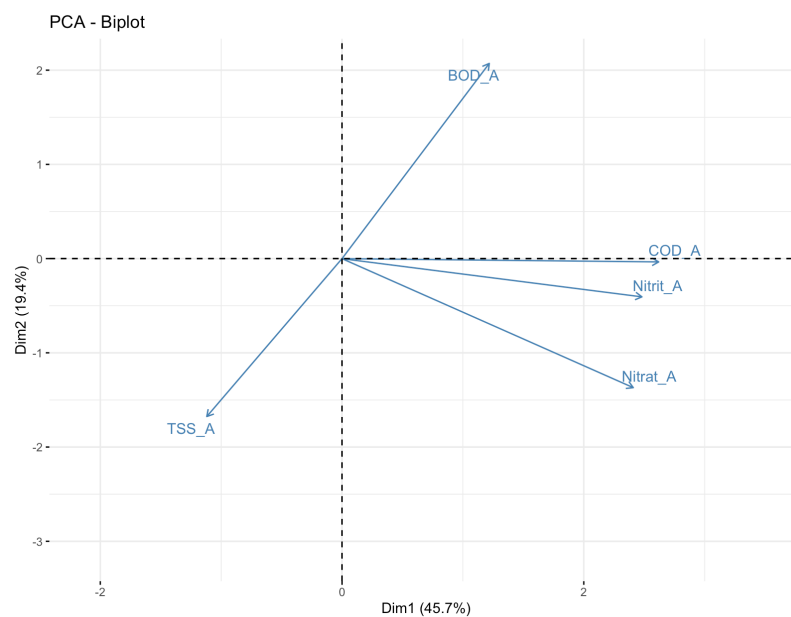
Komponen utama kedua (PC2) menunjukkan hubungan yang dominan dengan TSS (Total Padatan Tersuspensi), BOD (Kebutuhan Oksigen Biokimia), dan COD. Komponen ini dapat diinterpretasikan sebagai indikator kekeruhan dan aktivitas dekomposisi organik. Korelasi yang kuat dengan TSS menunjukkan PC2 dipengaruhi oleh kondisi fisik air (kekeruhan), sementara korelasinya dengan BOD dan COD menunjukkan bahwa komponen ini juga terkait dengan proses dekomposisi bahan organik yang memengaruhi kadar oksigen.

Komponen utama ketiga (PC3) menunjukkan hubungan paling kuat dengan Nitrit dan TSS. Ini menandakan bahwa PC3 menggambarkan dinamika spesifik antara kandungan nitrogen dan padatan tersuspensi. Komponen ini kemungkinan mencerminkan proses-proses khusus yang

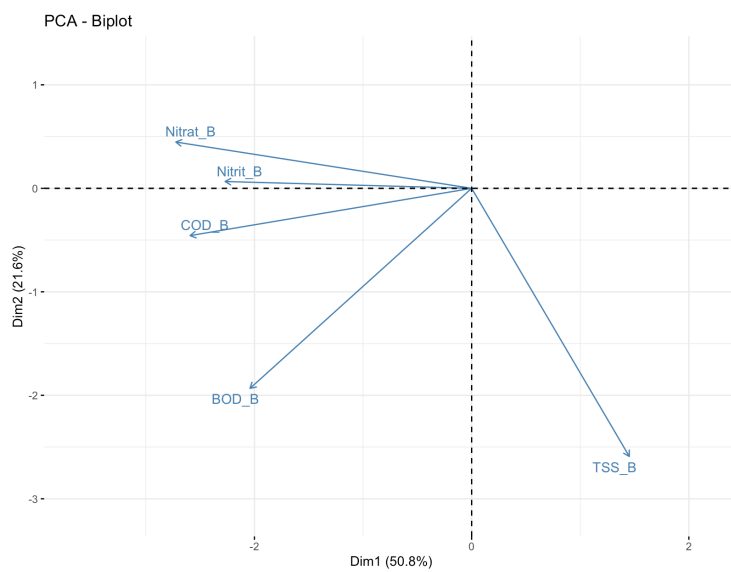
terjadi di luar pengaruh PC1 dan PC2, seperti interaksi kimia antara senyawa nitrogen dan partikel-partikel yang tersuspensi dalam air.

Perlu dicermati bahwa PC2 dan PC3 juga memiliki peran penting, terutama di lokasi-lokasi seperti E dan B, di mana ketiga komponen utama secara kumulatif menjelaskan lebih dari 85% total variansi data. Sebagai contoh, di lokasi E, PC1 menjelaskan 48%, PC2 sebesar 21,7%, dan PC3 sebesar 15,4% — yang secara bersama-sama memberikan gambaran utuh mengenai dinamika kualitas air. Pada lokasi ini, BOD menjadi parameter dominan pada PC2, dan TSS pada PC3, yang menunjukkan bahwa proses dekomposisi organik dan sedimentasi sangat berpengaruh terhadap variasi data.

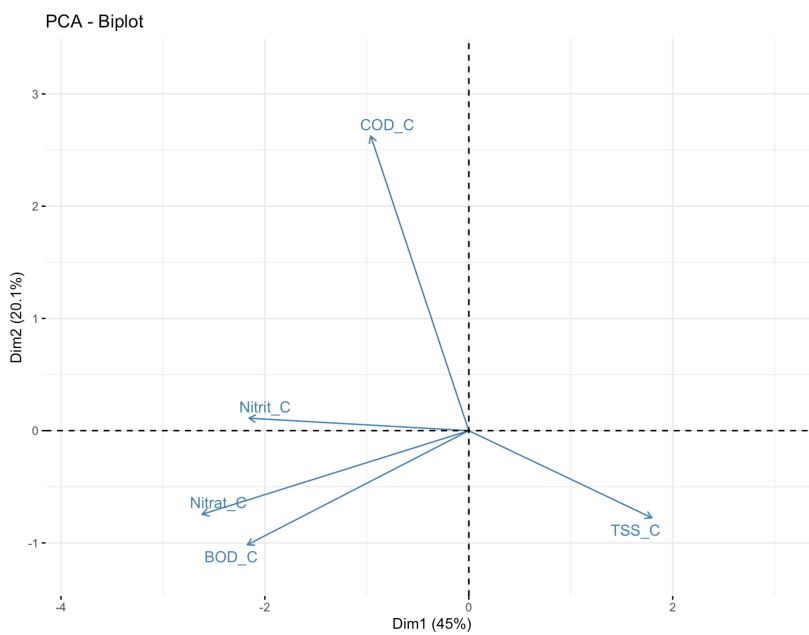
Dengan demikian, interpretasi parameter dominan tidak hanya terfokus pada PC1, tetapi juga mempertimbangkan PC2 dan PC3, terutama apabila kontribusinya terhadap total variansi melebihi 15% dan memuat parameter yang relevan secara ekologis. Visualisasi biplot untuk masing-masing titik (Gambar 4.9 hingga Gambar 4.13) membantu memperjelas distribusi sampel serta arah dominasi parameter utama pada tiap lokasi pemantauan.



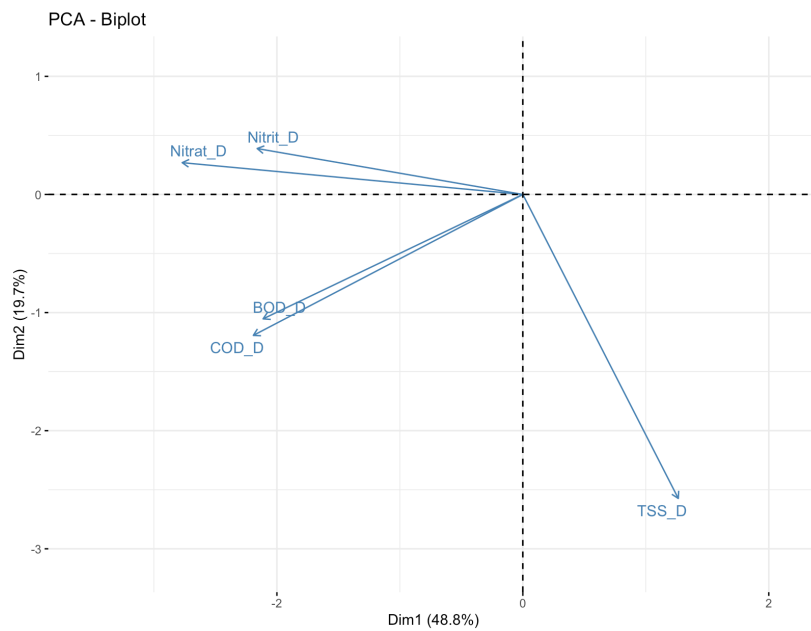
Gambar 4.10 Biplot Titik A



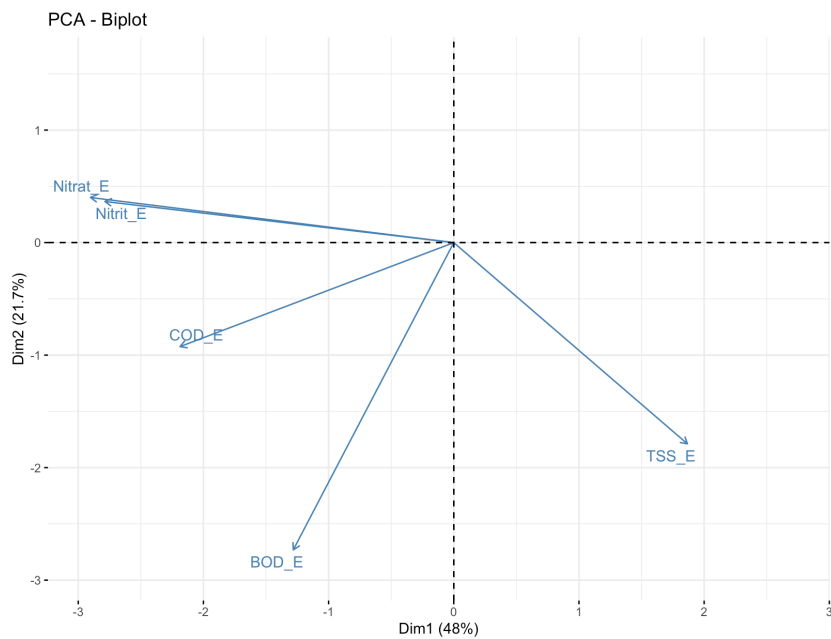
Gambar 4.11 Biplot Titik B



Gambar 4.12 Biplot Titik C



Gambar 4.13 Biplot Titik D



Gambar 4.14 Biplot Titik E

Hasil analisis PCA gabungan menunjukkan bahwa tiga komponen utama pertama (PC1, PC2, dan PC3) secara kumulatif menjelaskan sekitar 79,9% dari total variasi dalam data kualitas air Sungai Code. PC1 menggambarkan dimensi utama pencemaran air, dengan kontribusi besar dari

parameter seperti Nitrat, Nitrit, COD, dan BOD, sedangkan PC2 didominasi oleh TSS, yang merefleksikan aspek padatan tersuspensi. PC3 juga menunjukkan kontribusi penting dari TSS dan Nitrit, memberikan dimensi tambahan dalam pemahaman struktur data.

Analisis PCA per titik lokasi memperkuat hasil tersebut, dengan Nitrat secara konsisten muncul sebagai parameter dominan pada PC1 di hampir semua titik (lokasi B, C, D, dan E), menunjukkan perannya yang signifikan dalam menjelaskan pencemaran anorganik secara luas. Sementara itu, TSS mendominasi PC2 atau PC3 di hampir semua titik (A, B, C, D, dan E), menjadikannya parameter penting dalam menjelaskan variasi lokal terkait kekeruhan dan padatan tersuspensi.

Dengan mempertimbangkan dominasi nilai loading, cakupan lokasi, serta relevansi ekologisnya, maka Nitrat dan TSS dipilih untuk dianalisis lebih lanjut dalam tahap korelasi dan pemodelan regresi linier. Nitrat dipilih karena konsistensinya dan kekuatan kontribusinya dalam dimensi pencemaran nutrisi, sedangkan TSS dipilih karena dominasi pada komponen yang menggambarkan kondisi fisik air dan perannya dalam memperburuk kualitas perairan melalui sedimentasi dan kekeruhan.

4.3 Pemodelan Regresi Linear Prediksi Kualitas Air di Hilir

Analisis regresi linear tunggal digunakan untuk menilai hubungan spasial antar titik pemantauan terhadap dua parameter utama kualitas air Sungai Code, yaitu TSS dan Nitrat. Model dibangun dengan memprediksi nilai pada suatu titik berdasarkan titik lainnya, khususnya dari hulu ke hilir.

Data penelitian mencakup periode 2020–2024. Pada tahun 2020 jumlah data masih terbatas, hanya 1 data per titik, sedangkan mulai 2021 hingga 2024 jumlahnya meningkat menjadi 6 data per tahun. Secara keseluruhan, tersedia 25 data untuk setiap titik selama lima tahun pengamatan.

Evaluasi model dilakukan menggunakan koefisien determinasi (R^2) untuk melihat kekuatan hubungan, RMSE untuk menilai tingkat kesalahan, serta scatter plot untuk membandingkan prediksi dengan observasi.

Pendekatan ini memberikan gambaran keterkaitan spasial antar titik dan distribusi kualitas air Sungai Code.

Tabel 4.6 Data untuk *Regresi Linear*

Parameter	Tahun	Titik A	Titik B	Titik C	Titik D	Titik E
TSS, Nitrat	2020	1	1	1	1	1
	2021	6	6	6	6	6
	2022	6	6	6	6	6
	2023	6	6	6	6	6
	2024	6	6	6	6	6
	Total	25	25	25	25	25

- Parameter Nitrat

Analisis regresi linier dilakukan untuk mengetahui hubungan antar titik pengamatan parameter Nitrat (NO₃) pada Sungai Code. Hasil model regresi menunjukkan bahwa terdapat hubungan yang sangat kuat antar titik, ditunjukkan oleh nilai koefisien korelasi (R) yang berkisaran antara 0,980 hingga 0,997. Hal ini mengindikasikan bahwa variasi konsentrasi Nitrat di suatu titik pengamatan dapat diprediksi dengan baik menggunakan data dari titik lain yang berada di lokasi berbeda sepanjang aliran sungai.

Pada prediksi Nitrat_B dari Nitrat_A, diperoleh persamaan regresi:

$$\text{Nitrat}_B = -0,1914 + 1,1823 \times \text{Nitrat}_A$$

Dengan nilai R=0,991, R²=0,982 dan RMSE= 0,471. Hasil ini menunjukkan bahwa 98,2% variasi Nitrat di titik B dapat dijelaskan oleh Nitrat di titik A, sementara erro prediksi relatif kecil. Kondisi serupa juga terlihat pada prediksi Nitrat_C dari Nitrat_A (R=0,985;R²=0,970), serta Nitrat_C dari Nitrat_B (R=0,997; R²=0,995;RMSE=0,278). Nilai RMSE yang rendah pada model Nitrat C dan B memperlihatkan bahwa titik B merupakan predictor terbaik untuk memodelkan konsentrasi Nitrat di titik C.

Selanjutnya, pada prediksi di titik D, model regresi dengan predictor A, B, maupun C semuanya menunjukkan hubungan yang sangat kuat. Persamaan terbaik diperoleh Ketika Nitrat_D diprediksi dari Nitrat_C dengan nilai R=0,991,R²=0,982, dan RMSE = 0,544. Hal ini menunjukkan bahwa aliran

konsentrasi Nitrat dari titik C ke titik D bersifat konsisten dan dapat dijelaskan dengan baik oleh model regresi linier sederhana.

Untuk titik terakhir, yaitu E, hasil analisis regresi memperlihatkan pola serua. Prediksi Nitrat_E menggunakan data dari titik A,B,C, maupun D menunjukkan hasil yang sangat baik, dengan nilai R di atas 0,98 dan R² di atas 0,96. Persamaan terbaik terdapat pada model dengan predictor Nitrat_D, yaitu:

$$\text{Nitrat_E} = -0,0079 + 0,9657 \times \text{Nitrat_D}$$

Dengan nilai R = 0,995, R² = 0,991, dan RMSE = 0,359. Nilai R² yang sangat tinggi menunjukkan bahwa hampir seluruh variasi konsentrasi Nitrat di titik E dapat dijelaskan oleh data dari titik D, dengan tingkat error yang sangat kecil.

Secara keseluruhan, hasil regresi linier parameter Nitrat menunjukkan konsistensi yang tinggi antar titik pengamatan sepanjang Sungai Code. Nilai R yang sangat tinggi (>0,98) dan R² di atas 0,96 pada hampir semua model menunjukkan bahwa konsentrasi Nitrat antar titik memiliki keterkaitan yang kuat. Hal ini mengindikasikan adanya pola transportasi Nitrat yang relatif homogen di sepanjang aliran sungai. Titik pengamatan yang terletak lebih dekat secara spasial, seperti pasangan B-C, C-D, dan D-E, cenderung menghasilkan model prediksi dengan nilai RMSE lebih kecil dibandingkan pasangan titik yang lebih jauh. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa sebaran Nitrat di Sungai Code cukup seragam dan dapat diprediksi secara akurat menggunakan model regresi linier antar titik pengamatan.

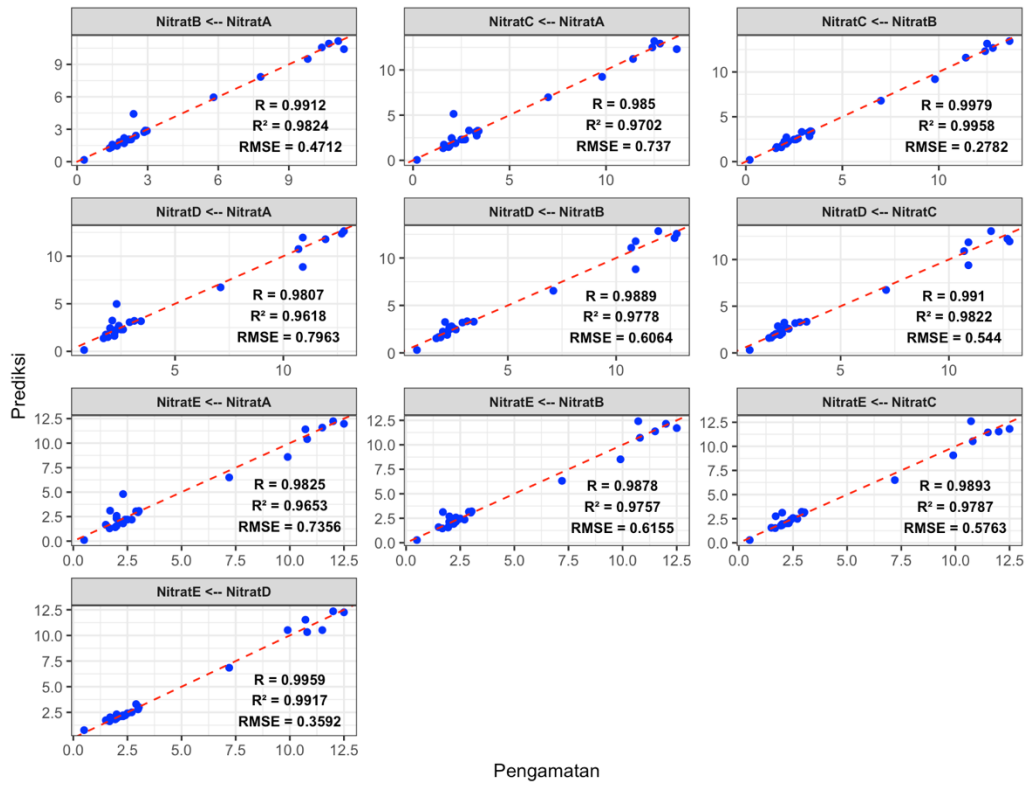
Hasil-hasil regresi yang kuat ini secara visual divalidasi oleh kedua grafik. Grafik pertama, "Perbandingan Pengamatan vs Prediksi Nitrat", menunjukkan bahwa garis data pengamatan dan garis prediksi saling berhimpitan dan menunjukkan pola yang sangat mirip dari waktu ke waktu. Kesamaan pola ini memperkuat temuan bahwa model regresi yang digunakan mampu mereplikasi dinamika konsentrasi Nitrat secara akurat.

Grafik kedua, yang merupakan scatterplot antara data pengamatan dan prediksi, memberikan konfirmasi visual tambahan. Sebaran titik-titik data

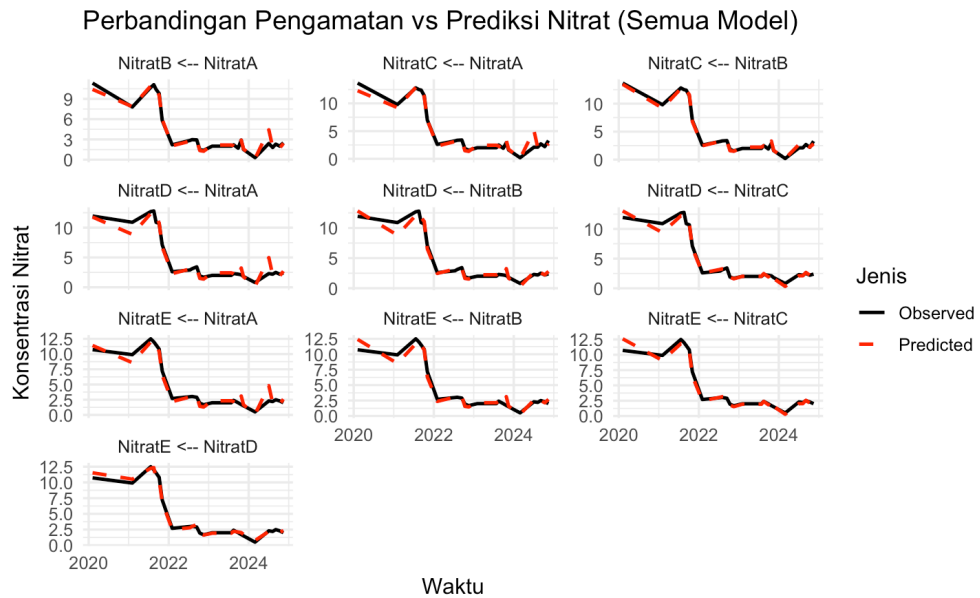
terlihat sangat rapat dan menempel pada garis regresi, menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang sangat baik. Kerapatan titik ini sebanding dengan nilai R^2 yang tinggi, sementara jarak antar titik dengan garis regresi secara visual menggambarkan nilai RMSE yang rendah. Grafik ini secara visual memperkuat temuan bahwa titik-titik yang secara spasial lebih berdekatan memiliki error prediksi yang lebih kecil, yang terlihat dari sebaran titik yang semakin rapat.

Tabel 4.7 Persamaan Regresi Parameter Nitrat

Prediksi (Y)	Prediktor (X)	Persamaan Regresi	R	R^2	RMSE
B	A	$\text{Nitrat_B} = -0,1914 + 1,1823 \times \text{Nitrat_A}$	0,991	0,982	0,471
C	A	$\text{Nitrat_C} = -0,3768 + 1,4137 \times \text{Nitrat_A}$	0,985	0,970	0,737
	B	$\text{Nitrat_C} = -0,1684 + 1,2007 \times \text{Nitrat_B}$	0,997	0,995	0,278
D	A	$\text{Nitrat_D} = -0,2566 + 1,3424 \times \text{Nitrat_A}$	0,980	0,961	0,796
	B	$\text{Nitrat_D} = -0,0363 + 1,1348 \times \text{Nitrat_B}$	0,988	0,977	0,606
	C	$\text{Nitrat_D} = 0,1224 + 0,9452 \times \text{Nitrat_C}$	0,991	0,982	0,544
E	A	$\text{Nitrat_E} = -0,2844 + 1,3042 \times \text{Nitrat_A}$	0,982	0,965	0,735
	B	$\text{Nitrat_E} = -0,057 + 1,0992 \times \text{Nitrat_B}$	0,987	0,975	0,615
	C	$\text{Nitrat_E} = 0,0998 + 0,915 \times \text{Nitrat_C}$	0,989	0,978	0,576
	D	$\text{Nitrat_E} = -0,0079 + 0,9657 \times \text{Nitrat_D}$	0,995	0,991	0,359



Gambar 4.15 Scatterplot Pengamatan vs Prediksi Nitrat



Gambar 4.16 Perbandingan Pengamatan vs Prediksi Nitrat

- Parameter TSS

Analisis regresi linier sederhana untuk parameter TSS (Total Suspended Solid) menunjukkan adanya variasi kekuatan hubungan antar titik pengamatan. Secara umum, nilai R dan R^2 yang diperoleh lebih rendah dibandingkan dengan parameter nitrat, sehingga kemampuan model dalam memprediksi TSS relatif terbatas. Hal ini menunjukkan bahwa distribusi TSS di Sungai Code lebih dipengaruhi oleh variasi lokal yang tinggi, misalnya akibat aktivitas domestik, konstruksi, atau erosi, sehingga pola keterkaitan antar titik tidak sekuat pada parameter kimia terlarut.

Titik B terhadap A menghasilkan persamaan regresi $TSS_B = 6,4828 + 0,5243 \times TSS_A$ dengan nilai $R = 0,626$ dan $R^2 = 0,392$. Artinya, hanya sekitar 39,2% variasi TSS di titik B dapat dijelaskan oleh kondisi di titik A. Nilai RMSE yang cukup tinggi (11,423) mengindikasikan prediksi yang kurang akurat.

Titik C terhadap A menunjukkan hasil yang serupa ($R = 0,634$; $R^2 = 0,403$; $RMSE = 8,733$), sehingga hubungan TSS di C terhadap A masih relatif lemah. Namun, jika dibandingkan dengan titik B sebagai prediktor, persamaan $TSS_C = 2,8794 + 0,6927 \times TSS_B$ memberikan hasil yang jauh lebih baik dengan $R = 0,897$ dan $R^2 = 0,806$. Artinya, sekitar 80,6% variasi TSS di titik C dapat diprediksi dari titik B, dengan RMSE yang lebih kecil (4,975). Hal ini mengindikasikan adanya kedekatan dinamika TSS antara titik B dan C.

Titik D terhadap A, B, dan C memperlihatkan hasil yang bervariasi. Hubungan dengan titik A sangat lemah ($R = 0,317$; $R^2 = 0,1008$; $RMSE = 12,479$), menunjukkan prediksi hampir tidak dapat diandalkan. Dengan titik B sebagai prediktor, hasilnya lebih baik ($R = 0,769$; $R^2 = 0,591$; $RMSE = 8,411$). Sedangkan dari titik C, hasilnya menurun kembali ($R = 0,615$; $R^2 = 0,379$; $RMSE = 10,369$). Hal ini menunjukkan bahwa TSS di titik D lebih dipengaruhi oleh kondisi di titik B dibandingkan dengan titik A maupun C.

Titik E terhadap A, B, C, dan D juga memperlihatkan pola yang tidak terlalu kuat. Hubungan terbaik terlihat ketika titik B digunakan sebagai

prediktor dengan persamaan $TSS_E = 3,2397 + 0,7301 \times TSS_B$ ($R = 0,765$; $R^2 = 0,585$; $RMSE = 9,003$). Sementara hubungan dengan titik A ($R^2 = 0,356$), titik C ($R^2 = 0,459$), dan titik D ($R^2 = 0,279$) lebih lemah, serta nilai RMSE yang relatif besar menunjukkan keterbatasan model dalam memberikan prediksi yang akurat.

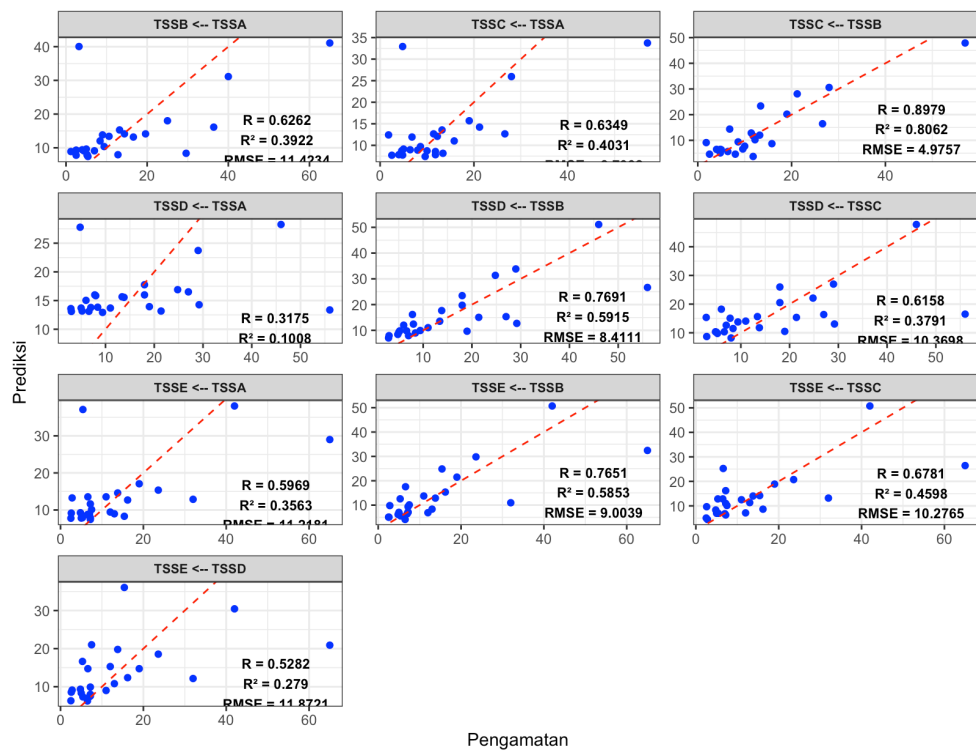
Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa parameter TSS memiliki keterkaitan antar titik yang lemah hingga sedang, berbeda dengan parameter nitrat yang menunjukkan hubungan sangat kuat. Hal ini dapat dijelaskan karena TSS sangat dipengaruhi oleh faktor fisik setempat, seperti erosi, masuknya material padat dari drainase permukiman, serta gangguan aktivitas manusia yang tidak merata di sepanjang aliran sungai. Dengan demikian, pemodelan regresi linier untuk TSS tidak memberikan performa prediksi yang sebaik parameter kimia terlarut, dan hasil ini perlu diperhatikan dalam pengelolaan kualitas air, khususnya terkait sedimentasi dan beban padatan tersuspensi.

Keterbatasan model regresi untuk TSS ini terlihat jelas dari kedua grafik. Pada grafik perbandingan Pengamatan vs. Prediksi garis prediksi (merah) sering kali tidak berhimpitan dengan garis pengamatan (hitam), terutama saat terjadi lonjakan konsentrasi. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak mampu menangkap puncak-puncak konsentrasi TSS dengan akurat, yang kemungkinan besar dipicu oleh peristiwa lokal.

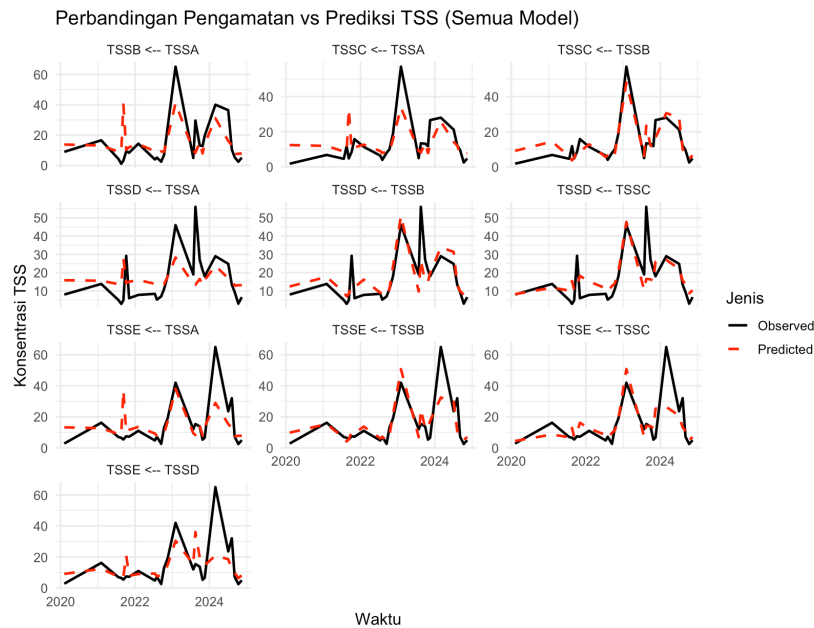
Grafik scatterplot juga memberikan konfirmasi visual yang kuat. Tidak seperti grafik nitrat yang menunjukkan titik-titik rapat di sekitar garis regresi, pada grafik TSS titik-titik data terlihat menyebar jauh dari garis regresi. Sebaran yang acak ini secara langsung merefleksikan nilai R^2 yang rendah dan RMSE yang tinggi, membuktikan bahwa hubungan antar titik tidak kuat. Satu-satunya pengecualian adalah grafik "TSSC<-TSSB", di mana titik-titik data terlihat lebih rapat, sejalan dengan nilai R^2 yang lebih tinggi pada model tersebut. Ini memperkuat temuan bahwa titik B merupakan prediktor terbaik untuk TSS di titik C.

Tabel 4.8 Persamaan Regresi Parameter TSS

Prediksi (Y)	Prediktor (X)	Persamaan Regresi	R	R ²	RMSE
B	A	$TSS_B = 6.4828 + 0.5243 \times TSS_A$	0,626	0,392	11,423
C	A	$TSS_C = 6.6778 + 0.4101 \times TSS_A$	0.634	0.403	8.733
	B	$TSS_C = 2.8794 + 0.6927 \times TSS_B$	0.897	0.806	4.975
D	A	$TSS_D = 12.5033 + 0.2387 \times TSS_A$	0.317	0.1008	12.479
	B	$TSS_D = 6.2019 + 0.6908 \times TSS_B$	0.769	0.591	8.411
	C	$TSS_D = 6.9002 + 0.7169 \times TSS_C$	0.615	0.379	10.369
E	A	$TSS_E = 6.5833 + 0.4769 \times TSS_A$	0.596	0.356	11.218
	B	$TSS_E = 3.2397 + 0.7301 \times TSS_B$	0.765	0.585	9.003
	C	$TSS_E = 2.9447 + 0.8388 \times TSS_C$	0.678	0.459	10.276
	D	$TSS_E = 4.629 + 0.5612 \times TSS_D$	0.528	0.279	11.872



Gambar 4.17 Scatterplot Pengamatan vs Prediksi TSS



Gambar 4.18 Perbandingan Pengamatan vs Prediksi TSS

Jika dibandingkan antara parameter TSS dan Nitrat, terlihat adanya perbedaan yang cukup jelas dalam kekuatan hubungan antar titik pengamatan. Pada Nitrat, hasil regresi menunjukkan nilai R dan R² yang relatif tinggi, umumnya di atas 0,8 dengan RMSE yang rendah. Hal ini menandakan bahwa variasi konsentrasi nitrat antar titik di Sungai Code memiliki keterkaitan yang kuat dan konsisten, sehingga dapat diprediksi dengan baik melalui model regresi linier. Kuatnya hubungan ini dapat dijelaskan karena nitrat merupakan parameter kimia terlarut yang lebih homogen distribusinya di sepanjang aliran sungai, serta lebih stabil terhadap pengaruh lokal.

Sebaliknya, pada TSS, hasil regresi menunjukkan nilai R dan R² yang lebih rendah (umumnya 0,3–0,7) dengan nilai RMSE yang relatif tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa variasi TSS antar titik lebih sulit diprediksi, karena hanya sebagian kecil variasinya dapat dijelaskan oleh titik lain. Kondisi ini sesuai dengan sifat TSS sebagai parameter fisik yang sangat dipengaruhi oleh faktor-faktor lokal, seperti erosi tanah, limpasan permukaan, aktivitas konstruksi, serta buangan padatan dari permukiman. Akibatnya, pola TSS antar titik lebih fluktuatif dan tidak sehomogen nitrat.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model regresi linier lebih efektif digunakan untuk memprediksi parameter kimia terlarut seperti Nitrat dibandingkan parameter fisik seperti TSS. Perbedaan ini menunjukkan pentingnya mempertimbangkan karakteristik parameter kualitas air dalam pemilihan metode analisis maupun strategi pengelolaan kualitas air sungai.

- Validasi Model Regresi Linear

Validasi dilakukan dengan membandingkan hasil pengukuran lapangan untuk parameter TSS (*Total Suspended Solids*) dan Nitrat dengan nilai prediksi dari model regresi linier yang telah dibangun. Data ini berasal dari pengamatan lapangan yang dikumpulkan oleh Teknik Lingkungan UII pada tiga titik lokasi (A, C, dan D) dalam empat periode waktu berbeda. Hasil pengukuran menunjukkan variasi yang cukup besar antar lokasi dan waktu. Sebagai contoh, pada tanggal 07/01/24, nilai TSS di lokasi D meningkat tajam hingga mencapai 284,0, sementara di titik lain cenderung stabil. Pola serupa terlihat pada parameter Nitrat, di mana konsentrasinya mengalami penurunan bertahap dari Januari hingga Mei. Fluktuasi yang signifikan ini menegaskan bahwa model regresi harus mampu menggambarkan dinamika perubahan tersebut, sekaligus mempertimbangkan faktor-faktor yang memengaruhi, seperti musim, aktivitas manusia, atau kondisi lingkungan tertentu. Dengan demikian, proses validasi model memerlukan peninjauan menyeluruh terhadap kemampuan model dalam memprediksi variasi ekstrem maupun tren jangka panjang.

Tabel 4.9 Data Lapangan untuk Validasi *Regresi Linear*

Tanggal pengambilan sampel	Parameter	Titik	Data
02/01/24	TSS	A	14,7
		C	16,0
		D	16,0
07/01/24		A	20,0
		C	24,0
		D	284,0
07/05/24		A	28,0
		C	18,7

		D	22,7
12/05/24		A	143,3
		C	136,0
		D	96,7
02/01/24		A	15,2
		C	10,4
		D	13,1
07/01/24	Nitrat	A	12,2
		C	8,6
		D	8,6
07/05/24		A	1,7
		C	1,2
		D	1,3
12/05/24		A	0,8
		C	1,9
		D	1,8

Tabel 4.10 Validasi Perbandingan Pengamatan vs Prediksi Nitrat

Tanggal	Prediktor	Prediksi	Model	Ypred	Ydata	Error	RMSE
02/01/24	Nitrat A	Nitrat C	$\text{Nitrat}_C = -0,3768 + 1,4137 \cdot \text{Nitrat}_A$	21,11	10,40	10,71	6,79
07/01/24	Nitrat A	Nitrat C	$\text{Nitrat}_C = -0,3768 + 1,4137 \cdot \text{Nitrat}_A$	16,87	8,60	8,27	6,79
07/05/24	Nitrat A	Nitrat C	$\text{Nitrat}_C = -0,3768 + 1,4137 \cdot \text{Nitrat}_A$	1,96	1,20	0,76	6,79
12/05/24	Nitrat A	Nitrat C	$\text{Nitrat}_C = -0,3768 + 1,4137 \cdot \text{Nitrat}_A$	0,78	1,89	-1,10	6,79
02/01/24	Nitrat A	Nitrat D	$\text{Nitrat}_D = -0,2566 + 1,3424 \cdot \text{Nitrat}_A$	20,14	13,1	7,04	5,18
07/01/24	Nitrat A	Nitrat D	$\text{Nitrat}_D = -0,2566 + 1,3424 \cdot \text{Nitrat}_A$	16,12	8,6	7,52	5,18
07/05/24	Nitrat A	Nitrat D	$\text{Nitrat}_D = -0,2566 + 1,3424 \cdot \text{Nitrat}_A$	1,97	1,3	0,67	5,18
12/05/24	Nitrat A	Nitrat D	$\text{Nitrat}_D = -0,2566 + 1,3424 \cdot \text{Nitrat}_A$	0,84	1,84	-0,99	5,18
02/01/24	Nitrat C	Nitrat D	$\text{Nitrat}_D = 0,1224 + 0,9452 \cdot \text{Nitrat}_C$	9,95	13,1	-3,14	1,58
07/01/24	Nitrat C	Nitrat D	$\text{Nitrat}_D = 0,1224 + 0,9452 \cdot \text{Nitrat}_C$	8,25	8,6	-0,34	1,58
07/05/24	Nitrat C	Nitrat D	$\text{Nitrat}_D = 0,1224 + 0,9452 \cdot \text{Nitrat}_C$	1,25	1,3	-0,04	1,58

12/05/24	Nitrat C	Nitrat D	Nitrat_D = 0,1224 + 0,9452 *Nitrat_C	1,90	1,84	0,06	1,58
----------	----------	----------	--------------------------------------	------	------	------	------

Berdasarkan hasil regresi linier untuk parameter Nitrat, terlihat bahwa ketelitian prediksi antar titik pengamatan berbeda-beda. Model prediksi Nitrat di titik C dari titik A menunjukkan selisih yang cukup besar dengan RMSE 6,79, sehingga meskipun pola umumnya dapat ditangkap, perbedaan antara hasil prediksi dan data lapangan masih terlihat jelas. Sebaliknya, prediksi Nitrat di titik D dari titik A lebih baik dengan RMSE 5,18, meski masih terdapat penyimpangan pada beberapa waktu pengamatan. Model yang paling akurat ditunjukkan oleh hubungan Nitrat_C terhadap Nitrat_D, dengan RMSE hanya 1,58 yang menandakan hasil prediksi sangat mendekati nilai sebenarnya. Dengan demikian, model terbaik untuk parameter Nitrat adalah Nitrat_C → Nitrat_D, sementara model Nitrat_A → Nitrat_C masih kurang baik karena selisih prediksinya relatif besar.

Tabel 4.11 Validasi Perbandingan Pengamatan vs Prediksi TSS

Tanggal	Prediktor	Prediksi	Model	Ypred	Ydata	Error	RMSE
02/01/24	TSS_A	TSS_C	$TSS_C = 6,6778 + 0,4101 * TSS_A$	12,70	16,00	-3,29	35,61
07/01/24	TSS_A	TSS_C	$TSS_C = 6,6778 + 0,4101 * TSS_A$	14,87	24,00	-9,12	35,61
07/05/24	TSS_A	TSS_C	$TSS_C = 6,6778 + 0,4101 * TSS_A$	18,16	18,70	-0,53	35,61
12/05/24	TSS_A	TSS_C	$TSS_C = 6,6778 + 0,4101 * TSS_A$	65,44	136,00	-70,55	35,61
02/01/24	TSS_A	TSS_D	$TSS_D = 12,5033 + 0,2387 * TSS_A$	16,01	16,00	0,01	135,69
07/01/24	TSS_A	TSS_D	$TSS_D = 12,5033 + 0,2387 * TSS_A$	17,27	284,00	-266,72	135,69
07/05/24	TSS_A	TSS_D	$TSS_D = 12,5033 + 0,2387 * TSS_A$	19,18	22,70	-3,51	135,69
12/05/24	TSS_A	TSS_D	$TSS_D = 12,5033 + 0,2387 * TSS_A$	46,70	96,70	-49,99	135,69
02/01/24	TSS_C	TSS_D	$TSS_D = 6,9002 + 0,7169 * TSS_C$	18,37	16,00	2,37	130,01
07/01/24	TSS_C	TSS_D	$TSS_D = 6,9002 + 0,7169 * TSS_C$	24,105	284,00	-259,8	130,01

07/05/ 24	TSS_ C	TSS_ D	$TSS_D = 6,9002 + 0,7169$ $*TSS_C$	20,3 06	22,7	- 2,39	130, 01
12/05/ 24	TSS_ C	TSS_ D	$TSS_D = 6,9002 + 0,7169$ $*TSS_C$	104, 39	96,7	7,69	130, 01

Hasil pemodelan regresi linier untuk parameter TSS menunjukkan variasi tingkat ketelitian antar hubungan titik pengamatan. Model prediksi TSS_C dari TSS_A menghasilkan RMSE sebesar 35,61, dengan selisih yang cukup besar terutama pada pengamatan 12/05/24, sehingga akurasi model masih terbatas meskipun pada beberapa waktu lain nilainya cukup mendekati. Prediksi TSS_D dari TSS_A memiliki RMSE tertinggi, yaitu 135,69, yang menunjukkan perbedaan sangat besar antara hasil prediksi dan data lapangan, terutama pada 07/01/24 dengan nilai prediksi jauh lebih rendah dibanding pengamatan. Sementara itu, model TSS_D dari TSS_C memberikan hasil yang relatif lebih baik dengan RMSE 130,01, meskipun masih terdapat perbedaan cukup besar pada beberapa titik. Secara keseluruhan, model regresi untuk parameter TSS belum menunjukkan ketepatan prediksi yang tinggi, dengan tingkat kesalahan relatif besar terutama pada titik D.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Principal Component Analysis PCA berhasil mereduksi dimensi data dan mengidentifikasi tiga komponen utama yang mampu menjelaskan lebih dari 70% variansi total data kualitas air. Komponen pertama (PC1) menggambarkan dimensi pencemaran dengan kontribusi dominan dari parameter Nitrat, BOD, COD, dan TSS, sementara Komponen kedua (PC2) menggambarkan variasi yang ditunjukkan oleh parameter Nitrat dan BOD di beberapa titik. Parameter Nitrat teridentifikasi sebagai parameter utama kualitas air Sungai Code, karena secara konsisten muncul sebagai komponen dominan di semua titik pemantauan (A-E).

Model regresi linier sederhana antara titik hulu dan hilir untuk parameter Nitrat menunjukkan akurasi prediksi yang sangat tinggi, dengan nilai R-squared diatas 0.98 dan nilai RMSE yang rendah. Hal ini menunjukkan bahwa kualitas air di hilir Sungai Code dapat diprediksi dengan baik berdasarkan data dari titik-titik di hulunya. Sebaliknya, model regresi untuk parameter TSS menunjukkan akurasi yang lebih bervariasi, dengan beberapa model berkinerja tinggi ($R^2 > 0.80$), tetapi sebagian besar hanya menunjukkan hubungan spasial sedang hingga lemah.

Kombinasi antara PCA dan regresi linier terbukti menjadi pendekatan yang efektif dan efisien dalam menyederhanakan kompleksitas data kualitas air serta membangun model prediktif untuk mendukung pengelolaan kualitas air sungai secara spasial.

5.2 Saran

Penelitian selanjutnya disarankan agar:

1. Analisis dilakukan pada periode waktu yang lebih panjang atau dengan *frekuensi* data yang lebih tinggi (misalnya bulanan penuh) agar pola temporal pencemaran dapat terlihat dengan lebih detail dan akurat.
2. Sebaiknya parameter tambahan seperti pH, suhu, fosfat, E. coli, atau logam berat juga dipertimbangkan dalam analisis, guna memperoleh gambaran kualitas air yang lebih menyeluruh dan menyesuaikan dengan standar pemantauan nasional atau internasional.
3. Pengembangan model regresi dapat diperluas ke dalam regresi berganda atau model non-linear untuk meningkatkan ketepatan prediksi dan menangkap interaksi yang lebih kompleks antar parameter.
4. menambah jumlah data dan memperpanjang periode pengamatan, agar model regresi yang dibangun lebih stabil, tingkat kesalahan dapat diminimalkan, serta hasil prediksi menjadi lebih akurat dan konsisten.

DAFTAR PUSTAKA

- Altamis, M. I., Oktari, I., & Harahap, S. K. (2023). Upaya penegakan hukum terhadap pencemaran air sungai di Taman Mercy Deli Tua. *Journal of Social Science Research*, 3(4), 2734–2746. <https://j-innovative.org/index.php/Innovative/article/view/3785>
- Altman, D. G., & Bland, J. M. (2015). *Statistical methods in medical research* (4th ed.). Wiley-Blackwell. <https://www.wiley.com/en-us/Statistical+Methods+in+Medical+Research%2C+4th+Edition-p-9780470025192>
- Andika, B., Wahyuningsih, P., & Fajri, R. (2020). Penentuan nilai BOD dan COD sebagai parameter air dan baku mutu air limbah di Pusat Penelitian Kelapa Sawit (PPKS) Medan. *Jurnal Kimia Sains dan Terapan*, 2(1), 14-22. <https://ejournalunsam.id/index.php/JQ>
- Anggraini, N., Simarta, A. H., & Sitohang, C. (2015). Dissolved oxygen concentration from the water around the floating cage fish culture area and from no cage, in the dam site of the Koto Panjang Reservoir. *Jurnal Online Mahasiswa Fakultas Perikanan dan Ilmu Kelautan*. <https://jom.unri.ac.id/index.php/JOMFAPERIKA/article/view/4704>
- Azizah, N., Hadiyanto, H., & Budi, S. (2019). Analisis Kualitas air menggunakan pendekatan indeks pencemaran di Sungai Code, Yogyakarta. *Journal of Civil Engineering Forum*, 5(1), 1-12. <https://doi.org/10.22146/jcef.26642>
- Brontowiyono, W., Kasam, Ribut, L., & Ike, A. (2013). Strategi penurunan pencemaran limbah domestic di Sungai Code DIY. *Jurnal Pengelolaan Sumberdaya Alam dan Lingkungan*, 5(1), 36-47. <https://media.neliti.com/media/publications/129705-ID-strategi-penurunan-pencemaran-limbah-dom.pdf>
- Budhiawan, A., Susanti, A., & Hazizah, S. (2022). Analisis dampak pencemaran lingkungan terhadap faktor sosial dan ekonomi pada

- wilayah pesisir di Desa Bagan Kuala Kecamatan Tanjung Beringin Kabupaten Serdang Bedagai. *Jurnal Pendidikan Tambusai*, 6(1), 240–249. <https://garuda.kemdikbud.go.id/documents/detail/2462084>
- Budianto, A., & Santosa, P. I. (2019). Pemanfaatan software R dalam analisis data statistik di Indonesia. *Jurnal Statistika dan Komputasi*, 14(2), 67–81. <https://www.wiley.com/en-us/Statistical+Methods+in+Medical+Research%2C+4th+Edition-p-9781119962314>
- Cattell, R. B. (1966). The scree test for the number of factors. *Multivariate Behavioral Research*, 1(2), 245–276. https://doi.org/10.1207/s15327906mbr0102_10
- Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*, 7(3), 1247–1250. <https://doi.org/10.5194/gmd-7-1247-2014>
- Farrar, D. E., & Glauber, R. R. (1967). Multicollinearity in regression analysis: The problem revisited. *The Review of Economics and Statistics*, 49(1), 92–107. <https://doi.org/10.2307/1937887>
- Fathrizky, F. S. (2022). *Tinjauan Kualitas air Sungai Code Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta pada penggal Jembatan Wreksodiningrat hingga Jembatan Sayyidan* (Universitas Maarif Nahdlatul Ulama Kebumen). <https://jurnal.umnu.ac.id/index.php/teksling/article/view/540>
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic econometrics* (5th ed.). McGraw-Hill. <https://archive.org/details/basic econometric0004guja>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2014). *Multivariate data analysis* (7th ed.). Pearson Education. https://books.google.co.id/books/about/Multivariate_Data_Analysis.html?id=VvXZnQEACAAJ&redir_esc=y
- Hamuna, B., Tanjung, R. H. R., Suwito, S., & Maury, H. K. (2018). Konsentrasi amoniak, nitrat dan fosfat di perairan Distrik Depapre, Kabupaten Jayapura. *EnviroScientiae*, 14(1), 8. <https://doi.org/10.20527/es.v14i1.4887>

- Hasrianti, & Nurasia. (2019). Analisis warna, suhu, pH dan salinitas air sumur bor di Kota Palopo. *Universitas Cokroaminoto Palopo*, 2(1), 747–753.
<https://journal.uncp.ac.id/index.php/proceeding/article/view/520>
- Helena, B., *et al.*,... (2020). Assessment of temporal and spatial variation of coastal water quality and source identification along Macau Peninsula. *Environmental Geochemistry and Health*, 42(1), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s10653-019-00347-0>
- Hidayat, S., & Fauzi, A. (2020). Penerapan R dalam analisis regresi untuk penelitian sosial di Indonesia. *Jurnal Analisis Data*, 12(1), 45–59.
- Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679–688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>
- Jackson, J. E. (1991). *A user's guide to principal components*. Wiley-Interscience. <https://archive.org/details/usersguidetoprin0000jack>
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2002). *Applied multivariate statistical analysis* (5th ed.). Pearson Education. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-031-63833-6>
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied multivariate statistical analysis* (6th ed.). Pearson Prentice Hall. <https://www.webpages.uidaho.edu/~stevel/519/Applied%20Multivariate%20Statistical%20Analysis%20by%20Johnson%20and%20Wichern.pdf>
- Jolliffe, I. T. (2002). *Principal component analysis*. Springer. <https://link.springer.com/book/10.1007/b98835>
- Jolliffe, I. T. (2016). *Principal component analysis* (2nd ed.). Springer. <https://link.springer.com/book/10.1007/b98835>
- Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan. (2017). *Petunjuk Teknik restorasi kualitas air sungai*. <https://ppkl.menlhk.go.id/website/filebox/2>

[70/180530101715Petunjuk%20Teknis%20Restorasi%20Kualitas%20Air%20Sungai.pdf](https://doi.org/10.18053/0101715Petunjuk%20Teknis%20Restorasi%20Kualitas%20Air%20Sungai.pdf)

- Khoiriyah, D. R. A. N. (2021). Analisis daya tampung beban pencemar amonia dan nitrat di Sungai Winongo dengan metode Qual2Kw. <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/35830>
- Kusnadi, E., Utomo, K. P., & Desmaiani, H. (2023). Pola sebaran total nitrogen dan total fosfat akibat aktivitas disekitar Danau Sebedang Sambas. *Jurnal Teknologi Lingkungan Lahan Basah*, 11(1). <https://jurnal.untan.ac.id/index.php/jmtluntan/article/view/57685>
- Kvålseth, T. O. (1985). Cautionary note about R^2 . *The American Statistician*, 39(4), 279–285. <https://doi.org/10.1080/00031305.1985.10475528>
- Listyaningrum, N., Lestari, S. F., Riyanto, I. A., & Cahyadi, A. (2017). Pengelolaan sempadan Sungai Code sebagai upaya pelestarian ekosistem daerah aliran sungai di Kota Yogyakarta dan sekitarnya. https://www.academia.edu/69701751/Pengelolaan_Sempadan_Sungai_Code_Sebagai_Upaya_Pelestarian_Ekosistem_Daerah_Aliran_Sungai_DI_Kota_Yogyakarta_Dan_Sekitarnya
- Liu, C., Pan, C., Chang, Y., & Luo, M. (2021). An integrated autoregressive model for predicting water quality dynamics and its application in Yongding River. *Ecological Indicators*, 133, 108354. <https://doi.org/10.1016/J.ECOLIND.2021.108354>
- Marlina, N., Brontowiyono, W., & Chasna, R. (2020). Analisis Kualitas air dan daya tampung sungai dengan metode Qual2Kw (Studi Kasus: Sungai Code, Yogyakarta). *Serambi Engineering*, 5(4). https://ojs.serambimekkah.ac.id/jse/article/view/2323?utm_source=chatgpt.com
- Mayer, H. B., & Butler, D. R. (1993). A comparison of the root mean square error and the mean absolute error in assessing the accuracy of model predictions. *Environmental Management*, 17(5), 681–687. <https://doi.org/10.1007/BF02369562>

- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction to linear regression analysis* (5th ed.). Wiley.
<https://www.wiley.com/en-us/Introduction+to+Linear+Regression+Analysis%2C+5th+Edition-p-9780470542811>
- Muarif. (2016). Karakteristik suhu perairan di kolam budidaya perikanan.
https://www.researchgate.net/publication/316700256_Karakteristik_Suhu_Perairan_di_Kolam_Budidaya_Perikanan_Characteristics_of_Water_Temperature_in_Aquaculture_Pond
- Mustapha, A. A., & Aris, A. Z. (2017). Application of regression analysis in monitoring and identifying sources of water pollution. *Environmental Monitoring and Assessment*, 189(2), 1–12. <https://doi.org/10.1007/s10661-017-5772-0>
- Nurjanah, P. (2018). Analisis pengaruh curah hujan terhadap kualitas air parameter mikrobiologi dan status mutu air di Sungai Code, Yogyakarta. <https://dspace.uui.ac.id/bitstream/handle/123456789/8183/0841-%20LAPORAN%20TUGAS%20AKHIR.pdf?sequence=2>
- Pemerintah Republik Indonesia. (2011). *Peraturan Pemerintah Republik Indonesia Nomor 82 Tahun 2001 tentang Pengelolaan Kualitas Air dan Pengendalian Pencemaran Air*.
<https://peraturan.bpk.go.id/Details/53103/pp-no-82-tahun-2001>
- Pemerintah Republik Indonesia. (2021). *Peraturan Pemerintah Nomor 22 Tahun 2021 tentang Penyelenggaraan Perlindungan dan Pengelolaan Lingkungan Hidup*.
<https://peraturan.bpk.go.id/Details/161852/pp-no-22-tahun-2021>
- Pingki, T., & Sudarti. (2021). Analisis Kualitas air sungai berdasarkan ketinggian Sungai Bldak dan Sungai Kedungrawis di Kabupaten Blitar. *Budidaya Perairan*, 9(2).
<https://ejournal.unsrat.ac.id/v2/index.php/bdp/article/view/35364>
- Puspitasari, A. (2021). *Analisis Kualitas air menggunakan metode indeks pencemaran dan indeks kualitas air di Sungai Code, Yogyakarta*

- (Universitas Gadjah Mada). https://etd.repository.ugm.ac.id/penelitian/detail/110195?utm_source=chatgpt.com
- Rencher, A. C. (2002). *Methods of multivariate analysis* (2nd ed.). Wiley-Interscience.
[https://math.bme.hu/~csicsman/oktatas/statprog/gyak/SAS/eng/Statistics%20eBook%20-%20Methods%20of%20Multivariate%20Analysis%20-%202nd%20Ed%20Wiley%202002%20-%20\(By%20Laxxuss\).pdf](https://math.bme.hu/~csicsman/oktatas/statprog/gyak/SAS/eng/Statistics%20eBook%20-%20Methods%20of%20Multivariate%20Analysis%20-%202nd%20Ed%20Wiley%202002%20-%20(By%20Laxxuss).pdf)
- Singh, P., Gupta, A. K., & Singh, G. (2009). Integration of PCA and regression techniques for water quality prediction. *Environmental Monitoring and Assessment*, 151(1–4), 419–426. <https://doi.org/10.1007/s10661-008-0294-1>
- Singh, V. P., et al.,... (2009). *Hydrologic systems: Water quality and treatment*. CRC Press.
<https://archive.org/details/hydrologicsystem0000sing>
- Tarigan, L. R. W. B., Muharni, & Verawaty, M. (2019). Uji coliform dan resistensi *Escherichia coli* terhadap beberapa antibiotik pada sampel air Sungai Sekanak di Kota Palembang. *Jurusan Biologi, Fakultas MIPA, Universitas Sriwijaya*.
<https://conference.unsri.ac.id/index.php/semnashas/article/view/1393>
- Thompson, A., Zhang, L., & Lee, J. (2019). A review of the application of linear regression models in environmental research. *Water Research*, 154, 160–172. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2019.01.041>
- Timm, N. H. (2002). *Applied multivariate analysis*. Springer.
<https://link.springer.com/book/10.1007/b98963>
- Universitas Gadjah Mada. (2024). *Sungai Code Yogyakarta tercemar logam berat dan limbah antibiotik*. <https://ugm.ac.id/id/berita/sungai-code-yogyakarta-tercemar-logam-berat-dan-limbah-antibiotik/>
- Varbanov, M., et al.,... (2023). Use of principal component analysis for parameter selection for development of a novel water quality index:

- A case study of river Ganga, India. *Environmental Monitoring and Assessment*, 195(2), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s10661-022-10156-0>
- Varbanov, R., Ivanova, M., & Dimitrova, E. (2023). Principal component analysis and the water quality index—A powerful tool for surface water quality assessment: A case study on Struma River catchment, Bulgaria. *Water*, 15(10), 1961. <https://doi.org/10.3390/w15101961>
- Wold, S., Esbensen, K., & Geladi, P. (1987). Principal component analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2(1–3), 37–52. [https://doi.org/10.1016/0169-7439\(87\)80084-9](https://doi.org/10.1016/0169-7439(87)80084-9)
- Yilmaz, A., & Kurunc, A. (2017). Application of regression models for predicting river water quality parameters. *Environmental Monitoring and Assessment*, 189(2), 1–12. <https://doi.org/10.1007/s10661-017-5772-0>
- Yilmaz, M. T., & Kurunc, A. (2017). Predicting water quality in rivers using statistical models: A case study. *Environmental Monitoring and Assessment*, 189(2), 68. <https://doi.org/10.1007/s10661-017-5797-7>
- Yuliani, L., & Widayatno, T. (2020). Pengaruh variasi waktu tinggal dan kuat arus terhadap penurunan kadar COD, TSS dan BOD limbah cair Industri tahu menggunakan elektrokoagulasi secara kontinyu. *Universitas 'Aisyiyah Yogyakarta*, 48-55.
- Yuliati, E. (2019). Kajian kualitas air Sungai Ngringo Karanganyar dalam upaya pengendalian. <https://eprints.undip.ac.id/31570/>
- Zhang, L., *et al.*,... (2019). Long-term effects of water management practices on river water quality: A case study of the Yellow River, China. *Science of The Total Environment*, 650, 1570–1580. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.09.314>
- Zhang, L., Xu, Y., & Li, Y. (2019). A review on water quality prediction and assessment models: Current trends and future directions. *Science of the Total Environment*, 678, 468–484. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.04.115>
- Kaiser, H.F. (1974). *An index of factorial simplicity*. *Psychometrika* 39(1),31-36. <https://www.cambridge.org/core/journals>

LAMPIRAN

Tabel 1. Data Kualitas Sungai Code 5 Tahun dari 2020-2024

No.	Titik Pantau	Lokasi	Waktu sampling (tgl/bln/thn)	TSS (mg/L)	DO (mg/L)	BOD (mg/L)	COD (mg/L)	NO ₂ (mg/L)	NO ₃ (mg/L)
1	Petinggen	A	08/01/20	4,00	6,09	1,33	34,90	0,14	6,43
2	Gondolayu	B	08/01/20	5,80	5,97	2,72	15,79	0,20	7,88
3	Sayidan	C	08/01/20	2,40	5,17	3,81	18,80	0,51	9,43
4	Wirogunan	D	08/01/20	3,20	4,43	2,85	22,36	0,83	8,45
5	Wirosaban	E	08/01/20	5,20	5,46	3,84	24,06	0,97	7,09
6	Petinggen	A	06/02/20	14,00	6,65	2,71	43,83	0,27	8,97
7	Gondolayu	B	06/02/20	9,00	6,09	4,21	27,72	0,46	11,34
8	Sayidan	C	06/02/20	1,80	4,69	3,16	45,65	1,14	13,67
9	Wirogunan	D	06/02/20	8,00	5,88	4,42	23,75	1,27	11,95
10	Wirosaban	E	06/02/20	2,80	6,83	3,33	28,17	1,27	10,72
11	Petinggen	A	05/03/20	22,00	7,85	1,41	50,75	0,05	2,17
12	Gondolayu	B	05/03/20	19,60	8,05	1,41	44,62	0,05	2,79
13	Sayidan	C	05/03/20	19,20	7,85	2,82	45,20	0,06	2,71
14	Wirogunan	D	05/03/20	16,00	8,26	3,83	45,10	0,06	3,37
15	Wirosaban	E	05/03/20	18,00	7,65	3,02	53,94	0,11	3,59
16	Petinggen	A	14/04/20	5,20	7,85	2,21	41,33	0,03	7,39
17	Gondolayu	B	14/04/20	6,00	7,65	2,01	40,52	0,06	8,34
18	Wirogunan	D	14/04/20	10,80	7,05	3,83	50,64	0,22	10,42
19	Wirosaban	E	14/04/20	1,40	7,25	3,62	53,97	0,30	10,03
20	Petinggen	A	03/06/20	1,00	7,85	2,42	40,12	0,07	12,55
21	Gondolayu	B	03/06/20	2,70	7,25	3,42	41,17	0,10	14,26
22	Wirogunan	D	03/06/20	2,80	6,85	5,23	28,55	0,45	16,62
23	Wirosaban	E	03/06/20	1,80	7,45	4,23	32,82	0,55	15,92
24	Petinggen	A	01/07/20	6,80	7,85	1,61	45,06	0,10	11,30
25	Gondolayu	B	01/07/20	6,80	6,44	1,61	51,98	0,15	13,33

No.	Titik Pantau	Lokasi	Waktu sampling (tgl/bln/thn)	TSS (mg/L)	DO (mg/L)	BOD (mg/L)	COD (mg/L)	NO ₂ (mg/L)	NO ₃ (mg/L)
26	Wirogunan	D	01/07/20	12,20	6,85	1,81	57,88	0,75	15,75
27	Wirosaban	E	01/07/20	9,00	8,46	1,41	41,06	0,72	14,48
28	Petinggen	A	05/08/20	2,00	7,25	3,22	55,41	0,11	9,90
29	Gondolayu	B	05/08/20	3,40	7,05	4,03	57,94	0,18	12,20
30	Wirogunan	D	05/08/20	3,40	7,05	6,04	74,96	0,76	13,60
31	Wirosaban	E	05/08/20	1,60	6,85	2,82	50,75	0,86	12,40
32	Petinggen	A	02/09/20	1,60	7,40	2,20	26,40	0,16	9,20
33	Gondolayu	B	02/09/20	3,40	6,20	3,80	30,10	0,18	11,00
34	Wirogunan	D	02/09/20	6,20	6,20	4,80	28,30	0,72	11,80
35	Wirosaban	E	02/09/20	3,20	6,40	4,00	28,10	0,83	10,80
36	Petinggen	A	01/10/20	7,40	6,80	1,20	64,40	0,16	9,80
37	Gondolayu	B	01/10/20	4,80	6,20	5,40	63,50	0,23	11,60
38	Wirogunan	D	01/10/20	16,80	7,20	4,20	83,30	1,13	12,60
39	Wirosaban	E	01/10/20	2,05	5,00	2,80	49,00	0,24	6,60
40	Petinggen	A	09/11/20	3,60	6,90	2,40	44,70	0,11	5,90
41	Gondolayu	B	09/11/20	7,70	6,60	3,80	48,90	0,13	7,50
42	Wirogunan	D	09/11/20	7,00	6,90	4,80	56,50	0,46	9,30
43	Wirosaban	E	09/11/20	4,10	7,50	5,00	63,80	0,51	9,00
44	Petinggen	A	02/12/20	26,00	7,00	3,60	44,80	0,14	4,20
45	Gondolayu	B	02/12/20	13,60	6,60	3,80	40,60	0,15	6,60
46	Wirogunan	D	02/12/20	11,60	7,40	5,40	49,30	0,57	9,30
47	Wirosaban	E	02/12/20	10,90	7,40	4,20	39,90	0,65	9,50
1	Petinggen	A	13/01/21	45,60	6,60	1,50	8,30	0,13	1,60
2	Gondolayu	B	13/01/21	56,80	6,40	1,20	13,30	0,14	2,10
3	Sayidan	C	13/01/21	42,40	5,80	2,30	7,90	0,14	3,40
4	Tungkak	D	13/01/21	43,00	6,00	3,30	11,10	0,17	4,00
5	Petinggen	A	03/02/21	12,80	5,80	0,40	6,40	0,07	6,80
6	Gondolayu	B	03/02/21	16,60	5,30	0,60	6,10	0,08	7,80
7	Sayidan	C	03/02/21	6,80	4,90	1,90	4,90	0,15	9,80
8	Tungkak	D	03/02/21	13,80	5,10	1,90	11,60	0,31	10,90

No.	Titik Pantau	Lokasi	Waktu sampling (tgl/bln/thn)	TSS (mg/L)	DO (mg/L)	BOD (mg/L)	COD (mg/L)	NO ₂ (mg/L)	NO ₃ (mg/L)
9	Wirosaban	E	03/02/21	16,20	5,30	4,00	10,30	0,38	9,90
10	Petinggen	A	10/03/21	21,20	6,40	1,00	12,60	0,12	1,60
11	Gondolayu	B	10/03/21	28,40	7,00	2,10	13,40	0,11	2,70
12	Sayidan	C	10/03/21	24,00	5,20	1,90	13,70	0,12	4,60
13	Tungkak	D	10/03/21	22,00	5,40	2,90	11,60	0,17	5,10
14	Wirosaban	E	10/03/21	18,10	5,80	2,90	22,70	0,19	5,40
15	Petinggen	A	07/04/21	29,60	6,30	1,00	31,10	0,05	5,40
16	Gondolayu	B	07/04/21	8,20	5,90	1,00	31,60	0,06	6,30
17	Sayidan	C	07/04/21	6,40	5,70	2,90	40,90	0,12	7,90
18	Tungkak	D	07/04/21	7,00	5,50	2,70	42,70	0,18	8,40
19	Wirosaban	E	07/04/21	9,80	5,30	1,90	33,00	0,22	8,40
20	Petinggen	A	19/05/21	4,20	6,90	0,60	21,10	0,10	11,50
21	Gondolayu	B	19/05/21	7,00	6,30	1,70	27,40	0,15	11,60
22	Sayidan	C	19/05/21	5,80	5,00	4,00	30,30	0,39	13,40
23	Tungkak	D	19/05/21	7,60	5,40	1,90	25,50	0,83	15,40
24	Wirosaban	E	19/05/21	5,80	6,30	1,30	29,00	0,81	14,50
25	Petinggen	A	02/06/21	89,40	7,40	1,20	37,40	0,14	7,50
26	Gondolayu	B	02/06/21	45,80	6,20	3,10	35,20	0,37	11,10
27	Sayidan	C	02/06/21	71,40	5,10	4,90	38,40	0,66	11,60
28	Tungkak	D	02/06/21	43,80	5,10	4,50	46,90	0,69	11,60
29	Wirosaban	E	02/06/21	22,50	6,80	3,70	50,00	0,68	12,10
30	Petinggen	A	21/07/21	5,00	6,50	0,90	16,60	0,07	9,40
31	Gondolayu	B	21/07/21	4,40	6,30	2,50	21,50	0,11	10,70
32	Sayidan	C	21/07/21	4,60	5,50	3,60	12,00	0,34	12,80
33	Tungkak	D	21/07/21	5,00	5,50	4,00	13,10	0,64	12,70
34	Wirosaban	E	21/07/21	7,00	6,10	2,80	11,60	0,64	12,50
35	Petinggen	A	18/08/21	4,60	6,50	0,90	12,30	0,10	9,60
36	Gondolayu	B	18/08/21	1,20	5,70	2,50	18,00	0,14	11,10
37	Sayidan	C	18/08/21	11,80	4,70	4,60	18,90	0,48	12,50
38	Tungkak	D	18/08/21	2,90	5,30	4,60	16,60	0,76	12,80
39	Wirosaban	E	18/08/21	6,50	5,90	2,30	19,80	0,62	12,00
40	Petinggen	A	08/09/21	64,00	6,20	0,80	14,20	0,11	9,10
41	Gondolayu	B	08/09/21	3,20	6,00	2,30	12,10	0,17	10,40

No.	Titik Pantau	Lokasi	Waktu sampling (tgl/bln/thn)	TSS (mg/L)	DO (mg/L)	BOD (mg/L)	COD (mg/L)	NO ₂ (mg/L)	NO ₃ (mg/L)
42	Sayidan	C	08/09/21	4,80	4,80	4,40	19,80	0,51	12,40
43	Tungkak	D	08/09/21	4,80	3,50	3,30	17,10	0,88	10,90
44	Wirosaban	E	08/09/21	5,40	4,40	1,20	11,80	0,73	11,50
45	Petinggen	A	06/10/21	7,40	6,50	2,20	10,20	0,16	8,20
46	Gondolayu	B	06/10/21	9,40	6,10	4,70	13,00	0,23	9,80
47	Sayidan	C	06/10/21	8,60	6,10	4,70	12,90	0,52	11,40
48	Tungkak	D	06/10/21	29,20	4,70	4,70	14,10	0,79	10,70
49	Wirosaban	E	06/10/21	7,50	6,30	3,90	13,90	0,68	10,80
50	Petinggen	A	03/11/21	10,60	7,00	3,60	7,10	0,05	5,20
51	Gondolayu	B	03/11/21	8,40	6,60	3,80	11,20	0,06	5,80
52	Sayidan	C	03/11/21	15,80	5,60	4,40	9,10	0,12	7,00
53	Tungkak	D	03/11/21	6,00	5,80	4,60	10,60	0,17	7,10
54	Wirosaban	E	03/11/21	7,20	6,20	4,20	12,70	0,22	7,20
55	Petinggen	A	01/12/21	15,20	8,63	1,50	16,40	0,09	6,70
56	Gondolayu	B	01/12/21	16,60	8,70	1,80	17,20	0,11	7,40
57	Sayidan	C	01/12/21	15,20	8,09	1,90	16,60	0,25	9,10
58	Tungkak	D	01/12/21	9,60	7,04	1,30	15,40	0,38	9,50
59	Wirosaban	E	01/12/21	11,40	8,14	1,60	25,60	0,50	9,60
1	Petinggen	A	19/01/22	38,60	8,50	2,80	13,90	0,03	1,10
2	Gondolayu	B	19/01/22	23,40	8,50	1,00	11,00	0,03	1,30
3	Sayidan	C	19/01/22	18,00	7,40	1,60	15,10	0,08	1,30
4	Tungkak	D	19/01/22	17,80	6,70	1,00	14,80	0,15	1,90
5	Wirosaban	E	19/01/22	9,60	8,60	0,50	23,00	0,15	1,90
6	Petinggen	A	02/02/22	14,60	8,50	1,50	11,40	0,03	1,90
7	Gondolayu	B	02/02/22	14,40	8,50	1,00	16,10	0,04	2,20
8	Sayidan	C	02/02/22	11,40	7,80	0,90	21,00	0,08	2,60
9	Tungkak	D	02/02/22	7,80	8,50	1,20	20,90	0,13	2,60
10	Wirosaban	E	02/02/22	11,00	8,90	1,00	15,40	0,20	2,70
11	Petinggen	A	17/03/22	-	7,83	0,30	16,70	0,24	2,96
12	Gondolayu	B	17/03/22	-	7,85	0,40	22,90	0,21	2,26
13	Sayidan	C	17/03/22	-	7,22	0,30	22,80	0,18	2,77
14	Tungkak	D	17/03/22	-	6,70	0,40	31,90	0,24	3,53
15	Wirosaban	E	17/03/22	-	8,30	0,40	16,30	0,26	3,41

No.	Titik Pantau	Lokasi	Waktu sampling (tgl/bln/thn)	TSS (mg/L)	DO (mg/L)	BOD (mg/L)	COD (mg/L)	NO ₂ (mg/L)	NO ₃ (mg/L)
16	Petinggen	A	20/04/22	-	7,50	0,90	6,60	0,03	1,16
17	Gondolayu	B	20/04/22	-	7,40	1,40	10,10	0,03	1,13
18	Sayidan	C	20/04/22	-	7,00	1,00	6,50	0,03	1,72
19	Tungkak	D	20/04/22	-	6,50	0,90	7,90	0,05	1,75
20	Wirosaban	E	20/04/22	-	7,90	1,00	8,10	0,06	1,88
21	Petinggen	A	12/05/22	-	6,60	2,70	3,80	0,03	1,83
22	Gondolayu	B	12/05/22	-	7,40	4,50	4,60	0,04	2,07
23	Sayidan	C	12/05/22	-	5,00	4,60	6,90	0,08	2,48
24	Tungkak	D	12/05/22	-	4,60	3,30	2,60	0,14	2,54
25	Wirosaban	E	12/05/22	-	5,80	3,30	7,70	0,18	2,50
26	Petinggen	A	02/06/22	19,00	6,80	2,30	2,60	0,04	1,85
27	Gondolayu	B	02/06/22	22,50	5,90	1,90	4,90	0,06	2,06
28	Sayidan	C	02/06/22	19,50	5,30	4,00	7,80	0,08	2,50
29	Tungkak	D	02/06/22	15,50	5,30	4,40	3,80	0,13	2,19
30	Wirosaban	E	02/06/22	18,00	4,90	1,70	8,30	0,15	2,55
31	Petinggen	A	14/07/22	5,60	5,00	1,00	11,60	0,06	2,47
32	Gondolayu	B	14/07/22	4,00	5,10	1,00	4,00	0,09	2,85
33	Sayidan	C	14/07/22	6,40	5,30	1,40	8,70	0,21	3,24
34	Tungkak	D	14/07/22	8,40	3,60	1,40	11,50	0,44	2,90
35	Wirosaban	E	14/07/22	4,80	4,80	1,50	10,80	0,40	2,99
36	Petinggen	A	03/08/22	2,80	8,10	1,70	15,60	0,07	2,58
37	Gondolayu	B	03/08/22	5,20	6,80	1,50	2,20	0,10	2,97
38	Sayidan	C	03/08/22	4,00	4,70	0,70	5,70	0,30	3,35
39	Tungkak	D	03/08/22	5,20	5,40	1,90	11,90	0,45	3,12
40	Wirosaban	E	03/08/22	7,20	7,50	1,40	10,80	0,39	3,03
41	Petinggen	A	14/09/22	5,40	6,70	1,50	11,30	0,08	2,56
42	Gondolayu	B	14/09/22	2,50	5,10	3,00	7,80	0,12	2,93
43	Sayidan	C	14/09/22	8,00	3,80	3,80	10,80	0,20	3,40
44	Tungkak	D	14/09/22	7,00	5,50	3,20	20,10	0,25	3,43
45	Wirosaban	E	14/09/22	2,60	5,30	0,90	6,30	0,19	2,90
46	Petinggen	A	12/10/22	5,00	6,20	1,20	12,80	0,02	1,30
47	Gondolayu	B	12/10/22	7,00	5,90	1,50	7,40	0,03	1,47
48	Sayidan	C	12/10/22	10,00	5,20	1,30	13,30	0,05	1,84

No.	Titik Pantau	Lokasi	Waktu sampling (tgl/bln/thn)	TSS (mg/L)	DO (mg/L)	BOD (mg/L)	COD (mg/L)	NO ₂ (mg/L)	NO ₃ (mg/L)
49	Tungkak	D	12/10/22	11,00	5,20	1,40	11,80	0,08	1,90
50	Wirosaban	E	12/10/22	13,00	6,10	1,20	9,80	0,10	1,94
51	Petinggen	A	16/11/22	22,00	6,50	1,50	11,70	0,02	1,22
52	Gondolayu	B	16/11/22	25,00	6,90	1,20	2,30	0,03	1,38
53	Sayidan	C	16/11/22	19,00	5,80	1,20	9,90	0,03	1,56
54	Tungkak	D	16/11/22	18,00	5,60	1,10	7,20	0,04	1,70
55	Wirosaban	E	16/11/22	19,00	6,20	1,20	17,90	0,04	1,68
1	Petinggen	A	02/02/23	66,00	9,00	2,00	3,18	0,03	2,00
2	Gondolayu	B	02/02/23	65,00	7,00	3,00	7,00	0,04	2,00
3	Sayidan	C	02/02/23	57,00	7,00	1,00	5,00	0,05	2,00
4	Tungkak	D	02/02/23	46,00	6,00	3,00	5,00	0,09	2,00
5	Sorosutan	E	02/02/23	42,00	7,00	1,00	3,18	0,08	2,00
6	Petinggen	A	15/03/23	38,80	5,70	1,60	7,10	0,03	1,65
7	Gondolayu	B	15/03/23	51,20	6,30	0,80	10,40	0,04	2,03
8	Sayidan	C	15/03/23	23,20	5,80	1,60	5,10	0,06	2,29
9	Tungkak	D	15/03/23	42,40	4,80	2,10	5,60	0,09	2,44
10	Sorosutan	E	15/03/23	27,60	5,60	1,40	5,60	0,11	2,40
11	Petinggen	A	24/05/23	21,60	4,70	1,40	12,60	0,04	1,90
12	Gondolayu	B	24/05/23	26,00	6,70	1,70	9,60	0,05	2,20
13	Sayidan	C	24/05/23	35,20	4,80	3,00	13,50	0,10	2,60
14	Tungkak	D	24/05/23	11,20	4,60	3,00	10,10	0,19	2,60
15	Sorosutan	E	24/05/23	14,80	5,30	2,10	10,00	0,24	2,70
16	Petinggen	A	21/06/23	27,40	5,40	1,90	14,90	0,05	1,70
17	Gondolayu	B	21/06/23	24,00	5,50	3,30	13,50	0,07	2,00
18	Sayidan	C	21/06/23	15,20	4,30	3,60	21,80	0,14	2,50
19	Tungkak	D	21/06/23	44,00	4,10	2,40	22,40	0,25	2,60
20	Sorosutan	E	21/06/23	17,20	4,80	3,40	21,90	0,29	2,60
21	Petinggen	A	26/07/23	6,00	8,00	2,00	9,00	0,03	2,00
22	Gondolayu	B	26/07/23	5,00	7,00	4,00	13,00	0,04	2,00
23	Sayidan	C	26/07/23	5,00	6,00	4,00	10,00	0,10	2,00
24	Tungkak	D	26/07/23	19,00	6,00	5,00	11,00	0,01	2,00
25	Sorosutan	E	26/07/23	12,00	6,00	5,00	13,00	0,01	2,00
26	Petinggen	A	16/08/23	3,60	5,60	2,00	32,50	0,05	1,90

No.	Titik Pantau	Lokasi	Waktu sampling (tgl/bln/thn)	TSS (mg/L)	DO (mg/L)	BOD (mg/L)	COD (mg/L)	NO ₂ (mg/L)	NO ₃ (mg/L)
27	Gondolayu	B	16/08/23	29,60	5,50	2,70	28,40	0,08	2,20
28	Sayidan	C	16/08/23	13,40	4,40	3,40	29,60	0,13	2,50
29	Tungkak	D	16/08/23	56,00	3,30	3,00	39,60	0,24	2,30
30	Sorosutan	E	16/08/23	15,40	4,90	3,40	34,50	0,25	2,40
31	Petinggen	A	27/09/23	16,80	5,90	1,60	8,80	0,04	1,40
32	Gondolayu	B	27/09/23	13,20	6,10	2,30	7,20	0,06	1,70
33	Sayidan	C	27/09/23	13,20	5,00	2,20	10,30	0,10	1,90
34	Tungkak	D	27/09/23	27,00	5,90	2,90	11,60	0,18	2,20
35	Sorosutan	E	27/09/23	13,80	4,50	2,80	10,50	0,21	2,00
36	Petinggen	A	25/10/23	2,80	4,30	2,60	22,20	0,19	2,60
37	Gondolayu	B	25/10/23	12,80	3,70	2,00	33,40	0,27	2,90
38	Sayidan	C	25/10/23	11,80	4,20	2,10	29,90	0,34	2,90
39	Tungkak	D	25/10/23	21,40	4,90	4,10	36,20	0,34	2,10
40	Sorosutan	E	25/10/23	5,30	4,20	2,00	28,60	0,28	1,70
41	Petinggen	A	15/11/23	14,60	5,10	1,60	12,00	0,06	1,50
42	Gondolayu	B	15/11/23	19,60	4,50	2,90	17,30	0,09	1,50
43	Sayidan	C	15/11/23	26,60	3,70	1,70	20,90	0,13	1,60
44	Tungkak	D	15/11/23	18,00	3,20	2,20	19,40	0,12	1,80
45	Sorosutan	E	15/11/23	6,60	4,30	2,20	17,70	0,17	1,50
1	Petinggen	A	03/01/24	14,60	5,20	3,00	11,60	0,06	1,50
2	Gondolayu	B	03/01/24	23,20	4,60	3,90	11,50	0,10	1,80
3	Sayidan	C	03/01/24	21,80	2,80	2,00	14,40	0,20	2,20
4	Tungkak	D	03/01/24	20,40	2,50	2,70	14,80	0,29	2,00
5	Sorosutan	E	03/01/24	14,60	3,40	2,80	14,50	0,32	2,00
6	Petinggen	A	28/02/24	47,00	8,00	2,00	11,00	0,10	0,30
7	Gondolayu	B	28/02/24	40,00	9,00	4,00	9,00	0,20	0,30
8	Sayidan	C	28/02/24	28,00	8,00	2,00	3,18	0,80	0,20
9	Tungkak	D	28/02/24	29,00	6,00	1,00	3,18	1,40	0,80
10	Sorosutan	E	28/02/24	65,00	6,00	4,00	14,00	0,40	0,50
11	Petinggen	A	15/05/24	41,40	5,40	1,40	21,40	0,04	2,20
12	Gondolayu	B	15/05/24	40,40	5,50	1,70	15,30	0,01	2,50
13	Sayidan	C	15/05/24	28,40	4,50	2,70	9,50	0,10	2,80
14	Tungkak	D	15/05/24	29,60	4,80	2,50	8,10	0,10	3,80

No.	Titik Pantau	Lokasi	Waktu sampling (tgl/bln/thn)	TSS (mg/L)	DO (mg/L)	BOD (mg/L)	COD (mg/L)	NO ₂ (mg/L)	NO ₃ (mg/L)
15	Sorosutan	E	15/05/24	26,40	4,50	2,60	10,50	0,13	3,10
16	Petinggen	A	03/07/24	18,40	5,30	2,60	11,90	0,03	3,90
17	Gondolayu	B	03/07/24	36,40	5,80	2,90	11,90	0,04	2,40
18	Sayidan	C	03/07/24	21,20	4,90	3,50	17,10	0,09	2,10
19	Tungkak	D	03/07/24	24,80	4,20	3,70	21,90	0,20	2,30
20	Sorosutan	E	03/07/24	23,60	4,30	3,40	21,00	0,22	2,30
21	Petinggen	A	07/08/24	13,20	6,30	1,30	10,20	0,05	1,70
22	Gondolayu	B	07/08/24	10,60	6,40	0,60	10,20	0,06	1,80
23	Sayidan	C	07/08/24	12,20	5,50	2,00	64,60	0,10	2,10
24	Tungkak	D	07/08/24	13,40	4,20	2,30	18,30	0,19	2,20
25	Sorosutan	E	07/08/24	32,00	4,00	2,20	16,70	0,22	2,20
26	Petinggen	A	04/09/24	1,80	5,10	0,80	16,90	0,07	1,90
27	Gondolayu	B	04/09/24	5,40	5,10	1,50	8,50	0,10	2,30
28	Sayidan	C	04/09/24	9,60	3,60	2,70	26,40	0,20	2,70
29	Tungkak	D	04/09/24	9,40	3,10	2,40	24,30	0,35	2,50
30	Sorosutan	E	04/09/24	7,20	3,70	2,10	29,00	0,38	2,50
31	Petinggen	A	10/10/24	2,50	9,00	1,00	6,00	0,10	1,60
32	Gondolayu	B	10/10/24	2,50	8,00	2,00	9,00	0,20	2,00
33	Sayidan	C	10/10/24	2,50	9,00	1,00	15,00	0,30	2,20
34	Tungkak	D	10/10/24	3,00	7,00	3,00	17,00	0,60	2,20
35	Sorosutan	E	10/10/24	2,50	7,00	3,00	14,00	0,40	2,30
36	Petinggen	A	13/11/24	2,60	4,70	2,20	10,50	0,13	2,20
37	Gondolayu	B	13/11/24	5,20	4,10	0,70	12,40	0,26	2,50
38	Sayidan	C	13/11/24	4,80	5,00	2,10	13,10	0,38	3,30
39	Tungkak	D	13/11/24	6,60	4,40	2,30	10,90	0,36	2,40
40	Sorosutan	E	13/11/24	5,00	5,00	1,60	12,00	0,33	2,00

Tabel 2. Perbandingan Pengamatan vs Prediksi Nitrat

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
1	NitratB <-- NitratA	113.398	1.040.806.726	06/02/20
2	NitratB <-- NitratA	78.000	784.798.780	03/02/21
3	NitratB <-- NitratA	107.000	1.092.188.020	21/07/21
4	NitratB <-- NitratA	111.000	1.115.833.346	18/08/21

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
5	NitratB <-- NitratA	104.000	1.056.720.030	08/09/21
6	NitratB <-- NitratA	98.000	950.316.063	06/10/21
7	NitratB <-- NitratA	58.000	595.636.171	03/11/21
8	NitratB <-- NitratA	22.000	205.488.290	02/02/22
9	NitratB <-- NitratA	28.460	273.350.376	14/07/22
10	NitratB <-- NitratA	29.670	285.882.399	03/08/22
11	NitratB <-- NitratA	29.280	282.926.733	14/09/22
12	NitratB <-- NitratA	14.670	134.906.991	12/10/22
13	NitratB <-- NitratA	13.820	124.621.274	16/11/22
14	NitratB <-- NitratA	20.000	217.310.953	02/02/23
15	NitratB <-- NitratA	20.000	217.310.953	26/07/23
16	NitratB <-- NitratA	22.000	205.488.290	16/08/23
17	NitratB <-- NitratA	17.000	146.374.974	27/09/23
18	NitratB <-- NitratA	29.000	288.246.931	25/10/23
19	NitratB <-- NitratA	15.000	158.197.637	15/11/23
20	NitratB <-- NitratA	2,083333333 3	0.16325681	28/02/24
21	NitratB <-- NitratA	24.000	441.941.551	03/07/24
22	NitratB <-- NitratA	18.000	181.842.964	07/08/24
23	NitratB <-- NitratA	23.000	205.488.290	04/09/24
24	NitratB <-- NitratA	20.000	170.020.301	10/10/24
25	NitratB <-- NitratA	25.000	240.956.279	13/11/24
26	NitratC <-- NitratA	136.659	1.229.745.042	06/02/20
27	NitratC <-- NitratA	98.000	923.625.908	03/02/21
28	NitratC <-- NitratA	128.000	1.291.183.748	21/07/21
29	NitratC <-- NitratA	125.000	1.319.457.428	18/08/21
30	NitratC <-- NitratA	124.000	1.248.773.228	08/09/21
31	NitratC <-- NitratA	114.000	1.121.541.668	06/10/21
32	NitratC <-- NitratA	70.000	697.436.468	03/11/21
33	NitratC <-- NitratA	26.000	230.920.748	02/02/22
34	NitratC <-- NitratA	32.430	312.066.210	14/07/22
35	NitratC <-- NitratA	33.460	327.051.260	03/08/22
36	NitratC <-- NitratA	34.000	323.517.050	14/09/22
37	NitratC <-- NitratA	18.390	146.523.814	12/10/22
38	NitratC <-- NitratA	15.600	134.224.763	16/11/22
39	NitratC <-- NitratA	20.000	245.057.588	02/02/23
40	NitratC <-- NitratA	20.000	245.057.588	26/07/23
41	NitratC <-- NitratA	25.000	230.920.748	16/08/23

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
42	NitratC <-- NitratA	19.000	160.236.548	27/09/23
43	NitratC <-- NitratA	29.000	329.878.628	25/10/23
44	NitratC <-- NitratA	16.000	174.373.388	15/11/23
45	NitratC <-- NitratA	1,38888888 9	0.04731309	28/02/24
46	NitratC <-- NitratA	21.000	513.657.548	03/07/24
47	NitratC <-- NitratA	21.000	202.647.068	07/08/24
48	NitratC <-- NitratA	27.000	230.920.748	04/09/24
49	NitratC <-- NitratA	22.000	188.510.228	10/10/24
50	NitratC <-- NitratA	33.000	273.331.268	13/11/24
51	NitratC <-- NitratB	136.659	1.344.678.544	06/02/20
52	NitratC <-- NitratB	98.000	919.670.405	03/02/21
53	NitratC <-- NitratB	128.000	1.267.860.586	21/07/21
54	NitratC <-- NitratB	125.000	1.315.886.818	18/08/21
55	NitratC <-- NitratB	124.000	1.231.840.912	08/09/21
56	NitratC <-- NitratB	114.000	1.159.801.565	06/10/21
57	NitratC <-- NitratB	70.000	679.539.246	03/11/21
58	NitratC <-- NitratB	26.000	247.303.159	02/02/22
59	NitratC <-- NitratB	32.430	324.865.523	14/07/22
60	NitratC <-- NitratB	33.460	339.393.458	03/08/22
61	NitratC <-- NitratB	34.000	334.710.901	14/09/22
62	NitratC <-- NitratB	18.390	159.295.089	12/10/22
63	NitratC <-- NitratB	15.600	149.089.514	16/11/22
64	NitratC <-- NitratB	20.000	223.290.043	02/02/23
65	NitratC <-- NitratB	20.000	223.290.043	26/07/23
66	NitratC <-- NitratB	25.000	247.303.159	16/08/23
67	NitratC <-- NitratB	19.000	187.270.369	27/09/23
68	NitratC <-- NitratB	29.000	331.349.064	25/10/23
69	NitratC <-- NitratB	16.000	163.257.253	15/11/23
70	NitratC <-- NitratB	1,38888888 9	0.19178557	28/02/24
71	NitratC <-- NitratB	21.000	271.316.275	03/07/24
72	NitratC <-- NitratB	21.000	199.276.927	07/08/24
73	NitratC <-- NitratB	27.000	259.309.717	04/09/24
74	NitratC <-- NitratB	22.000	223.290.043	10/10/24
75	NitratC <-- NitratB	33.000	283.322.832	13/11/24
76	NitratD <-- NitratA	119.466	1.177.871.706	06/02/20
77	NitratD <-- NitratA	109.000	887.184.858	03/02/21
78	NitratD <-- NitratA	127.000	1.236.213.122	21/07/21

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
79	NitratD <-- NitratA	128.000	1.263.061.450	18/08/21
80	NitratD <-- NitratA	109.000	1.195.940.630	08/09/21
81	NitratD <-- NitratA	107.000	1.075.123.154	06/10/21
82	NitratD <-- NitratA	71.000	672.398.233	03/11/21
83	NitratD <-- NitratA	26.000	229.400.820	02/02/22
84	NitratD <-- NitratA	29.010	306.455.522	14/07/22
85	NitratD <-- NitratA	31.180	320.685.136	03/08/22
86	NitratD <-- NitratA	34.260	317.329.095	14/09/22
87	NitratD <-- NitratA	18.950	149.258.561	12/10/22
88	NitratD <-- NitratA	16.950	137.579.539	16/11/22
89	NitratD <-- NitratA	20.000	242.824.984	02/02/23
90	NitratD <-- NitratA	20.000	242.824.984	26/07/23
91	NitratD <-- NitratA	23.000	229.400.820	16/08/23
92	NitratD <-- NitratA	22.000	162.280.000	27/09/23
93	NitratD <-- NitratA	21.000	323.369.969	25/10/23
94	NitratD <-- NitratA	18.000	175.704.164	15/11/23
95	NitratD <-- NitratA	5,55555555 6	0.14614196	28/02/24
96	NitratD <-- NitratA	23.000	497.884.101	03/07/24
97	NitratD <-- NitratA	22.000	202.552.492	07/08/24
98	NitratD <-- NitratA	25.000	229.400.820	04/09/24
99	NitratD <-- NitratA	22.000	189.128.328	10/10/24
100	NitratD <-- NitratA	24.000	269.673.313	13/11/24
101	NitratD <-- NitratB	119.466	1.283.169.705	06/02/20
102	NitratD <-- NitratB	109.000	881.484.744	03/02/21
103	NitratD <-- NitratB	127.000	1.210.567.287	21/07/21
104	NitratD <-- NitratB	128.000	1.255.957.983	18/08/21
105	NitratD <-- NitratB	109.000	1.176.524.265	08/09/21
106	NitratD <-- NitratB	107.000	1.108.438.222	06/10/21
107	NitratD <-- NitratB	71.000	654.531.267	03/11/21
108	NitratD <-- NitratB	26.000	246.015.007	02/02/22
109	NitratD <-- NitratB	29.010	319.320.980	14/07/22
110	NitratD <-- NitratB	31.180	333.051.665	03/08/22
111	NitratD <-- NitratB	34.260	328.626.073	14/09/22
112	NitratD <-- NitratB	18.950	162.836.557	12/10/22
113	NitratD <-- NitratB	16.950	153.191.034	16/11/22
114	NitratD <-- NitratB	20.000	223.319.659	02/02/23
115	NitratD <-- NitratB	20.000	223.319.659	26/07/23

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
116	NitratD <-- NitratB	23.000	246.015.007	16/08/23
117	NitratD <-- NitratB	22.000	189.276.637	27/09/23
118	NitratD <-- NitratB	21.000	325.448.724	25/10/23
119	NitratD <-- NitratB	18.000	166.581.289	15/11/23
120	NitratD <-- NitratB	5,55555555 6	0.30409203	28/02/24
121	NitratD <-- NitratB	23.000	268.710.354	03/07/24
122	NitratD <-- NitratB	22.000	200.624.311	07/08/24
123	NitratD <-- NitratB	25.000	257.362.681	04/09/24
124	NitratD <-- NitratB	22.000	223.319.659	10/10/24
125	NitratD <-- NitratB	24.000	280.058.028	13/11/24
126	NitratD <-- NitratC	119.466	1.303.948.269	06/02/20
127	NitratD <-- NitratC	109.000	938.542.706	03/02/21
128	NitratD <-- NitratC	127.000	1.222.103.245	21/07/21
129	NitratD <-- NitratC	128.000	1.193.747.191	18/08/21
130	NitratD <-- NitratC	109.000	1.184.295.173	08/09/21
131	NitratD <-- NitratC	107.000	1.089.774.994	06/10/21
132	NitratD <-- NitratC	71.000	673.886.203	03/11/21
133	NitratD <-- NitratC	26.000	257.997.412	02/02/22
134	NitratD <-- NitratC	29.010	318.773.887	14/07/22
135	NitratD <-- NitratC	31.180	328.509.466	03/08/22
136	NitratD <-- NitratC	34.260	333.613.556	14/09/22
137	NitratD <-- NitratC	18.950	186.067.555	12/10/22
138	NitratD <-- NitratC	16.950	159.696.425	16/11/22
139	NitratD <-- NitratC	20.000	201.285.304	02/02/23
140	NitratD <-- NitratC	20.000	201.285.304	26/07/23
141	NitratD <-- NitratC	23.000	248.545.394	16/08/23
142	NitratD <-- NitratC	22.000	191.833.286	27/09/23
143	NitratD <-- NitratC	21.000	286.353.466	25/10/23
144	NitratD <-- NitratC	18.000	163.477.232	15/11/23
145	NitratD <-- NitratC	5,55555555 6	0.31148981	28/02/24
146	NitratD <-- NitratC	23.000	210.737.322	03/07/24
147	NitratD <-- NitratC	22.000	210.737.322	07/08/24
148	NitratD <-- NitratC	25.000	267.449.430	04/09/24
149	NitratD <-- NitratC	22.000	220.189.340	10/10/24
150	NitratD <-- NitratC	24.000	324.161.538	13/11/24
151	NitratE <-- NitratA	107.207	1.140.799.224	06/02/20
152	NitratE <-- NitratA	99.000	858.393.847	03/02/21

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
153	NitratE <-- NitratA	125.000	1.197.478.533	21/07/21
154	NitratE <-- NitratA	120.000	1.223.561.971	18/08/21
155	NitratE <-- NitratA	115.000	1.158.353.377	08/09/21
156	NitratE <-- NitratA	108.000	1.040.977.909	06/10/21
157	NitratE <-- NitratA	72.000	649.726.348	03/11/21
158	NitratE <-- NitratA	27.000	219.349.631	02/02/22
159	NitratE <-- NitratA	29.910	294.209.096	14/07/22
160	NitratE <-- NitratA	30.280	308.033.318	03/08/22
161	NitratE <-- NitratA	29.010	304.772.889	14/09/22
162	NitratE <-- NitratA	19.390	141.490.571	12/10/22
163	NitratE <-- NitratA	16.760	130.144.275	16/11/22
164	NitratE <-- NitratA	20.000	232.391.350	02/02/23
165	NitratE <-- NitratA	20.000	232.391.350	26/07/23
166	NitratE <-- NitratA	24.000	219.349.631	16/08/23
167	NitratE <-- NitratA	20.000	154.141.038	27/09/23
168	NitratE <-- NitratA	17.000	310.641.662	25/10/23
169	NitratE <-- NitratA	15.000	167.182.756	15/11/23
170	NitratE <-- NitratA	3,47222222 2	0.10682132	28/02/24
171	NitratE <-- NitratA	23.000	480.184.005	03/07/24
172	NitratE <-- NitratA	22.000	193.266.194	07/08/24
173	NitratE <-- NitratA	25.000	219.349.631	04/09/24
174	NitratE <-- NitratA	23.000	180.224.475	10/10/24
175	NitratE <-- NitratA	20.000	258.474.787	13/11/24
176	NitratE <-- NitratB	107.207	1.240.792.904	06/02/20
177	NitratE <-- NitratB	99.000	851.689.912	03/02/21
178	NitratE <-- NitratB	125.000	1.170.464.610	21/07/21
179	NitratE <-- NitratB	120.000	1.214.433.534	18/08/21
180	NitratE <-- NitratB	115.000	1.137.487.917	08/09/21
181	NitratE <-- NitratB	108.000	1.071.534.531	06/10/21
182	NitratE <-- NitratB	72.000	631.845.293	03/11/21
183	NitratE <-- NitratB	27.000	236.124.978	02/02/22
184	NitratE <-- NitratB	29.910	307.134.790	14/07/22
185	NitratE <-- NitratB	30.280	320.435.389	03/08/22
186	NitratE <-- NitratB	29.010	316.148.419	14/09/22
187	NitratE <-- NitratB	19.390	155.551.925	12/10/22
188	NitratE <-- NitratB	16.760	146.208.529	16/11/22
189	NitratE <-- NitratB	20.000	214.140.516	02/02/23

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
190	NitratE <-- NitratB	20.000	214.140.516	26/07/23
191	NitratE <-- NitratB	24.000	236.124.978	16/08/23
192	NitratE <-- NitratB	20.000	181.163.823	27/09/23
193	NitratE <-- NitratB	17.000	313.070.595	25/10/23
194	NitratE <-- NitratB	15.000	159.179.361	15/11/23
195	NitratE <-- NitratB	3,47222222 2	0.27272590	28/02/24
196	NitratE <-- NitratB	23.000	258.109.440	03/07/24
197	NitratE <-- NitratB	22.000	192.156.054	07/08/24
198	NitratE <-- NitratB	25.000	247.117.209	04/09/24
199	NitratE <-- NitratB	23.000	214.140.516	10/10/24
200	NitratE <-- NitratB	20.000	269.101.671	13/11/24
201	NitratE <-- NitratC	107.207	1.260.373.247	06/02/20
202	NitratE <-- NitratC	99.000	906.653.092	03/02/21
203	NitratE <-- NitratC	125.000	1.181.145.568	21/07/21
204	NitratE <-- NitratC	120.000	1.153.696.321	18/08/21
205	NitratE <-- NitratC	115.000	1.144.546.571	08/09/21
206	NitratE <-- NitratC	108.000	1.053.049.079	06/10/21
207	NitratE <-- NitratC	72.000	650.460.114	03/11/21
208	NitratE <-- NitratC	27.000	247.871.149	02/02/22
209	NitratE <-- NitratC	29.910	306.704.037	14/07/22
210	NitratE <-- NitratC	30.280	316.128.278	03/08/22
211	NitratE <-- NitratC	29.010	321.069.143	14/09/22
212	NitratE <-- NitratC	19.390	178.241.558	12/10/22
213	NitratE <-- NitratC	16.760	152.713.757	16/11/22
214	NitratE <-- NitratC	20.000	192.972.654	02/02/23
215	NitratE <-- NitratC	20.000	192.972.654	26/07/23
216	NitratE <-- NitratC	24.000	238.721.400	16/08/23
217	NitratE <-- NitratC	20.000	183.822.905	27/09/23
218	NitratE <-- NitratC	17.000	275.320.397	25/10/23
219	NitratE <-- NitratC	15.000	156.373.657	15/11/23
220	NitratE <-- NitratC	3,47222222 2	0.28277168	28/02/24
221	NitratE <-- NitratC	23.000	202.122.403	03/07/24
222	NitratE <-- NitratC	22.000	202.122.403	07/08/24
223	NitratE <-- NitratC	25.000	257.020.898	04/09/24
224	NitratE <-- NitratC	23.000	211.272.152	10/10/24
225	NitratE <-- NitratC	20.000	311.919.394	13/11/24
226	NitratE <-- NitratD	107.207	1.152.904.490	06/02/20

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
227	NitratE <-- NitratD	99.000	1.051.833.396	03/02/21
228	NitratE <-- NitratD	125.000	1.225.660.999	21/07/21
229	NitratE <-- NitratD	120.000	1.235.318.088	18/08/21
230	NitratE <-- NitratD	115.000	1.051.833.396	08/09/21
231	NitratE <-- NitratD	108.000	1.032.519.218	06/10/21
232	NitratE <-- NitratD	72.000	684.864.013	03/11/21
233	NitratE <-- NitratD	27.000	250.295.006	02/02/22
234	NitratE <-- NitratD	29.910	279.362.844	14/07/22
235	NitratE <-- NitratD	30.280	300.318.728	03/08/22
236	NitratE <-- NitratD	29.010	330.062.562	14/09/22
237	NitratE <-- NitratD	19.390	182.212.529	12/10/22
238	NitratE <-- NitratD	16.760	162.898.351	16/11/22
239	NitratE <-- NitratD	20.000	192.352.472	02/02/23
240	NitratE <-- NitratD	20.000	192.352.472	26/07/23
241	NitratE <-- NitratD	24.000	221.323.739	16/08/23
242	NitratE <-- NitratD	20.000	211.666.650	27/09/23
243	NitratE <-- NitratD	17.000	202.009.561	25/10/23
244	NitratE <-- NitratD	15.000	173.038.294	15/11/23
245	NitratE <-- NitratD	3,47222222 2	0.76467404	28/02/24
246	NitratE <-- NitratD	23.000	221.323.739	03/07/24
247	NitratE <-- NitratD	22.000	211.666.650	07/08/24
248	NitratE <-- NitratD	25.000	240.637.917	04/09/24
249	NitratE <-- NitratD	23.000	211.666.650	10/10/24
250	NitratE <-- NitratD	20.000	230.980.828	13/11/24

Tabel 3. Perbandingan Pengamatan vs Prediksi TSS

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
1	TSSB <- - TSSA	09.00	13.823.414	06/02/20
2	TSSB <- - TSSA	16.06	13.194.221	03/02/21
3	TSSB <- - TSSA	04.04	9.104.467	21/07/21
4	TSSB <- - TSSA	01.02	8.894.736	18/08/21
5	TSSB <- - TSSA	03.02	40.039.785	08/09/21
6	TSSB <- - TSSA	09.04	10.362.853	06/10/21

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
7	TSSB <- - TSSA	08.04	12.040.701	03/11/21
8	TSSB <- - TSSA	14.04	14.138.010	02/02/22
9	TSSB <- - TSSA	04.00	9.419.064	14/07/22
10	TSSB <- - TSSA	05.02	7.950.947	03/08/22
11	TSSB <- - TSSA	02.05	9.314.198	14/09/22
12	TSSB <- - TSSA	07.00	9.104.467	12/10/22
13	TSSB <- - TSSA	25.00.00	18.018.033	16/11/22
14	TSSB <- - TSSA	65.00.00	41.088.439	02/02/23
15	TSSB <- - TSSA	05.00	9.628.795	26/07/23
16	TSSB <- - TSSA	29.06.00	8.370.409	16/08/23
17	TSSB <- - TSSA	13.02	15.291.531	27/09/23
18	TSSB <- - TSSA	12.08	7.950.947	25/10/23
19	TSSB <- - TSSA	19.06	14.138.010	15/11/23
20	TSSB <- - TSSA	40.00.00	31.126.219	28/02/24
21	TSSB <- - TSSA	36.04.00	16.130.454	03/07/24
22	TSSB <- - TSSA	10.06	13.403.952	07/08/24
23	TSSB <- - TSSA	05.04	7.426.619	04/09/24
24	TSSB <- - TSSA	02.05	7.793.649	10/10/24
25	TSSB <- - TSSA	05.02	7.846.081	13/11/24
26	TSSC <- - TSSA	01.08	12.418.710	06/02/20
27	TSSC <- - TSSA	06.08	11.926.631	03/02/21
28	TSSC <- - TSSA	04.06	8.728.116	21/07/21
29	TSSC <- - TSSA	11.08	8.564.090	18/08/21
30	TSSC <- - TSSA	04.08	32.922.006	08/09/21
31	TSSC <- - TSSA	08.06	9.712.275	06/10/21
32	TSSC <- - TSSA	15.08	11.024.485	03/11/21

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
33	TSSC <- - TSSA	11.04	12.664.749	02/02/22
34	TSSC <- - TSSA	06.04	8.974.156	14/07/22
35	TSSC <- - TSSA	04.00	7.825.971	03/08/22
36	TSSC <- - TSSA	08.00	8.892.143	14/09/22
37	TSSC <- - TSSA	10.00	8.728.116	12/10/22
38	TSSC <- - TSSA	19.00	15.699.237	16/11/22
39	TSSC <- - TSSA	57.00.00	33.742.138	02/02/23
40	TSSC <- - TSSA	05.00	9.138.182	26/07/23
41	TSSC <- - TSSA	13.04	8.154.024	16/08/23
42	TSSC <- - TSSA	13.02	13.566.894	27/09/23
43	TSSC <- - TSSA	11.08	7.825.971	25/10/23
44	TSSC <- - TSSA	26.06.00	12.664.749	15/11/23
45	TSSC <- - TSSA	28.00.00	25.950.885	28/02/24
46	TSSC <- - TSSA	21.02	14.223.000	03/07/24
47	TSSC <- - TSSA	12.02	12.090.657	07/08/24
48	TSSC <- - TSSA	09.06	7.415.905	04/09/24
49	TSSC <- - TSSA	02.05	7.702.951	10/10/24
50	TSSC <- - TSSA	04.08	7.743.958	13/11/24
51	TSSC <- - TSSB	01.08	9.113.460	06/02/20
52	TSSC <- - TSSB	06.08	14.377.799	03/02/21
53	TSSC <- - TSSB	04.06	5.927.149	21/07/21
54	TSSC <- - TSSB	11.08	3.710.586	18/08/21
55	TSSC <- - TSSB	04.08	5.095.938	08/09/21
56	TSSC <- - TSSB	08.06	9.390.530	06/10/21
57	TSSC <- - TSSB	15.08	8.697.854	03/11/21
58	TSSC <- - TSSB	11.04	12.853.911	02/02/22

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
59	TSSC <- - TSSB	06.04	5.650.079	14/07/22
60	TSSC <- - TSSB	04.00	6.481.290	03/08/22
61	TSSC <- - TSSB	08.00	4.611.065	14/09/22
62	TSSC <- - TSSB	10.00	7.728.107	12/10/22
63	TSSC <- - TSSB	19.00	20.196.278	16/11/22
64	TSSC <- - TSSB	57.00.00	47.903.325	02/02/23
65	TSSC <- - TSSB	05.00	6.342.755	26/07/23
66	TSSC <- - TSSB	13.04	23.382.589	16/08/23
67	TSSC <- - TSSB	13.02	12.022.700	27/09/23
68	TSSC <- - TSSB	11.08	11.745.629	25/10/23
69	TSSC <- - TSSB	26.06.00	16.455.827	15/11/23
70	TSSC <- - TSSB	28.00.00	30.586.421	28/02/24
71	TSSC <- - TSSB	21.02	28.092.787	03/07/24
72	TSSC <- - TSSB	12.02	10.221.742	07/08/24
73	TSSC <- - TSSB	09.06	6.619.826	04/09/24
74	TSSC <- - TSSB	02.05	4.611.065	10/10/24
75	TSSC <- - TSSB	04.08	6.481.290	13/11/24
76	TSSD <- - TSSA	08.00	15.845.603	06/02/20
77	TSSD <- - TSSA	13.08	15.559.116	03/02/21
78	TSSD <- - TSSA	05.00	13.696.952	21/07/21
79	TSSD <- - TSSA	02.09	13.601.456	18/08/21
80	TSSD <- - TSSA	04.08	27.782.557	08/09/21
81	TSSD <- - TSSA	29.02.00	14.269.925	06/10/21
82	TSSD <- - TSSA	06.00	15.033.890	03/11/21
83	TSSD <- - TSSA	07.08	15.988.847	02/02/22
84	TSSD <- - TSSA	08.04	13.840.195	14/07/22

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
85	TSSD <- - TSSA	05.02	13.171.726	03/08/22
86	TSSD <- - TSSA	07.00	13.792.447	14/09/22
87	TSSD <- - TSSA	11.00	13.696.952	12/10/22
88	TSSD <- - TSSA	18.00	17.755.516	16/11/22
89	TSSD <- - TSSA	46.00.00	28.260.036	02/02/23
90	TSSD <- - TSSA	19.00	13.935.691	26/07/23
91	TSSD <- - TSSA	56.00.00	13.362.717	16/08/23
92	TSSD <- - TSSA	27.00.00	16.514.073	27/09/23
93	TSSD <- - TSSA	21.04	13.171.726	25/10/23
94	TSSD <- - TSSA	18.00	15.988.847	15/11/23
95	TSSD <- - TSSA	29.00.00	23.723.993	28/02/24
96	TSSD <- - TSSA	24.08.00	16.896.055	03/07/24
97	TSSD <- - TSSA	13.04	15.654.612	07/08/24
98	TSSD <- - TSSA	09.04	12.932.987	04/09/24
99	TSSD <- - TSSA	03.00	13.100.104	10/10/24
100	TSSD <- - TSSA	06.06	13.123.978	13/11/24
101	TSSD <- - TSSB	08.00	12.419.220	06/02/20
102	TSSD <- - TSSB	13.08	17.669.360	03/02/21
103	TSSD <- - TSSB	05.00	9.241.503	21/07/21
104	TSSD <- - TSSB	02.09	7.030.918	18/08/21
105	TSSD <- - TSSB	04.08	8.412.534	08/09/21
106	TSSD <- - TSSB	29.02.00	12.695.543	06/10/21
107	TSSD <- - TSSB	06.00	12.004.735	03/11/21
108	TSSD <- - TSSB	07.08	16.149.582	02/02/22
109	TSSD <- - TSSB	08.04	8.965.180	14/07/22
110	TSSD <- - TSSB	05.02	9.794.150	03/08/22

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
111	TSSD <- - TSSB	07.00	7.928.968	14/09/22
112	TSSD <- - TSSB	11.00	11.037.604	12/10/22
113	TSSD <- - TSSB	18.00	23.472.146	16/11/22
114	TSSD <- - TSSB	46.00.00	51.104.461	02/02/23
115	TSSD <- - TSSB	19.00	9.655.988	26/07/23
116	TSSD <- - TSSB	56.00.00	26.649.862	16/08/23
117	TSSD <- - TSSB	27.00.00	15.320.613	27/09/23
118	TSSD <- - TSSB	21.04	15.044.290	25/10/23
119	TSSD <- - TSSB	18.00	19.741.783	15/11/23
120	TSSD <- - TSSB	29.00.00	33.834.264	28/02/24
121	TSSD <- - TSSB	24.08.00	31.347.356	03/07/24
122	TSSD <- - TSSB	13.04	13.524.512	07/08/24
123	TSSD <- - TSSB	09.04	9.932.311	04/09/24
124	TSSD <- - TSSB	03.00	7.928.968	10/10/24
125	TSSD <- - TSSB	06.06	9.794.150	13/11/24
126	TSSD <- - TSSC	08.00	8.190.630	06/02/20
127	TSSD <- - TSSC	13.08	11.775.230	03/02/21
128	TSSD <- - TSSC	05.00	10.198.006	21/07/21
129	TSSD <- - TSSC	02.09	15.359.831	18/08/21
130	TSSD <- - TSSC	04.08	10.341.390	08/09/21
131	TSSD <- - TSSC	29.02.00	13.065.686	06/10/21
132	TSSD <- - TSSC	06.00	18.227.511	03/11/21
133	TSSD <- - TSSC	07.08	15.073.063	02/02/22
134	TSSD <- - TSSC	08.04	11.488.462	14/07/22
135	TSSD <- - TSSC	05.02	9.767.854	03/08/22
136	TSSD <- - TSSC	07.00	12.635.534	14/09/22

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
137	TSSD <- - TSSC	11.00	14.069.374	12/10/22
138	TSSD <- - TSSC	18.00	20.521.655	16/11/22
139	TSSD <- - TSSC	46.00.00	47.764.616	02/02/23
140	TSSD <- - TSSC	19.00	10.484.774	26/07/23
141	TSSD <- - TSSC	56.00.00	16.506.903	16/08/23
142	TSSD <- - TSSC	27.00.00	16.363.519	27/09/23
143	TSSD <- - TSSC	21.04	15.359.831	25/10/23
144	TSSD <- - TSSC	18.00	25.970.247	15/11/23
145	TSSD <- - TSSC	29.00.00	26.973.935	28/02/24
146	TSSD <- - TSSC	24.08.00	22.098.879	03/07/24
147	TSSD <- - TSSC	13.04	15.646.599	07/08/24
148	TSSD <- - TSSC	09.04	13.782.606	04/09/24
149	TSSD <- - TSSC	03.00	8.692.474	10/10/24
150	TSSD <- - TSSC	06.06	10.341.390	13/11/24
151	TSSE <- - TSSA	02.08	13.259.660	06/02/20
152	TSSE <- - TSSA	16.02	12.687.397	03/02/21
153	TSSE <- - TSSA	07.00	8.967.691	21/07/21
154	TSSE <- - TSSA	06.05	8.776.937	18/08/21
155	TSSE <- - TSSA	05.04	37.103.927	08/09/21
156	TSSE <- - TSSA	07.05	10.112.216	06/10/21
157	TSSE <- - TSSA	07.02	11.638.249	03/11/21
158	TSSE <- - TSSA	11.00	13.545.791	02/02/22
159	TSSE <- - TSSA	04.08	9.253.823	14/07/22
160	TSSE <- - TSSA	07.02	7.918.544	03/08/22
161	TSSE <- - TSSA	02.06	9.158.446	14/09/22
162	TSSE <- - TSSA	13.00	8.967.691	12/10/22

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
163	TSSE <- - TSSA	19.00	17.074.742	16/11/22
164	TSSE <- - TSSA	42.00.00	38.057.698	02/02/23
165	TSSE <- - TSSA	12.00	9.444.577	26/07/23
166	TSSE <- - TSSA	15.04	8.300.052	16/08/23
167	TSSE <- - TSSA	13.08	14.594.939	27/09/23
168	TSSE <- - TSSA	05.03	7.918.544	25/10/23
169	TSSE <- - TSSA	06.06	13.545.791	15/11/23
170	TSSE <- - TSSA	65.00.00	28.996.876	28/02/24
171	TSSE <- - TSSA	23.06	15.357.955	03/07/24
172	TSSE <- - TSSA	32.00.00	12.878.151	07/08/24
173	TSSE <- - TSSA	07.02	7.441.658	04/09/24
174	TSSE <- - TSSA	02.05	7.775.478	10/10/24
175	TSSE <- - TSSA	05.00	7.823.167	13/11/24
176	TSSE <- - TSSB	02.08	9.810.210	06/02/20
177	TSSE <- - TSSB	16.02	15.358.603	03/02/21
178	TSSE <- - TSSB	07.00	6.451.973	21/07/21
179	TSSE <- - TSSB	06.05	4.115.808	18/08/21
180	TSSE <- - TSSB	05.04	5.575.911	08/09/21
181	TSSE <- - TSSB	07.05	10.102.231	06/10/21
182	TSSE <- - TSSB	07.02	9.372.179	03/11/21
183	TSSE <- - TSSB	11.00	13.752.489	02/02/22
184	TSSE <- - TSSB	04.08	6.159.952	14/07/22
185	TSSE <- - TSSB	07.02	7.036.014	03/08/22
186	TSSE <- - TSSB	02.06	5.064.875	14/09/22
187	TSSE <- - TSSB	13.00	8.350.107	12/10/22
188	TSSE <- - TSSB	19.00	21.491.036	16/11/22

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
189	TSSE <- - TSSB	42.00.00	50.693.102	02/02/23
190	TSSE <- - TSSB	12.00	6.890.004	26/07/23
191	TSSE <- - TSSB	15.04	24.849.274	16/08/23
192	TSSE <- - TSSB	13.08	12.876.427	27/09/23
193	TSSE <- - TSSB	05.03	12.584.406	25/10/23
194	TSSE <- - TSSB	06.06	17.548.758	15/11/23
195	TSSE <- - TSSB	65.00.00	32.441.811	28/02/24
196	TSSE <- - TSSB	23.06	29.813.625	03/07/24
197	TSSE <- - TSSB	32.00.00	10.978.293	07/08/24
198	TSSE <- - TSSB	07.02	7.182.024	04/09/24
199	TSSE <- - TSSB	02.05	5.064.875	10/10/24
200	TSSE <- - TSSB	05.00	7.036.014	13/11/24
201	TSSE <- - TSSC	02.08	4.454.521	06/02/20
202	TSSE <- - TSSC	16.02	8.648.392	03/02/21
203	TSSE <- - TSSC	07.00	6.803.089	21/07/21
204	TSSE <- - TSSC	06.05	12.842.263	18/08/21
205	TSSE <- - TSSC	05.04	6.970.844	08/09/21
206	TSSE <- - TSSC	07.05	10.158.185	06/10/21
207	TSSE <- - TSSC	07.02	16.197.359	03/11/21
208	TSSE <- - TSSC	11.00	12.506.753	02/02/22
209	TSSE <- - TSSC	04.08	8.312.882	14/07/22
210	TSSE <- - TSSC	07.02	6.299.824	03/08/22
211	TSSE <- - TSSC	02.06	9.654.921	14/09/22
212	TSSE <- - TSSC	13.00	11.332.469	12/10/22
213	TSSE <- - TSSC	19.00	18.881.436	16/11/22
214	TSSE <- - TSSC	42.00.00	50.754.852	02/02/23

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
215	TSSE <- - TSSC	12.00	7.138.599	26/07/23
216	TSSE <- - TSSC	15.04	14.184.301	16/08/23
217	TSSE <- - TSSC	13.08	14.016.546	27/09/23
218	TSSE <- - TSSC	05.03	12.842.263	25/10/23
219	TSSE <- - TSSC	06.06	25.256.119	15/11/23
220	TSSE <- - TSSC	65.00.00	26.430.403	28/02/24
221	TSSE <- - TSSC	23.06	20.726.739	03/07/24
222	TSSE <- - TSSC	32.00.00	13.177.772	07/08/24
223	TSSE <- - TSSC	07.02	10.996.959	04/09/24
224	TSSE <- - TSSC	02.05	5.041.663	10/10/24
225	TSSE <- - TSSC	05.00	6.970.844	13/11/24
226	TSSE <- - TSSD	02.08	9.118.649	06/02/20
227	TSSE <- - TSSD	16.02	12.373.636	03/02/21
228	TSSE <- - TSSD	07.00	7.435.035	21/07/21
229	TSSE <- - TSSD	06.05	6.256.505	18/08/21
230	TSSE <- - TSSD	05.04	7.322.794	08/09/21
231	TSSE <- - TSSD	07.05	21.016.188	06/10/21
232	TSSE <- - TSSD	07.02	7.996.240	03/11/21
233	TSSE <- - TSSD	11.00	9.006.408	02/02/22
234	TSSE <- - TSSD	04.08	9.343.131	14/07/22
235	TSSE <- - TSSD	07.02	7.547.276	03/08/22
236	TSSE <- - TSSD	02.06	8.557.444	14/09/22
237	TSSE <- - TSSD	13.00	10.802.263	12/10/22
238	TSSE <- - TSSD	19.00	14.730.696	16/11/22
239	TSSE <- - TSSD	42.00.00	30.444.426	02/02/23
240	TSSE <- - TSSD	12.00	15.291.900	26/07/23

NO	Model	Observed	Predicted	Waktu
241	TSSE <- - TSSD	15.04	36.056.472	16/08/23
242	TSSE <- - TSSD	13.08	19.781.537	27/09/23
243	TSSE <- - TSSD	05.03	16.638.791	25/10/23
244	TSSE <- - TSSD	06.06	14.730.696	15/11/23
245	TSSE <- - TSSD	65.00.00	20.903.947	28/02/24
246	TSSE <- - TSSD	23.06	18.546.887	03/07/24
247	TSSE <- - TSSD	32.00.00	12.149.154	07/08/24
248	TSSE <- - TSSD	07.02	9.904.336	04/09/24
249	TSSE <- - TSSD	02.05	6.312.626	10/10/24
250	TSSE <- - TSSD	05.00	8.332.963	13/11/24

RIWAYAT HIDUP



Foto profil terbaru dicantumkan di sini.

Dalam riwayat hidup dijelaskan tempat dan tanggal kelahiran mahasiswa, putra dan putri ke-berapa dari orang tua, nama kedua orang tua atau wali. Pendidikan penulis sejak sekolah menengah hingga terdaftar sebagai mahasiswa Teknik Lingkungan UII juga silakan ditulis juga. Kegiatan penulis di luar akademik yang menunjang pendidikan juga sebaiknya dicantumkan, terutama prestasi akademik yang pernah diraih selama masa kemahasiswaan. Silakan tambahkan foto profil terbaru juga di bagian awal Riwayat Hidup, seperti contoh di atas.

Uraian tentang riwayat hidup boleh dibuat dalam beberapa paragraf. Meskipun begitu, tidak boleh lebih dari satu halaman.