EVALUASI METODE RANDOM FOREST, XGBOOST DAN C5.0 DALAM KLASIFIKASI KUALITAS AIR BERSIH UNTUK MENDUKUNG PENGELOLAAN SUMBER DAYA AIR

(Skripsi)

Oleh

MELAN CANIADI NPM 2017051031



FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM UNIVERSITAS LAMPUNG BANDAR LAMPUNG 2024

ABSTRAK

EVALUASI METODE RANDOM FOREST, XGBOOST DAN C5.0 DALAM KLASIFIKASI KUALITAS AIR BERSIH UNTUK MENDUKUNG PENGELOLAAN SUMBER DAYA AIR

Oleh

MELAN CANIADI

Air bersih adalah kebutuhan dasar manusia yang penting untuk kehidupan seharihari dan kesehatan. Namun, banyak orang di seluruh dunia masih kekurangan akses air bersih dan sanitasi yang layak. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kualitas air bersih menggunakan metode Random Forest, XGBoost, dan C5.0, guna mendukung pengelolaan sumber daya air. Data yang digunakan berasal dari Kaggle, mencakup 971 data kualitas air dari 62 titik lokasi sungai di Amerika Serikat dari tahun 1995 hingga 2014, pembagian data menggunakan metode hold out dan stratified k-fold cross-validation. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Random Forest dengan menggunakan hold out memiliki akurasi tertinggi sebesar 0.979 dengan waktu eksekusi 429.806 ms, dibandingkan dengan stratified k-fold cross-validation dengan akurasi 0.977 dan waktu eksekusi 8584.102 ms. XGBoost dan C5.0 menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 0.966 dengan stratified k-fold cross-validation, meskipun waktu eksekusi lebih lama dibandingkan dengan metode hold out. Akurasi XGBoost dengan hold out adalah 0.964 dengan waktu eksekusi 315.998 ms, sedangkan C5.0 memiliki akurasi 0.960 dengan waktu eksekusi 62.28 ms.

Kata Kunci: *Machine Learning*, *Random Forest*, *Extreme Gradien Boosting*, C5.0, Kualitas Air, Klasifikasi.

ABSTRACT

EVALUATION OF RANDOM FOREST, XGBOOST AND C5.0 METHODS IN CLEAN WATER QUALITY CLASSIFICATION TO SUPPORT WATER RESOURCES MANAGEMENT

By

MELAN CANIADI

Clean water is a basic human need that is important for daily life and health. However, many people around the world still lack access to clean water and proper sanitation. This research aims to classify clean water quality using the Random Forest, XGBoost, and C5.0 methods, to support water resource management. The data used comes from Kaggle, includes 971 water quality data from 62 river locations in the United States from 1995 to 2014, data division uses the hold out and stratified k-fold cross-validation methods. The research results show that the Random Forest method using hold out has the highest accuracy of 0.979 with an execution time of 429,806 ms, compared to stratified k-fold cross-validation with an accuracy of 0.977 and an execution time of 8584,102 ms. XGBoost and C5.0 show the highest accuracy of 0.966 with stratified k-fold cross-validation, although the execution time is longer compared to the hold out method. The accuracy of XGBoost with hold out is 0.964 with an execution time of 315.998 ms, while C5.0 has an accuracy of 0.960 with an execution time of 62.28 ms.

Keywords: Machine Learning, Random Forest, Extreme Gradient Boosting, C5.0, Water Quality, Classification.

EVALUASI METODE RANDOM FOREST, XGBOOST DAN C5.0 DALAM KLASIFIKASI KUALITAS AIR BERSIH UNTUK MENDUKUNG PENGELOLAAN SUMBER DAYA AIR

Oleh

MELAN CANIADI

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar SARJANA ILMU KOMPUTER

Pada

Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM UNIVERSITAS LAMPUNG BANDAR LAMPUNG 2024

Judul Skripsi

EVALUASI METODE RANDOM FOREST, XGBOOST DAN C5.0 DALAM KLASIFIKASI KUALITAS AIR BERSIH UNTUK MENDUKUNG PENGELOLAAN SUMBER DAYA AIR

Nama Mahasiswa

: Melan Caniadi

Nomor Pokok Mahasiswa

: 2017051031

Program Studi

: S1-Ilmu Komputer

Fakultas

: Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

Dewi Asiah Shofiana, S.Komp., M.Kom.

NIP. 199509292020122030

Ridho Sholehurrohman, M. Mat.

NIK. 232111970128101

2. Ketua Jurusan Ilmu Komputer

Dwi Sakethi, S.Si., M.Kom. NIP. 196806111998021001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua

: Dewi Asiah Shofiana, S.Komp., M.Kom.

Sekretaris

: Ridho Sholehurrohman, M. Mat.

Penguji

Bukan Pembimbing

: Dr. Aristoteles, S.Si., M.Si.

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.

NIP. 197110012005011002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 4 Juli 2024

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama

: Melan Caniadi

NPM

: 2017051031

Menyatakan bahwa skripsi saya yang berjudul "Evaluasi Metode Random Forest, Xgboost dan C5.0 Dalam Klasifikasi Kualitas Air Bersih Untuk Mendukung Pengelolaan Sumber Daya Air" merupakan karya saya sendiri dan bukan karya orang lain. Seluruh tulisan yang tertulis dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah penulisan karya ilmiah Universitas lampung. Apabila di kemudian hari terbukti skripsi saya merupakan hasil penjiplakan atau dibuat orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi berupa pencabutan gelar yang telah saya terima.

Bandar Lampung, 4 Juli 2024

Melan Caniadi NPM. 2017051031

RIWAYAT HIDUP



Penulis bernama Melan Caniadi bertempat lahir di Way Mengaku pada tanggal 12 Maret 2002, sebagai anak ketiga dari empat bersaudara. Penulis menyelesaikan pendidikan formal di SD Negeri 3 Way Mengaku dan selesai pada tahun 2014. Kemudian melanjutkan pendidikan menengah pertama di SMP Negeri 1 Liwa yang diselesaikan pada tahun 2017, lalu melanjutkan ke pendidikan menengah atas di SMA

Negeri 1 Liwa yang diselesaikan pada tahun 2020.

Pada tahun 2020 penulis terdaftar sebagai mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur PMPAP. Selama menjadi mahasiswa, penulis melakukan beberapa kegiatan antara lain.

- 1. Menjadi anggota Adapter Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer pada periode 2020/2021.
- 2. Menjadi anggota Biro Kesekretariatan Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer pada priode 2020/2021.
- 3. Menjadi anggota Biro Kesekretariatan Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer pada priode 2021/2022.
- 4. Menjadi Asisten Dosen Jurusan Ilmu Komputer pada mata kuliah Sistem Operasi dan Basis Data tahun 2022, serta mata kuliah Pemrosesan Data Terdistribusi tahun 2023.
- Menjadi anggota Divisi LCT (Lomba Cepat Tepat) pada acara Pekan Raya Jurusan Ilmu Komputer pada tahun 2021.

- 6. Menjadi Bendahara Pelaksana pada acara Pekan Raya Jurusan Ilmu Komputer pada tahun 2022.
- 7. Melaksanakan Kerja Praktik di PT Jasa Raharja Putera Cabang Bandar Lampung pada periode I tahun 2023.
- 8. Mengikuti *Course* UI/UX *Designer* Pemula pada Program Kredensial Mikro Mahasiswa Indonesia (KMMI) pada tahun 2021.
- 9. Melaksanakan KKN di Desa Tanjung Agung, Kecamatan Teluk Pandan, Kabupaten Pesawaran pada periode II tahun 2023.

MOTTO

"Cukuplah Allah (menjadi penolong) bagi kami dan dia sebaik-baik pelindung." (QS. Ali-Imran: 173)

"Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya." (Q.S Al-Baqarah: 286)

"Karena sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan." (Q.S Al-Insyirah: 5)

PERSEMBAHAN

Alhamdulillahirobbilalamin

Puji dan syukur tercurahkan kepada Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas segala Rahmat dan Karunia-Nya sehingga saya dapat menyelesaikan skripsi ini. Shalawat serta salam selalu tercurahkan kepada Nabi Muhammad Shallallahu Alaihi Wasallam.

Kupersembahkan karya ini kepada:

Kedua Orang Tuaku Tercinta

Atas segala pengorbanan, perjuangan, kasih sayang, perhatian, dukungan dan do'a yang selalu menyertaiku. Kuucapkan terima kasih sebesar-besarnya karena telah mendidik dan membesarkanku dengan penuh kasih sayang yang tak akan terbalaskan. Kuucapkan juga terima kasih kepada kakak dan adikku atas dukungan dan do'a yang deberikan kepadaku.

Seluruh Keluarga Besar Ilmu Komputer 2020

Yang senantiasa memberikan semangat dan dukungan.

Almamater Tercinta, Universitas Lampung dan Jurusan Ilmu Komputer

Tempat bernaung mengemban semua ilmu untuk menjadi bekal kehidupan.

SANWACANA

Puji syukur kehadirat Allah *Subhanahu Wa Ta'ala*, karena telah memberikan limpahan nikmat, rahmat dan karunia-Nya. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurahkan kepada junjungan Nabi Muhammad SAW, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "Evaluasi Metode *Random Forest*, *Xgboost* dan C5.0 Dalam Klasifikasi Kualitas Air Bersih Untuk Mendukung Pengelolaan Sumber Daya Air" dengan baik dan lancar.

Selesainya skrispsi ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, ucapan terima kasih ditujukan kepada:

- Bak dan Mak yang selalu mendoakan yang terbaik, memberi dukungan, kasih sayang dan selalu memberikan semangat baik secara moral maupun material dalam menyelesaikan skripsi ini.
- 2. Saudara dan saudari penulis, Rinaldi, Citra Triadi dan Aditio Rahman yang selalu memberikan dukungan dan doa dalam menyelesaikan skripsi.
- 3. Ibu Dewi Asiah Shofiana, S.Komp., M.Kom selaku pembimbing utama dalam penelitian ini yang senantiasa memberikan arahan, ilmu dan saran serta motivasi dalam menyeselsaikan penelitian ini.
- 4. Bapak Ridho Sholehurrohman, M. Mat selaku pembimbing kedua dalam penelitian ini yang selalu memberikan, ide, kritik dan saran sehingga skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik.
- 5. Bapak Dr. Aristoteles, S.Si., M.Si. sebagai pembahas yang telah memberikan masukan serta saran yang bermanfaat dalam perbaikan skripsi ini.
- 6. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si. selaku dekan FMIPA Universitas Lampung.

- Bapak Dwi Sakethi, S.Si., M.Kom selaku dosen pembimbing akademik dan Ketua Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung yang telah memberikan arahan dan bimbingan hingga penelitian ini selesai.
- Ibu Anie Rose Irawati, S.T. M.Cs selaku Sekretaris Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung.
- Seluruh Dosen, Staf, dan Karyawan Jurusan Ilmu Komputer yang telah memberikan ilmu, pelajaran, dan bantuan terbaik selama penulis menempuh pendidikan di Jurusan Ilmu Komputer Universitas Lampung.
- 10. Teman seperjuangan semasa kuliah Aura Husnaini P.Z, Yulia Dwi Putri, Ages Mahesa, Dita Faradila, dan Pynka Aryani Angelia Haryanto yang selalu mendukung, menemani, dan berbagi cerita indah selama masa perkuliahan.
- 11. Sahabat penulis Melisa Siti Febiane Ad'ha dan Dianita Oktariani yang selalu memberikan semangat kepada penulis untuk menyelesaikan studi ini.
- 12. Akbar Ferdian Maulana yang selalu menemani, membantu, memberikan dukungan dan semangat kepada penulis untuk menyelesaikan skripsi ini.
- Teman-teman Himakom yang sudah mengajarkan banyak hal dalam berorganisasi dan memberikan pengalaman yang berharga.
- 14. Keluarga Ilmu Komputer 2020 yang telah memberikan pengalaman yang sangat berarti selama menjalankan studi di Jurusan Ilmu Komputer Universitas Lampung.
- 15. Seluruh pihak yang terlibat secara langsung maupun tidak langsung, atas dukungannya dalam menyelesaikan skripsi.

Penulis menyadari bahwa penyusunan skripsi ini masih jauh dari kata sempurna. Namun penulis sangat mengharapkan skripsi ini dapat bermanfaat bagi para civitas akademik Universitas Lampung pada umumnya dan mahasiswa Ilmu Komputer pada khususnya.

Bandar Lampung, 4 Juli 2024

Melan Caniadi NPM. 2017051031

DAFTAR ISI

		Halaman
DAFT	AR ISI	xiv
DAFT	AR TABEL	xvii
DAFT	AR GAMBAR	xix
DAFT	AR KODE PROGRAM	ix
I. Pl	ENDAHULUAN	10
1.1	Latar Belakang	10
1.2	Rumusan Masalah	24
1.3	Batasan Masalah	24
1.4	Tujuan Penelitian	24
1.5	Manfaat Penelitian	25
II. T	INJAUAN PUSTAKA	26
2.1	Penelitian Terdahulu	26
2.2	Air	30
2.3	Standar Kualitas Air	31
2.4	Metode CCME WQI	31
2.5	Machine Learning	35
2	5.1 Supervised Learning	36
2	5.2 Unsupervised Learning	36
2.6	Klasifikasi	37
2.7	Hold out	37
2.8	Stratified K-fold Cross Validation	
2.9	Metode Random Forest	39

2.	.10	Metode Extreme Gradient Boosting (XGBoost)	41
2.	.11	Metode C5.0	43
2.	.12	Confusion Matrix	44
	2.12.1	Accuracy	46
	2.12.2	Precision	46
	2.12.3	Recall	46
	2.12.4	F1 Score	47
III.	ME	TODE PENELITIAN	48
3.	.1 To	empat dan Waktu Penelitian	48
	3.1.1	Tempat Penelitian	48
	3.1.2	Waktu Penelitian	48
3.	.2 D	ata dan Alat	50
	3.2.1	Data	50
	3.2.2	Perangkat Penelitian	52
3.	.3 M	etode	54
	3.3.1	Literature Review	55
	3.3.2	Data Collection	55
	3.3.3	Data Preprocessing	55
	3.3.4	Data Split	56
	3.3.5	Classification Modelling	56
	3.3.6	Evaluation	56
IV.	HAS	SIL DAN PEMBAHASAN	57
4.	.1 <i>In</i>	ıport Data	57
4.	.2 Pi	reprocessing	57
	4.2.1	Drop Unnecessary Features	57
	4.2.2	Rename Columns	58
	4.2.3	New Columns Quality Classification	58
	4.2.4	Exploratory Data Analysis (EDA)	59
	4.2.5	SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique)	69
4.	.3 Pe	embagian Data	70
4.	.4 Pe	emodelan	71
	4.4.1	Metode Random Forest	71
	4.4.2	Metode XGBoost	77

4.4	4.3 Metode C5.0	81
4.5	Pembahasan	86
v. si	MPULAN DAN SARAN	91
5.1	Simpulan	91
5.2	Saran	92
DAFT	AR PUSTAKA	93

DAFTAR TABEL

Tabel 1. Tinjauan pustaka dalam penelitian	Halaman 26
2. Parameter standar kualitas air bersih (Patora & Morley, 2015)	31
3. Klasifikasi indeks kualitas air CCME WQI (Lumb et al., 2011)	34
4. Confusion matrix (Tangkelayuk & Mailoa, 2022)	45
5. Alur waktu pengerjaan penelitian.	49
6. Penjelasan atribut pada <i>dataset</i> .	50
7. Perbandingan setelah dilakukan <i>oversampling</i> .	70
8. Evaluasi confusion matrix Random Forest dengan hold out	72
9. Perhitungan setiap class Random Forest dengan hold out.	73
10. Metrik evaluasi <i>hold out</i> metode <i>Random Forest</i>	73
11. Iterasi SKCV pada Random Forest.	74
12. Evaluasi confusion matrix Random Forest dengan SKCV	75
13. Perhitungan setiap class Random Forest dengan SKCV	76
14. Metrik evaluasi SKCV metode Random Forest	76
15. Evaluasi confusion matrix XGBoost dengan hold out	78
16. Perhitungan setiap <i>class XGBoost</i> dengan <i>hold out</i>	78
17. Metrik evaluasi <i>hold out</i> metode <i>XGBoost</i> .	78
18. Iterasi SKCV pada XGBoost.	79
19. Evaluasi confusion matrix XGBoost dengan SKCV.	80
20. Perhitungan setiap <i>class XGBoost</i> dengan SKCV.	80
21. Metrik evaluasi SKCV metode <i>XGBoost</i>	81
22. Evaluasi confusion matrix C5.0 dengan hold out	82
23. Perhitungan setiap <i>class</i> C5.0 dengan <i>hold out</i>	83
24. Metrik evaluasi <i>hold out</i> metode C5.0.	83

25. Iterasi SKCV pada C5.0.	84
26. Evaluasi <i>confusion matrix</i> C5.0 dengan SKCV	85
27. Perhitungan setiap class C5.0 dengan SKCV.	85
28. Metrik evaluasi SKCV metode C5.0	86
29. Perbandingan tiga metode dengan holdout.	87
30. Perbandingan tiga metode dengan SKCV	88
31. Runtime menggunakan pembagian data metode hold out	89
32. Runtime menggunakan pembagian data metode SKCV	90

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Metode <i>hold out</i> (Ghazvini et al., 2014)	Halaman 38
2. Metode <i>stratified k-fold cross validation</i> (Muller, 2020)	
3. Contoh Random Forest (Yang et al., 2019).	39
4. Alur kerja penelitian	54
5. Distribusi fitur numerik	59
6. Heatmap dataset kualitas air	60
7. Grafik <i>bar</i> atribut <i>quality</i> .	61
8. Plot <i>violin</i> atribut <i>fecal</i> .	62
9. Plot <i>violin</i> atribut <i>oxygen</i> .	63
10. Plot <i>violin</i> atribut <i>pH</i>	63
11. Plot violin atribut tot_sediment	64
12. Plot violin atribut temperature.	65
13. Plot <i>violin</i> atribut <i>nitrogen</i> .	65
14. Plot violin atribut phosphorus.	66
15. Plot <i>violin</i> atribut <i>turbidity</i>	67
16. Plot scatter tot_sediment dan turbidity	67
17. Plot scatter tot_sediment dan phosphorus	68
18. Plot scatter phosphorus dan turbidity	68
19. Plot scatter pH dan oxygen.	69
20. Oversampling dengan SMOTE.	70
21. Confusion matrix Random Forest dengan hold out	72
22. Confusion matrix Random Forest dengan SKCV	75
23. Confusion matrix XGBoost dengan hold out	77
24. Confusion matrix XGBoost dengan SKCV	80

25. Confusion matrix C5.0 dengan hold out.	. 82
26. Confusion matrix C5.0 dengan SKCV	. 85

DAFTAR KODE PROGRAM

Kode Program	Halaman
1. Import data.	57
2. Drop unnecessary features	58
3. Rename columns	58
4. New columns quality classification	59
5. Metode <i>hold out</i> .	71
6. Metode <i>stratified k-fold cross-validation</i>	71

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Air bersih merupakan kebutuhan penting dalam kehidupan manusia dan merupakan sumber daya alam yang mempunyai fungsi yang sangat penting. Air bersih dimanfaatkan manusia untuk kebutuhan sehari-hari mulai dari minum, mandi, memasak, mencuci dan keperluan lainnya (Zulhilmi et al., 2019). Air bersih dan sanitasi yang layak merupakan kebutuhan dasar setiap manusia. Dalam *Sustainable Development Goals* (SDGs) poin keenam adalah ketersediaan dan pengelolaan air bersih dan sanitasi yang aman merupakan salah satu tujuan keberlangsungan bagi seluruh manusia (Muslim et al., 2021).

Menurut laporan UNICEF (*United Nations Children's Fund*) terdapat miliar orang di seluruh dunia terus mengalami penderitaan karena kurangnya akses yang memadai terhadap air bersih, sanitasi dan kebersihan. Sekitar 2,2 miliar orang di seluruh dunia tidak memperoleh layanan air minum yang dikelola dengan aman, sementara 4,2 miliar orang tidak memiliki akses ke fasilitas sanitasi yang dikelola dengan baik. Selain itu, 3 miliar orang tidak dapat mengakses fasilitas dasar untuk mencuci tangan, tidak adanya layanan ini menggambarkan tantangan global yang signifikan dalam mencapai standar kesehatan dan kebersihan yang memadai bagi populasi dunia (UNICEF, 2019).

Penurunan kualitas air bersih hampir 70% disebabkan oleh bakteri *fecal* coliform dan total coliform yang berasal dari kotoran manusia dan hewan yang mengandung bakteri panthogen berupa shigella sp, escherihia coli,

vibrio cholorae, campylobacter jejuni dan salmonella. Fenomena ini menunjukkan bahwa pertumbuhan penduduk memberikan kontribusi negatif terhadap kualitas lingkungan hidup, khususnya kualitas air bersih (Kustanto, 2020).

Data mining adalah bagian dari ilmu kecerdasan buatan yang berkaitan dengan penggalian pola-pola dalam data untuk mengubahnya menjadi informasi yang berharga. Data mining melibatkan penggunaan berbagai teknik pembelajaran komputer untuk menganalisis dan mengekstraksi pengetahuan secara otomatis (Hawari et al., 2022). Tugas utama pada data mining meliputi klasifikasi, yaitu suatu teknik dengan melihat pada kelakuan dan atribut dari kelompok yang telah didefinisikan (Imandasari et al., 2019). Metode klasifikasi machine learning telah menjadi perangkat yang sudah lama digunakan dalam berbagai disiplin ilmu, termasuk data mining serta berbagai bidang ilmu komputer lainnya (Mambang & Byna, 2017).

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi suatu data yang disusun secara sistematis ke dalam kelompok tertentu, sehingga memungkinkan identifikasi suatu individu pada kelompok tertentu, pada penelitian ini menerapkan perbandingan metode klasifikasi *Random Forest*, *XGBoost* dan C5.0 untuk menentukan kualitas air bersih. *Random Forest* adalah metode klasifikasi yang terdiri dari beberapa pohon keputusan, di mana setiap pohon keputusan dibangun dengan menggunakan vektor acak. Pendekatan ini umumnya digunakan untuk menyisipkan vektor acak dalam pembentukan pohon – pohon keputusan (Mambang & Byna, 2017) *Extreme Gradient Boosting* (*XGBoost*) merupakan metode *boosting* dengan menggabungkan beberapa kumpulan pohon keputusan yang akan digunakan dalam pembangunan pohon keputusan selanjutnya (Syukron et al., 2020). Algoritma C5.0 adalah penyempurnaan dari algoritma sebelumnya yang dibentuk oleh Ross Quinlan pada tahun 1987 yaitu algoritma ID3 dan C4.5 (Purba et al., 2022).

Kualitas air yang layak konsumsi bagi masyarakat, perlu adanya identifikasi dini terhadap sumber air baku serta faktor-faktor yang mempengaruhinya. Tujuan dari penelitian ini yaitu berkontribusi untuk menentukan kualitas air bersih sebagai upaya pengelolaan sumber daya air agar lebih baik dengan menggunakan metode *Random Forest*, *XGBoost* dan C5.0, sehingga dapat membantu meningkatkan hasil akurasi pada proses klasifikasi serta memperoleh tingkat kualitas air bersih yang baik untuk dikonsumsi.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dari penelitian ini berdasarkan pemaparan latar belakang adalah sebagai berikut:

- Bagaimana mengimplementasikan metode *Random Forest*, *XGBoost* dan C5.0 dalam mengklasifikasikan kualitas air bersih.
- 2. Bagaimana hasil analisis kinerja metode *Random Forest*, *XGBoost* dan C5.0 dalam mengklasifikasikan kualitas air bersih.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1. Data yang digunakan yaitu data yang bersumber dari *Kaggle* berjumlah 971 data.
- 2. Metode klasifikasi yang digunakan adalah metode *Random Forest*, *XGBoost* dan C5.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan pada penelitian ini sebagai berikut:

- 1. Mengimplementasikan metode *Random Forest*, *XGBoost* dan C5.0 dalam mengklasifikasikan kualitas air bersih.
- 2. Membandingkan kinerja metode *Random Forest*, *XGBoost* dan C5.0 dalam mengklasifikasikan kualitas air bersih.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Mengetahui hasil kinerja klasifikasi kualitas air bersih sebagai upaya pengelolaan sumber daya air menggunakan perbandingan metode Random Forest, XGBoost dan C5.0.
- 2. Mendukung pencapaian *Sustainable Development Goals* (SDGs) poin keenam yang menetapkan tujuan untuk memastikan ketersediaan dan pengeloaan air bersih serta sanitasi yang aman.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Dalam melakukan suatu penelitian diperlukan penelitian yang sudah ada sebelumnya, yang berkaitan dengan penelitian tersebut. Referensi atau tinjauan pustaka dalam penelitian ini ditujukan pada Tabel 1.

Tabel 1. Tinjauan pustaka dalam penelitian.

No	Penelitian	Data	Metode	Hasil
1	Water Quality	Jumlah: 1.679	SVM, Random	SVM
	Classification	Training: 75%	Forest, Multi	- Akurasi: 80.7%
	Using Machine	Testing: 25%	Layer Perceptron	- Precision: 81.3%
	Learning		(MLP), Logistic	- <i>Recall</i> : 80.7%
	Algorithms (Nasir		Regression,	- F1 <i>Score</i> : 80.6%
	et al., 2022).		XGBoost,	
			Decision Tree	Random Forest
			dan CATBoost	- Akurasi: 94%
				- Precision: 94%
				- <i>Recall</i> : 94%
				- F1 <i>Score</i> : 94%
				MLP
				- Akurasi: 88.6%
				- <i>Precision</i> : 88.9%
				- <i>Recall</i> : 88.6%
				- F1 <i>Score</i> : 88.6%

No	Penelitian	Data	Metode	Hasil
				Logistic Regression
				- Akurasi: 72.9%
				- <i>Precision</i> : 72.4%
				- Recall: 72.9%
				- F1 <i>Score</i> : 72.4%
				XGBoost
				- Akurasi: 88.1%
				- <i>Precision</i> : 88.3%
				- <i>Recall</i> : 88.1%
				- F1 <i>Score</i> : 88%
				Decision Tree
				- Akurasi: 81.6%
				- Precision: 81.7%
				- <i>Recall</i> : 81.6%
				- F1 <i>Score</i> : 81.5%
				CATBoost
				- Akurasi: 94.5%
				- <i>Precision</i> : 94.5%
				- Recall: 94.5%
				- F1 <i>Score</i> : 94.5%
2	Klasifikasi	Jumlah: 2.081	KNN, naive	Akurasi <i>KNN</i> :
	Kualitas Air	Training: 70%	bayes dan	86.88%
	Menggunakan	Testing: 30%	decision tree	
	Metode KNN,			Akurasi Naive
	Naive Bayes Dan			Bayes: 63.60%
	Decision Tree			
	(Tangkelayuk &			Akurasi Decision
	Mailoa, 2022).			Tree: 80.84%

No	Penelitian	Data	Metode	Hasil
3	Klasifikasi	Jumlah: 267	Random Forest	Presisi: 82%
	Kualitas Air	Training: 80%		
	Sumur	Testing: 20%		Sensitivitas
	Menggunakan			(<i>Recall</i>): 83%
	Algoritma			
	Random Forest			
	(Mutoffar et al.,			
	2022).			

Penelitian terdahulu digunakan sebagai acuan dan perbandingan dalam penelitian ini. Beberapa penelitian yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Water Quality Classification Using Machine Learning Algorithms

Penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Nasir et al., (2022) dalam penelitian *Water Quality Classification Using Machine Learning Algorithms*. Data kualitas air minum ini dikumpulkan dari berbagai negara bagian di India antara tahun 2005 dan 2014. Sebanyak 1.679 sampel dikumpulkan dan dianalisis. Atribut yang digunakan yaitu *oxygen* (DO), *pH*, *conductivity*, *biochemical oxygen demand* (BOD), *nitrate*, *fecal coliform*, dan *total coliform*.

Klasifikasi *machine learning* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Support Vector Machine*, *Random Forest*, *Logistic Regression*, *CATBoost*, *XGBoost*, *Decision Tree*, dan *Multi-Layer Perceptron*. Dalam hal ini metode *CATBoost* memiliki nilai akurasi paling tinggi yaitu 94,5%, sedangkan metode *Random Forest* 94%, MLP 88,6%, *XGBoost* 88,1%, *Decision Tree* 81,6%, SVM 80,7% dan *Logistic Regression* 72,9%.

2. Klasifikasi Kualitas Air Menggunakan Metode KNN, Naive Bayes Dan Decision Tree

Penelitian yang terdahulu dilakukan oleh Tangkelayuk & Malloa, (2022) penelitian kualitas air ini menggunakan dataset kualitas air dengan tiga algoritma yaitu K-Nearest Neighbors, Naive Bayes dan Decision Tree. Dataset Water Quality diperoleh dari situs Kaggle dengan jumlah data yang digunakan 2.081 baris data dengan sepuluh atribut yaitu ph, hardness, solids, chloramines, sulfate, conductivity, organic carbon, trihalomethanes, turbidity dan potability.

Analisis perbandingan akurasi *Water Quality* menggunakan data hasil klasifikasi metode *K-Nearest Neighbors*, *Naive Bayes* dan *Decision Tree* terlihat bahwa *K-Nearest Neighbors* merupakan metode yang memiliki tingkat akurasi paling tinggi yaitu 86.88% untuk klasifikasi data kualitas air yang digunakan pada penelitian ini, sedangkan metode *Naive Bayes* sebesar 63.60% dan metode *Decision Tree* sebesar 80.84%.

3. Klasifikasi Kualitas Air Sumur Menggunakan Algoritma Random Forest

Penelitian yang terdahulu dilakukan oleh Mutoffar et al., (2022) penelitian ini menggunakan data dalam pengambilan air sumur di Provinsi DKI Jakarta pada tahun 2017 oleh Dinas Lingkungan Hidup Provinsi DKI Jakarta. *Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini mencakup kualitas air sumur pada periode ke-2, terdiri dari 267 data, dengan atribut-atribut seperti parameter, nilai dan indeks pencemaran. Selanjutnya, dalam tahap pengolahan data dilakukan transformasi data. Data yang awalnya berada dalam atribut "parameter" diubah menjadi atribut tersendiri dan nilai "indeks pencemaran" diubah menjadi bernilai 1 jika indeks pencemaran kurang dari atau sama dengan 1.00 menandakan bahwa kualitas air memenuhi standar. Sebaliknya jika nilai

"indeks pencemaran" diubah menjadi bernilai 0 jika indeks pencemaran lebih dari 1.00 menandakan bahwa kualitas air tidak memenuhi standar. Dengan melakukan transformasi ini, data awal yang menggambarkan kualitas air dapat lebih mudah dianalisis dan diinterpretasikan dalam konteks apakah air tersebut memenuhi standar atau tidak berdasarkan nilai indeks pencemaran yang telah ditentukan.

Kualitas air sumur di Jakarta diklasifikasikan menggunakan algoritma *Random Forest*, dengan pembagian data sebanyak 80% digunakan untuk *training* dan 20% untuk *testing*. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa algoritma ini menghasilkan *presisi* sebesar 0.823 dan sensitivitas sebesar 0.83, yang menunjukkan kemampuan cukup baik dalam memprediksi apakah air tersebut dapat dikonsumsi atau tidak. Lebih spesifiknya model ini dapat memprediksi dengan akurasi sekitar 82% dari data yang diuji dengan 83% dari data yang diklasifikasikan dengan benar ke dalam kategori air yang dapat dikonsumsi atau tidak.

2.2 Air

Air adalah cairan yang tidak memiliki warna, aroma atau rasa dengan rumus molekul *H2O*. Karakteristik air yang paling mencolok adalah sifat polaritas yang membuatnya menjadi pelarut yang sangat efektif untuk berbagai jenis zat. Molekul air saling terikat oleh ikatan hidrogen dan pada kondisi standar, yaitu pada tekanan 100 kPa atau 1 bar, air memiliki titik beku pada 273,15 K (0°C) dan titik didih pada 373,15 K (100°C). Air dianggap sebagai pelarut universal karena mudah untuk mencampur dengan banyak zat kimia lainnya. Terdapat dua jenis zat yang dapat larut dalam air, yang pertama adalah zat hidrofilik dapat dengan mudah larut dalam air, seperti garam, gula, beberapa asam, beberapa gas dan berbagai molekul organik. Kemudian yang kedua adalah zat hidrofobik yang memiliki kesulitan dalam melarutkan air seperti lemak dan minyak (Ritonga, 2011).

2.3 Standar Kualitas Air

Kualitas air adalah sumber daya alam yang memegang peranan vital dalam kehidupan manusia dan perkembangan masyarakat. Standar kualitas air pada negara bagian Washington Amerika Serikat didasarkan pada peraturan WAC 173-201A (Patora & Morley, 2015). Standar kualitas air bersih dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Parameter standar kualitas air bersih (Patora & Morley, 2015).

No	Jenis Parameter	Satuan	Standar Kualitas Air Acute/Chronic/Human Health
1	pН	mg/L	6,5 - 8,5
2	Temperature	0 C	Max 17.5
3	Dissolved Oxygen	mg/L	8
4	Fecal Coliform	mL	200/100/0
5	Total <i>Phosphorus</i>	mg/L	10
6	Total Suspended Sediment (TSS)	mg/L	100
7	Nitrogen	mg/L	300
8	Turbidity	NTU	5

2.4 Metode CCME WQI

Sejumlah ilmuwan menciptakan sebuah metode untuk mengubah berbagai parameter kualitas air yang berjumlah banyak menjadi satu nilai tunggal. Salah satu metode yang dikembangkan adalah metode *CCME* (*Canadian Council of Ministers of the Environment*) yang dikembangkan oleh negara Canada (Romdania dkk., 2018). Penggunaan metode CCME WQI menghasilkan representasi yang lebih akurat tentang kondisi aktual kualitas air dibandingkan dengan nilai Indeks Pencemaran (*IP*) dan *Storet*. Metode ini juga lebih praktis dan mudah di aplikasikan (Saraswati et al., 2019). Metode CCME WQI memiliki tingkat efektivitas dan sensitivitas yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode *IP* dan *Storet* (Romdania et al., 2018). Berikut adalah tahapan perhitungan CCME WQI (Lumb et al., 2011).

1. F1 (*Scope*), menyatakan persentase perbedaan antara variabel-variabel dengan baku mutu yang telah ditetapkan dapat ditemukan dalam rumus F1 yang tercantum dalam Persamaan 1.

$$F1 = \frac{Number\ of\ failed\ variables}{Total\ number\ of\ variables}\ x\ 100 \tag{1}$$

2. F2 (*Frequency*), menyatakan presentase dari setiap parameter uji yang tidak memenuhi baku mutu dapat diidentifikasi melalui rumus F2 yang terdapat pada Persamaan 2.

$$F2 = \frac{Number\ of\ failed\ test}{Total\ number\ of\ test}\ x\ 100 \tag{2}$$

- 3. F3 (*Amplitude*), menyatakan jumlah nilai penyimpangan. Jumlah konsentrasi yang lebih besar atau kurang dari, jika yang dicari adalah nilai minimum dari baku mutu disebut *excursion*. Untuk menghitung F3 terdapat 3 tahapan dengan rumus sebagai berikut.
 - a. Jika nilai uji tidak boleh melebihi baku mutu terdapat pada Persamaan 3.

$$Excursion_i = \frac{Failed\ Test\ Value_i}{Objective_j} - 1 \tag{3}$$

b. Jika nilai uji tidak boleh kurang dari baku mutu terdapat pada Persamaan 4.

$$Excursion_i = \frac{Objective_j}{Failed\ Test\ Value_i} - 1 \tag{4}$$

c. Menjumlahkan nilai excursion dan membaginya dengan total tes terdapat pada persamana 5.

$$nse = \frac{\sum_{i=1}^{n} excursion_{i}}{number\ of\ test} \tag{5}$$

Diketahui:

nse = Normalized sum of excursions

d. F3 kemudian dihitung dengan fungsi asimtotik dengan skala jumlah dari nse dengan kisaran harga antara 0 sampai 100. Rumus dari F3 terdapat pada Persamaan 6.

$$F3 = \frac{nse}{0.01 \, nse + 0.01} \tag{6}$$

4. CCME WQI jika nilai faktor telah diperoleh maka dapat dihitung menggunakan rumus pada Persamaan 7.

$$CCME\ WQI = 100 - \left[\frac{\sqrt{F1^2 + F2^2 + F3^2}}{1,732}\right] \tag{7}$$

Diketahui:

$$1,732 = \sqrt{3}$$

Hasil perhitungan nilai CCME WQI dapat dikategorikan berdasarkan Tabel 3.

Tabel 3. Klasifikasi indeks kualitas air CCME WQI (Lumb et al., 2011).

Nilai CCME WQI	Kualitas Air		
	Tingkat	Kelas	Rekomendasi
95 - 100	1	Sangat baik	Layak sebagai media hidup
		(Excellent)	biota perairan dan mendekati
			kondisi alaminya, air ini dapat
			digunakan sebagai sumber air
			untuk berbagai keperluan.
			Kualitas air terjaga dengan
			baik dan tidak ada gangguan
			atau ancaman yang signifikan.
			Indeks nilai ini dapat diperoleh
			ketika semua pengukuran
			standar kualitas memiliki
			tujuan yang konsisten
			sepanjang tahun.
80 - 94	2	Baik (Good)	Layak sebagai media hidup
			biota perairan, Sumber air
			minum ini memerlukan tahap
			pengolahan awal, disertai
			dengan perlindungan kualitas
			air yang baik dan minim risiko
			ancaman atau gangguan. Selain
			itu, kondisinya jarang
			mengalami penyimpangan dari
			kondisi alamiahnya atau tujuan
			penggunaan yang ditentukan.

Nilai	Kualitas Air		
CCME WQI	Tingkat	Kelas	Rekomendasi
65 - 79	3	Cukup (Fair)	Tidak sesuai sebagai sumber
			air minum, namun dalam
			keadaan terlindungi, terkadang
			mengalami gangguan atau
			ancaman dan sesekali
			mengalami penyimpangan dari
			kondisi alamiahnya atau tujuan
			penggunaannya.
45 - 64	4	Kurang	Kualitas airnya sering kali
		(Marginal)	terancam dan terganggu,
			dengan kondisi yang sering
			menyimpang dari tingkat
			alamiahnya atau tujuan
			penggunaannya.
0 -44	5	Buruk (Poor)	Kualitas airnya hampir selalu
			mengalami ancaman dan
			gangguan, serta umumnya
			kondisinya cenderung
			menyimpang dari tingkat
			alamiahnya atau tujuan
			penggunaannya.

2.5 Machine Learning

Machine learning merupakan bidang ilmu yang mengeksplorasi pola dan teori pembelajaran komputasi dalam artificial intelligence. Machine learning melibatkan proses pembelajaran dan pengembangan algoritma yang mampu belajar dan melakukan prediksi pada dataset (Simon et al., 2016). Kecerdasan machine learning dapat dilihat dari kemampuannya untuk secara efektif

menggeneralisasi informasi dari data bar yang belum pernah dipelajari sebelumnya seperti melakukan prediksi, mengklasifikasi, *rangking* dan lainlain (Abdillah et al., 2015). Dalam klasifikasi *machine learning* terdapat dua tipe yaitu *supervised learning* yang membentuk model dengan mempelajari data latih yang sudah diberi label, sedangkan *unsupervised learning* fokus mempelajari kemiripan dalam data latih yang tidak memiliki label.

2.5.1 Supervised Learning

Supervised learning merupakan sebuah metode dalam machine learning di mana proses pembelajarannya melibatkan pengawasan. Pada supervised learning model dilatih menggunakan data yang telah diberi label, untuk setiap label dikategorikan di setiap titik data ke dalam satu atau beberapa kelompok. Kemudian sistem akan mempelajari bagaimana data yang telah diberi label atau biasa disebut data training, selanjutnya data training akan memprediksi hasil dari data uji. Supervised learning mencakup dua jenis kategori yaitu regression dan classification (Sidik & Ansawarman, 2022).

2.5.2 Unsupervised Learning

Unsupervised learning merupakan sebuah metode dalam machine learning di mana proses pembelajarannya tanpa melibatkan pengawasan yang artinya pembelajaran tanpa label. Tujuannya yaitu untuk mengidentifikasi karakteristik yang membuat titik data memiliki kesamaan, seperti pembentukan cluster dan pengelompokan data ke dalam cluster tersebut. Unsupervised learning memiliki beberapa kategori diantaranya adalah clustering dan dimensionality reduction (Sidik & Ansawarman, 2022).

2.6 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan proses menemukan sebuah model atau fungsi yang menggambarkan dan membedakan kelas data. Klasifikasi adalah teknik *data mining* yang dapat digunakan saat memprediksi keanggotaan kelompok untuk data *instance* (Prima Wijaya & Muslim, 2016). Klasifikasi bertujuan untuk membuat pola atau mengelompokkan data dari *training* set ke dalam *class* tertentu berdasarkan atribut. Selanjutnya model tersebut digunakan untuk mengklasifikasikan atribut yang kelasnya belum diketahui sebelumnya (Zega, 2014). Data latih (*training*) merupakan data yang tersedia, sementara untuk data uji (*testing*) merupakan data yang sudah diberi label yang siap digunakan untuk menghitung akurasi model klasifikasi yang telah dibuat (Saifudin, 2018).

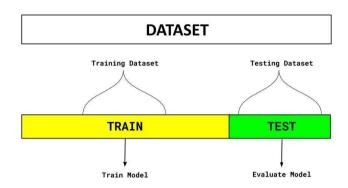
Berikut ini adalah proses klasifikasi (Suwardika et al., 2019).

- 1. Model dibangun untuk menggambarkan sebuah kumpulan kelas data dari populasi yang telah ditentukan sebelumnya, model tersebut dibangun dengan menganalisa data latih yang digambarkan oleh atribut. Setiap baris di diasumsikan sebagai bagian dari kelas yang telah ditentukan, ditandai oleh salah satu atribut yang disebut sebagai atribut *class label*.
- 2. Menguji model yang telah dibangun menggunakan data uji untuk mengevaluasi ketepatan atau kinerja model dalam mengklasifikasikan data uji. Setelah pengukuran performa selesai, pengambil keputusan dapat memutuskan apakah akan menggunakan model tersebut atau memilih untuk membuat model baru dengan data latih atau metode yang berbeda guna menghasilkan model klasifikasi yang lebih optimal.

2.7 Hold out

Hold out adalah metode pemecahan data sederhana yang membagi data menjadi dua bagian berupa data training dan data testing. Dalam teknik ini, dataset dengan label kelas telah dibagi menjadi dua bagian, di mana satu

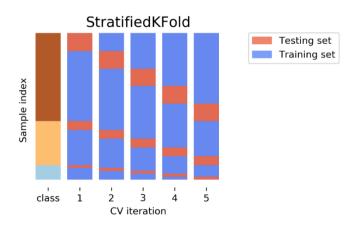
bagian digunakan untuk melatih klasifikasi dan bagian lainnya untuk menguji klasifikasi tersebut (Ghazvini et al., 2014). Berikut ilustrasi metode *hold out* dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode hold out (Ghazvini et al., 2014).

2.8 Stratified K-fold Cross Validation

Stratified k-fold cross validation merupakan metode yang digunakan untuk memvalidasi keakuratan suatu model dengan membagi data menjadi data training untuk membentuk model dan data testing untuk memvalidasi model. Metode stratified k-fold cross validation mirip dengan k fold cross validation hanya saja pada saat pengacakan data dibagi ke dalam k fold dengan komposisi jumlah yang sama untuk setiap fold-nya dan begitu juga untuk kategori yang lainnya (Muller, 2020). Berikut ilustrasi metode stratified k-fold cross validation dapat dilihat pada Gambar 2.



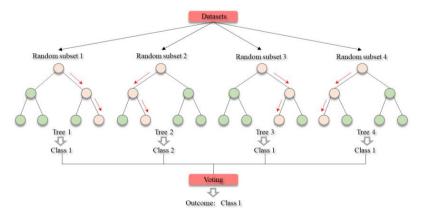
Gambar 2. Metode stratified k-fold cross validation (Muller, 2020).

2.9 Metode Random Forest

Random Forest merupakan metode klasifikasi yang terdiri dari sejumlah pohon keputusan. Setiap pohon keputusan dibangun dengan memanfaatkan vektor acak. Pendekatan umum yang digunakan dalam menyisipkan vektor acak untuk pembentukan pohon yaitu dengan memilih nilai acak, misalnya jumlah atribut F yang digunakan untuk membagi setiap node di pohon keputusan yang sedang dibentuk (Mambang & Byna, 2017). Metode Random Forest seringkali digunakan karena menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah, memberikan tingkat akurasi yang lebih baik dalam proses klasifikasi, mampu menangani data training yang jumlah sangat besar dan efektif dalam mengatasi data yang tidak lengkap (Primajaya & Sari, 2018).

Langkah-langkah rinci dari *Random Forest* (Yang et al., 2019) adalah sebagai berikut.

- 1. Pilih beberapa data di *training* set sebanyak k.
- 2. Membuat *Decision Tree* menggunakan k data yang telah dipilih sebelumnya.
- 3. Tentukan jumlah *n-tree* (kumpulan pohon-pohon) yang akan dibuat ulangi langkah 1 dan 2.
- 4. Setelah terbentuk sejumlah besar pohon, lakukan prediksi pada data baru dengan menggabungkan hasil semua pohon, menggunakan strategi voting mayoritas.



Gambar 3. Contoh *Random Forest* (Yang et al., 2019).

Gambar 3 mengilustrasikan proses kerja metode *Random Forest*. Ketika membentuk pohon klasifikasi, pendekatan yang dilakukan yaitu dengan memisahkan sebuah masalah menjadi beberapa atau sub masalah. Pendekatan ini melibatkan pemisahan keputusan pada simpul teratas menjadi dua simpul, di mana kedua simpul tersebut mencakup pernyataan benar dan salah.

Saat menerapkan algoritma *Random Forest* untuk mengklasifikasikan data, formula indeks *gini* digunakan untuk memutuskan bagaimana *node* pada sebuah cabang pohon keputusan. Persamaan ini menggunakan *class* dan probabilitasnya untuk menghitung nilai *gini* dari setiap cabang pada sebuah simpul dan menentukan cabang mana yang yang memiliki kemungkinan terjadinya lebih tinggi (Erlin et al., 2022). Indeks *gini* didefinisikan pada Persamaan 8.

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^{c} (p_i)^2$$
 (8)

Diketahui:

 P_i = Probabilitas frekuensi kelas ke-i dalam *dataset*

C = Jumlah class

Selain menggunakan indeks *gini*, dalam pembentukan pohon keputusan juga dapat dilakukan dengan mengukur nilai *entropy* sebagai indikator tingkat ketidakmurnian atribut (Erlin et al., 2022). Menghitung nilai *entropy* dapat dilakukan menggunakan rumus pada Persamaan 9.

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^{c} -p_i * log_2(p_i)$$
(9)

Diketahui:

S = Himpunan dataset

C = Jumlah kelas

Pi = Probabilitas frekuensi kelas ke-i dalam dataset

2.10 Metode Extreme Gradient Boosting (XGBoost)

Metode XGBoost adalah sebuah algoritma pengembangan dari $gradient\ tree\ boosting$ yang menggunakan pendekatan ensemble, algoritma ini sangat efektif dalam menangani kasus $machine\ learning$ yang berskala besar. Keunggulan metode XGBoost terletak pada fitur tambahan yang membantu mempercepat perhitungan dan mencegah overfitting. XGBoost dapat digunakan untuk menyelesaikan berbagai jenis masalah termasuk klasifikasi. Algoritma ini merupakan kumpulan pohon keputusan yang terdiri dari berbagai pohon sebelumnya (Yulianti et al., 2022). Dalam penggunaanya XGBoost digunakan untuk permasalahan $supervised\ learning$, di mana modelnya menggunakan $data\ training\ dengan\ x_i$ sebagai variabel untuk memprediksi variabel target y_i . Secara matematis dalam menentukan nilai prediksi pada langkah ke (t) pada $\hat{y}_i^{(t)}$ (XGBoost Developers, 2023) dapat didefinisikan pada Persamaan 10.

$$\hat{\mathbf{y}}_{i}^{(t)} = \sum_{k=1}^{t} f_{k} (\mathbf{x}_{i}) = \hat{\mathbf{y}}_{i}^{(t-1)} + f_{t}(\mathbf{x}_{i})$$
(10)

Diketahui:

 $\hat{\mathbf{y}}_{i}^{(t)}$ = Prediksi pada iterasi ke-t untuk data poin ke-i

t = Jumlah total iterasi

 $f_k(x_i)$ = Fungsi prediktor yang dihasilkan oleh model ke-k pada iterasi ke-k, dengan x_i sebagai *input*

 $\hat{\mathbf{y}}_{i}^{(t-1)}$ = Prediksi kumulatif hingga iterasi ke-t-1

 $f_t(x_i)$ = Fungsi prediktor yang dihasilkan oleh model pada iterasi ke-t

Pada *XGBoost* terdapat sebuah fungsi obyektif *training loss* dan *regularization*. Fungsi obyektif didefinisikan pada Persamaan 11.

$$obj(\theta) = L(\theta) + \Omega(\theta)$$
 (11)

Diketahui:

L = Training loss function

 $\Omega = Regularization$

Training loss yaitu mengukur sejauh mana model dapat memprediksi data training. Salah satu opsi umum yang sering digunakan adalah mean squared error yang dapat didefinisikan pada Persamaan 12.

$$L(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2$$
 (12)

Diketahui:

 $L(\theta)$ = Fungsi loss

n = Jumlah total sampel dalam dataset pelatihan

 y_i = Nilai target sebenarnya untuk sampel ke-i

 \hat{y}_i = Nilai prediksi model untuk sampel ke-i

Selanjutnya dalam mendefinisikan kompleksitas pada *regularization* yaitu mengendalikan kompleksitas model dan mencegah *overfitting*, dapat didefinisikan pada Persamaan 13.

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2}\lambda \sum_{j=1}^{T} w_j^2$$
(13)

Diketahui:

 $\Omega = Omega$

 $\gamma = Gamma$

 $\lambda = Lambda$

T = Jumlah total daun (*leaves*) dalam pohon

 w_i = Berat (weight) dari daun ke-j

2.11 Metode C5.0

Algoritma C5.0 adalah suatu metode klasifikasi *data mining* yang khususnya digunakan dalam teknik *decision tree*. C5.0 merupakan pengembangan dari algoritma sebelumnya yang dikembangkan oleh Ross Quinlan pada tahun 1987, yaitu ID3 dan C4.5 (Pardede et al., 2019). Secara umum, proses pembuatan pohon pada kedua algoritma tersebut serupa, di mana kedua algoritma melakukan perhitungan *entropi* dan *gain*. Algoritma C4.5 berhenti setelah menghitung *gain*, sementara algoritma C5.0 akan melanjutkan dengan menghitung *gain ratio* berdasarkan nilai *gain* dan nilai *entropy*. Penggunaan nilai *gain ratio* bertujuan untuk menentukan atribut uji yang akan menjadi induk untuk setiap simpul dalam pohon. Atribut yang memiliki nilai *gain ratio* tertinggi akan dipilih sebagai induk untuk simpul berikutnya (Pratama & Andraini, 2022). Menghitung *entropy* dari setiap atribut dapat dilihat pada Persamaan 9. *Gain ratio* digunakan sebagai pembentukan *node* atau akar dan cabang pohon keputusan (Joloudari et al., 2020), *gain ratio* dapat dilihat pada Persamaan 14.

$$GainRatio(A) = \frac{Gain(A)}{SplitInfo(A)}$$
(14)

Diketahui:

A = Jumlah fitur

Gain(A) = Information gain

SplitInfo(A) = Information split

Berdasarkan Persamaan 14 SplitInfo(A) dapat dihitung menggunakan Persamaan 15.

$$SplitInfo(A) = -\sum_{i=1}^{n} \left(\frac{|S_i|}{|S|} \log_2 \frac{|S_i|}{|S|} \right)$$
(15)

Diketahui:

n = Jumlah kelas dalam dataset

S = Jumlah dataset asli

 $S_i = Subset$ dari dataset S yang dibentuk berdasarkan nilai dari atribut

Berdasarkan Persamaan 14 Gain(A) dapat dihitung menggunakan Persamaan 16.

$$Gain(S,A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^{n} \frac{|S_i|}{|S|} Entropy(S_i)$$
(16)

Diketahui:

Entropy(S) = Entropy dari dataset asli

Entropy (S_i) = Entropy subset S_i

2.12 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah suatu metode klasifikasi yang mengevaluasi hasil klasifikasi yang telah dilakukan, di mana akurasi klasifikasi menjadi faktor penentu dalam kinerja klasifikasi. Confusion matrix memberikan perbandingan antara hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh sistem atau model dengan hasil klasifikasi sebenarnya. Pentingnya confusion matrix memberikan informasi tentang sejauh mana model yang telah dibuat sebelumnya melalui pengukuran akurasi untuk menilai tingkat keakurat model yang telah dibuat. Confusion matrix menggambarkan performa model klasifikasi berdasarkan serangkaian data uji di mana nilai sebenarnya diketahui. Confusion Matrix digunakan untuk menghitung akurasi dan biasanya ditampilkan dalam bentuk tabel (Tangkelayuk & Mailoa, 2022). Confusion matrix ditampilkan pada contoh Tabel 4.

Predicted Classes В \boldsymbol{C} \boldsymbol{D} \boldsymbol{E} \boldsymbol{A} FP_C FP_B FP_D FP_E TP_A \boldsymbol{A} FN_A FN_A FN_A FN_A FP_C FP_D FP_E FP_A \boldsymbol{B} TP_B FN_B FN_B FN_B FN_B FP_A FP_D FP_B FP_E \boldsymbol{C} TP_C FN_{C} FN_{C} FN_C FN_C FP_A FP_B FPc **FP**E TP_D \boldsymbol{D} FN_D FN_{D} FN_D FN_D FP_A FP_B FPc FP_D TP_E \boldsymbol{E} FN_E $FN_{\rm E}$ FN_E FN_{E}

Tabel 4. Confusion matrix (Tangkelayuk & Mailoa, 2022).

Istilah - istilah yang digunakan pada *confusion matrix* yang tertera pada Tabel 4, diantaranya:

- 1. *True Negative* merupakan jumlah prediksi negatif yang diklasifikasikan secara akurat.
- 2. *True Positive* merupakan jumlah prediksi positif yang diklasifikasikan secara akurat.
- 3. *False Positive* merupakan jumlah prediksi salah yang diklasifikasikan sebagai positif.
- 4. *False Negative* merupakan jumlah prediksi salah dan diklasifikasikan sebagai negatif.

Confusion matrix memberikan sejumlah statistik untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi (Kulkarni et al., 2020). Hasil tersebut diantaranya sebagai berikut:

2.12.1 Accuracy

Accuracy yaitu persentase sejauh mana akuratnya suatu model dalam melakukan klasifikasi atau prediksi secara benar oleh algoritma. Fungsi dari accuracy terdapat pada Persamaan 17.

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + FN + TN)}$$
(17)

2.12.2 Precision

Precision yaitu mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar dari semua prediksi positif yang dibuat oleh model. Fungsi dari *Precision* terdapat pada Persamaan 18.

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)} \tag{18}$$

2.12.3 Recall

Recall yaitu mengukur kemampuan model untuk menemukan seberapa banyak kasus positif sebenarnya yang berhasil diidentifikasi oleh model. Fungsi dari Recall terdapat pada Persamaan 19.

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \tag{19}$$

2.12.4 F1 Score

F1 Score yaitu perbandingan nilai rata-rata Recall dan Precision yang diberi bobot. F1 Score berguna ketika ingin membuat model klasifikasi dengan keseimbangan Recall dan Precision secara optimal. Fungsi dari F1 Score terdapat pada Persamaan 20.

$$F1 Score = 2 \times \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)}$$
(20)

III. METODE PENELITIAN

3.1 Tempat dan Waktu Penelitian

Tempat dan waktu penelitian adalah sebagai berikut:

3.1.1 Tempat Penelitian

Kegiatan penelitian dilakukan di Laboratorium Komputasi Dasar Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung yang beralamatkan di Jalan Prof. Dr. Ir. Sumantri Brojonegoro No. 1, Gedong Meneng, Kecamatan Rajabasa, Kota Bandar Lampung, Lampung 35141.

3.1.2 Waktu Penelitian

Penelitian dilakukan pada awal bulan Oktober 2023 hingga pada bulan Mei 2024. Alur waktu pengerjaan dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Alur waktu pengerjaan penelitian.

	2023								2024																		
Kegiatan	Oktober N			November			Desember			Januari			i	Februari			ri	Maret				April				Mei	
	1 2	3 4	1	2	3 4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3 4	4 1	1 2	2 3	4	1	2 3 4	
Studi literatur																											
Pengumpulan dataset																											
Penyusunan BAB I-III																											
Data Preprocessing																											
Pembagian dataset																											
Pemodelan algoritma																											
Evaluasi confusion matrix																											
Penyusunan BAB IV-V																											

3.2 Data dan Alat

Berikut adalah penjelasan mengenai data dan alat yang digunakan dalam penelitian ini:

3.2.1 Data

Pada penelitian ini, sumber data berasal dari *Kaggle* dan terdiri dari 13 atribut, dengan total 971 entri data. Data ini dikumpulkan dari 62 lokasi Sungai di Amerika Serikat, yang mencakup periode tahun 1995 hingga 2014. Sumber data dapat diakses melalui https://www.kaggle.com/*datasets*/hailla/wqi-parameter-scores-1994-2013. Penjelasan mengenai atribut dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Penjelasan atribut pada dataset.

No	Nama Atribut	Keterangan					
1	Station	Station merupakan kode dari stasiun					
		lokasi sampel air yang diambil.					
2	Station Name	Station name merupakan nama atau label					
		dari stasiun lokasi sampel air yang					
		diambil.					
3	Year	Waktu pengumpulan data sampel.					
4	Overall WQI	Overall WQI adalah atribut hasil secara					
		keseluruhan dari perhitungan setiap					
		sampel.					
5	WQI FC	Fecal merupakan organisme yang berasal					
		dari saluran pencernaan dan kotoran					
		manusia dan hewan.					
6	WQI Oxy	Jumlah oxygen yang terlarut dalam air					
		yang berasal dari fotosintesis dan difusi					
		oksigen dari udara.					

No	Nama Atribut	Keterangan
7	WQI pH	pH merupakan derajat keasaman suatu
		larutan, pH berkisar dari 0-14 di mana
		nilai 7 dianggap sebagai netral. Nilai pH
		dibawah 7 menunjukan larutan bersifat
		asam, sedangkan nilai pH diatas 7
		menunjukan larutan bersifat basa.
8	WQI TSS	Total suspended sediment (TSS)
		merupakan total masa partikel padat yang
		terapung dalam tanah, tanpa
		memperhitungkan partikel yang larut atau
		tenggelam. TSS mencakup debu, tanah,
		lumpur, serpihan organik dan partikel
		yang tersuspensi dalam air.
9	WQI Temp	Temperature atau suhu adalah ukuran
		intensitas panas atau dingin dari air, jadi
		suhu mempengaruhi kualitas air dan
		keberlanjutan ekosistem akuatik.
10	WQI TPN	Nitrogen merupakan senyawa yang
		berasal dari limbah pertanian, limbah
		industri dan limbah domestik.
11	WQI TP	Phosphorus merupakan senyawa yang
		berasal dari pupuk pertanian, limbah
		domestik atau aliran air dari permukaan.
12	WQI Turb	Turbidity adalah ukuran sejauh mana
		partikel padat tersebar dan terlarut di
		dalam air.

No	Nama Atribut	Keterangan
13	Location 1	Location 1 berisi tentang:
		a. Latitude (Lintang) merupakan garis
		horizontal yang mengukur jarak suatu
		titik dari garis khatulistiwa (equator)
		yang terletak di tengah-tengah bumi.
		b. Longitude (Bujur) merupakan garis
		vertikal yang menghubungkan antara sisi
		utara dan sisi selatan bumi (kutub).
14	Address	Address merupakan atribut tambahan
		yang menjelaskan alamat dari
		pengambilan sampel air.
15	Plus Code	Plus code merupakan atribut tambahan
		yang berfungsi sebagai penanda lokasi
		dari pengambilan sampel air.
16	Quality	Quality adalah atribut tambahan yang
		berfungsi dalam menentukan 5 kategori
		standar air dari dataset.

3.2.2 Perangkat Penelitian

Alat yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari *hardware* dan *software*.

3.2.2.1 *Hardware*

Penelitian ini menggunakan perangkat keras laptop dengan spesifikasi sebagai berikut.

a. *Processor* : 11th Gen Intel ® CoreTM i7-11800H

b. RAM : 16 GB

c. Storage : SSD 512 GB

3.2.2.2 *Software*

Penelitian ini menggunakan beberapa perangkat lunak, yaitu sebagai berikut.

a. Sistem Operasi : Windows 11 64-bit

b. Bahasa Pemrograman: Python

c. Text Editor : Google Colaboratory

d. Web Browser : Google Chrome

e. Penyimpanan Data : Google Drive

3.2.2.3 *Library*

Penelitian ini menggunakan *library* atau *package*, yaitu sebagai berikut:

a. Pandas

Pandas adalah *tools* yang digunakan untuk bekerja dengan data terstruktur, seperti data statistika, keuangan, ilmu sosial dan bidang lainnya. *Library* ini menawarkan berbagai fungsi terintegrasi untuk memanipulasi data dan analisis pada data tersebut (Mckinney, 2011).

b. Numpy

Numpy (numerical python) adalah perpustakaan yang dapat digunakan untuk melakukan komputasi numerik secara efisien. NumPy menyediakan berbagai fungsi matematika yang sering digunakan oleh akademisi maupun industri (Van der Walt et al., 2011).

c. Matplotlib

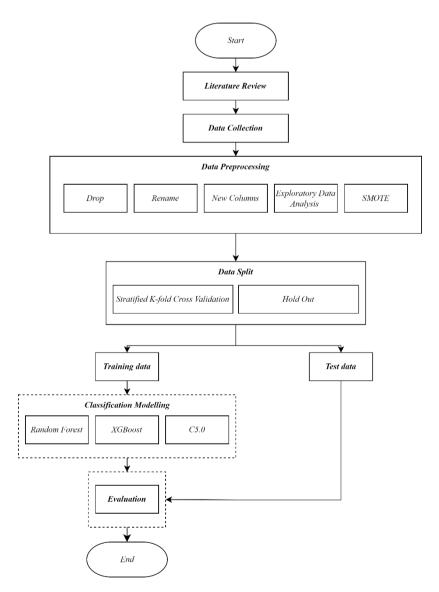
Matplotlib adalah *package* yang digunakan untuk memvisualisasikan data seperti grafik. *Matplotlib* dirancang agar dapat menghasilkan visualisasi dengan sedikit perintah (Ari & Ustazhanov, 2014)

d. Scikit-Learn

Scikit-Learn adalah modul *python* yang mengintegrasikan berbagai algoritma *machine learning*. Paket ini berfokus untuk mengenalkan *machine learning* untuk non spesialis (Pedregosa et al., 2011).

3.3 Metode

Alur kerja penelitian ini melalui beberapa tahapan dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Alur kerja penelitian.

Berdasarkan alur penelitian pada Gambar 4, berikut penjelasan setiap tahap.

3.3.1 Literature Review

Tahap pertama melibatkan analisis literatur sebagai upaya pengumpulan informasi yang relevan untuk menyusun penelitian. Proses ini mencakup pengumpulan informasi dari berbagai sumber seperti jurnal, buku dan sumber-sumber terpercaya lainya yang mendukung penelitian ini.

3.3.2 Data Collection

Data *water quality index* diperoleh dari *Kaggle* dan terdiri dari 971 data dengan 13 atribut yang diklasifikasikan ke dalam lima kategori yang berbeda, yaitu sangat baik (*Excellent*), baik (*Good*), cukup (*Fair*), kurang (*Marginal*) dan buruk (*Poor*). Seluruh data ini disimpan dalam format .csv.

3.3.3 Data Preprocessing

Pada tahap ini, dilakukan *cleaning* untuk memastikan bahwa data siap untuk digunakan. Tahap data *cleaning* mencakup *drop* atribut yang tidak diperlukan selama proses lanjutan, seperti atribut *Station*, *Station Name*, *Year*, *Location 1*, *Address* dan *Plus Code*. Selanjutnya *rename* atribut agar tidak terjadi ambiguitas, *new columns* bertujuan membuat atribut baru yaitu atribut *Quality*, di mana pada atribut *Quality* dilakukan proses *labeling* menggunakan metode CCME dengan lima kategori standar kualitas air yaitu sangat baik (*Excellent*), baik (*Good*), cukup (*Fair*), kurang (*Marginal*) dan buruk (*Poor*), *exploratory data analysis* (EDA) bertujuan untuk memahami karakteristik dan informasi yang ada di dalam dataset, *synthetic minority over-sampling technique* (SMOTE) bertujuan untuk mengatasi ketidakseimbangan data dan Jumlah atribut yang digunakan pada penelitian sebanyak 8 atribut yaitu *WQI FC*, *WQI Oxy*, *WQI pH*, *WQI TSS*, *WQI Temp*, *WQI TPN*, *WQI TP dan WOI Turb*.

3.3.4 Data Split

Pada tahap ini, data dibagi menggunakan dua metode yaitu *hold out* dan *stratified k-fold cross-validation*. *Hold out* membagi data menjadi dua bagian yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*), dengan *data training* 90% dan *data testing* 10%. *Stratified k-fold cross validation* data diacak dan dibagi menjadi k lipatan, di mana k=10. Setiap lipatan digunakan secara bergantian sebagai *testing* dalam 9 iterasi, sementara iterasi yang tersisa digunakan sebagai *training*. Proses ini diulang sebanyak 10 kali untuk setiap iterasi k dalam pengujian.

3.3.5 Classification Modelling

Tahapan selanjutnya setelah pembagian data yaitu melakukan pemodelan atau klasifikasi. Pemodelan klasifikasi pada penelitian ini menggunakan metode *Random Forest*, *XGBoost* dan C5.0.

3.3.6 Evaluation

Tahapan terakhir yang dilakukan adalah melakukan evaluasi atau penilaian klasifikasi menggunakan *confusion matrix*, dengan tujuan untuk membandingkan dan menentukan model mana yang lebih unggul diantara metode *Random Forest*, *XGBoost* dan C5.0.

V. SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Penelitian evaluasi metode *Random Forest*, *XGBoost* dan C5.0 dalam klasifikasi kualitas air bersih untuk mendukung pengelolaan sumber daya air, dapat disimpulkan sebagai berikut:

- 1. Penelitian ini berhasil mengimplementasikan metode *Random Forest*, *XGBoost* dan C5.0 untuk mengklasifikasikan kualitas air bersih. Data yang digunakan adalah data kualitas air dari Kaggle, terdiri dari 971 data dengan 13 atribut yang dikumpulkan dari 62 titik lokasi sungai di Amerika Serikat mencakup periode tahun 1995 hingga 2014. Dalam analisisnya, data dibagi menggunakan dua metode pembagian data, yaitu *hold out* dengan proporsi 90% *data training* dan 10% *data testing*, serta pembagian data *stratified k-fold cross-validation* dengan proporsi k = 10.
- 2. Hasil kinerja metode *Random Forest*, *XGBoost* dan C5.0 dalam mengklasifikasikan kualitas air bersih menggunakan metode pembagian data *hold out* yaitu metode *Random Forest* memperoleh nilai *accuracy* sebesar 0.979, *precision* sebesar 0.950, *recall* sebesar 0.946 dan *f1-score* sebesar 0.947. Metode *XGBoost* memperoleh nilai *accuracy* sebesar 0.964, *precision* sebesar 0.913, *recall* sebesar 0.907 dan *f1-score* sebesar 0.907. Metode C5.0 memperoleh nilai *accuracy* sebesar 0.960, *precision* sebesar 0.906, *recall* sebesar 0.898 dan *f1-score* sebesar 0.899.

Selanjutnya, menggunakan metode pembagian data *stratified k-fold cross-validation* yaitu metode *Random Forest* memperoleh nilai *accuracy* sebesar 0.977, *precision* sebesar 0.943, *recall* sebesar 0.943 dan *f1-score* sebesar 0.943. Metode *XGBoost* memperoleh nilai *accuracy*

sebesar 0.966, *precision* sebesar 0.916, *recall* sebesar 0.916 dan *f1-score* sebesar 0.915. Metode C5.0 memperoleh nilai *accuracy* sebesar 0.966, *precision* sebesar 0.916, *recall* sebesar 0.916 dan *f1-score* sebesar 0.916.

Berdasarkan hasil kinerja ketiga metode menggunakan pembagian data *hold out*, metode *Random Forest* menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 0.979, dibandingkan dengan metode *XGBoost* yang memiliki akurasi 0.964 dan C5.0 dengan akurasi 0.960. Namun, dalam hal waktu eksekusi, metode C5.0 lebih cepat dengan waktu 62.28 ms, dibandingkan dengan *Random Forest* yang membutuhkan 429.806 ms dan *XGBoost* yang membutuhkan 315.998 ms.

Di sisi lain, dengan pembagian data menggunakan SKCV, metode *Random Forest* tetap menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 0.977, sementara metode *XGBoost* dan C5.0 sama-sama memiliki akurasi 0.966. Dalam hal waktu eksekusi, metode C5.0 tetap yang tercepat dengan waktu 1771.632 ms, dibandingkan dengan *Random Forest* yang membutuhkan 8584.102 ms dan *XGBoost* yang membutuhkan 4181.01 ms.

5.2 Saran

Saran yang diberikan pada penelitian ini sebagai berikut:

- 1. Melakukan eksplorasi terhadap penggunaan metode klasifikasi *Gradient Boosting* lainnya seperti *CatBoost*, atau metode klasifikasi berbasis *deep learning* untuk mencapai hasil yang lebih optimal.
- 2. Memperbanyak jumlah data yang digunakan dalam penelitian guna meningkatkan keakuratan model.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdillah, A. A., Murfi, H., & Yudi, S. (2015). *Uji Kinerja Learning To Rank Dengan Metode Support Vector Regression*.
- Ari, N., & Ustazhanov, M. (2014). *Matplotlib In Python*. 11th International Conference on Electronics, Computer and Computation (ICECCO). https://doi.org/10.1109/ICECCO.2014.6997585
- Erlin, E., Desnelita, Y., Nasution, N., Suryati, L., & Zoromi, F. (2022). Dampak SMOTE terhadap Kinerja Random Forest Classifier berdasarkan Data Tidak seimbang. *Matrik: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 21(3), 677–690. https://doi.org/10.30812/matrik.v21i3.1726
- Ghazvini, A., Awwalu, J., & Abu Bakar, A. (2014). Comparative Analysis of Algorithms in Supervised Classification: A Case study of Bank Notes Dataset. *International Journal of Computer Trends and Technology*, *17*(1), 39–43. https://doi.org/10.14445/22312803/IJCTT-V17P109
- Hawari, Y., Tata Hardinata, J., & Nasuition, R. A. (2022). *Buletin Big Data, Data Science and Artificial Intelligence Implementasi K-Means Clustering Dalam Menentukan Kualitas Biji Kelapa Sawit (Kasus PPKS Marihat)* (Vol. 1, Issue 1). https://ejurnal.pdsi.or.id/index.php/zahra/index
- Imandasari, T., Irawan, E., Perdana Windarto, A., Wanto, A., & Tunas Bangsa Pematangsiantar Jln Jendral Sudirman Blok No, S. A. (2019). *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS) Algoritma Naive Bayes Dalam Klasifikasi Lokasi Pembangunan Sumber Air*.
- Joloudari, J. H., Haderbadi, M., Mashmool, A., Ghasemigol, M., Band, S. S., & Mosavi, A. (2020). Early detection of the advanced persistent threat attack using performance analysis of deep learning. *IEEE Access*, 8, 186125–186137. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3029202
- Kulkarni, A., Batarseh, F. A., & Chong, D. (2020). *Chapter 5: Foundations of Data Imbalance and Solutions for a Data Democracy*. Cambridge: Academic Press. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818366-3.00005-8
- Kustanto, A. (2020). Dinamika Pertumbuhan Penduduk Dan Kualitas Air di Indonesia. *JIEP*, 20(1).

- Lumb, A., Sharma, T. C., & Bibeault, J.-F. (2011). A Review of Genesis and Evolution of Water Quality Index (WQI) and Some Future Directions. *Water Quality, Exposure and Health*, *3*(1), 11–24. https://doi.org/10.1007/s12403-011-0040-0
- Mambang, & Byna, A. (2017). Analisis Perbandingan Algoritma C.45, Random Forest Dengan Chaid Decision Tree Untuk Klasifikasi Tingkat Kecemasan Ibu Hamil.
- Mckinney, W. (2011). pandas: a Foundational Python Library for Data Analysis and Statistics. http://pandas.sf.net
- Muller, A. C. (2020). *Applied Machine Learning in Python*. 2020. https://amueller.github.io/aml/04-model-evaluation/1-data-splitting-strategies.html
- Muslim, Abd. Q., Suci, I. G. S., & Pratama, M. R. (2021). Analisis Kebijakan Pendidikan Di Jepang, Finlandia, China Dan Indonesia Dalam Mendukung Sustainable Development Goals. *ADI WIDYA: Jurnal Pendidikan Dasar*, 6(2). http://ejournal.ihdn.ac.id/index.php/AW
- Mutoffar, M. M., Naseer, M., Fadillah, A., Studi, P., Informatika, T., Tinggi, S., & Bandung, T. (2022). *Klasifikasi Kualitas Air Sumur Menggunakan Algoritma Random Forest*. 04.
- Nasir, N., Kansal, A., Alshaltone, O., Barneih, F., Sameer, M., Shanableh, A., & Al-Shamma'a, A. (2022). Water quality classification using machine learning algorithms. *Journal of Water Process Engineering*, 48. https://doi.org/10.1016/j.jwpe.2022.102920
- Pardede, M., Buulolo, E., & Ndruru, E. (2019). Implementasi Algoritma C5.0 Pada Kelulusan Peserta Ujian Kemahiran Berbahasa Indonesia (Ukbi) Pada Balai Bahasa Sumatera Utara. *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi Dan Komputer)*, 3(1). https://doi.org/10.30865/komik.v3i1.1569
- Patora, K., & Morley, K. (2015). Draft Preliminary Cost-Benefit Analysis and Least-Burdensome Alternative Analysis: Chapter 173-201A WAC Water Quality Standards for Surface Waters of the State of Washington. Department Of Ecology State Of Washington. https://ecology.wa.gov/getattachment/64e60bdb-4b8e-43ed-aee4-a88525d8aee4/DraftPrelimWQS-CBAformatted09282014.pdf
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O.,
 Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos,
 A., & Cournapeau, D. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. In
 Journal of Machine Learning Research (Vol. 12). The Journal of Machine
 Learning Research

- Pratama, N., & Andraini, L. (2022). Model Prediksi Kesesuaian Lahan Kedelai Menggunakan C5.0 Algoritma. In *Portaldata.org* (Vol. 2, Issue 10).
- Prima Wijaya, K., & Muslim, A. (2016). Peningkatan Akurasi pada Algoritma Support Vector Machine dengan Penerapan Information Gain untuk Mendiagnosa Chronic Kidney Disease. In *Seminar Nasional Ilmu Komputer*.
- Primajaya, A., & Sari, B. N. (2018). Random Forest Algorithm for Prediction of Precipitation. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining (IJAIDM)*, *I*(1), 27–31.
- Purba, D. J., Lubis, M. R., & Siregar, Z. A. (2022). Analisis Kepuasan Pelanggan Menggunakan Algoritma C5.0. In *Journal of Informatics Management and Information Technology* (Vol. 2, Issue 2). https://hostjournals.com/
- Ritonga, P. S. (2011). "Air" Sebagai Sarana Peningkatan Imtaq (Integrasi Kimia Dan Agama). In *Air" Sebagai Sarana Peningkatan......* (Vol. 8, Issue 02). Pangoloan Soleman Ritonga.
- Romdania, Y., Herison, A., Susilo, G. E., & Novilyansa, E. (2018). *Kajian Penggunaan Metode Ip, Storet, Dan Ccme Wqi Dalam Menentukan Status Kualitas Air.*
- Saifudin, A. (2018). *Metode Data Mining Untuk Seleksi Calon Mahasiswa Pada Penerimaan Mahasiswa Baru Di Universitas Pamulang*. https://doi.org/10.24853/jurtek.10.1.25-36
- Saraswati, S. P., Ardion, M. V., Widodo, Y. H., & Hadisusanto, S. (2019). Water Quality Index Performance for River Pollution Control Based on Better Ecological Point of View (A Case Study in Code, Winongo, Gadjah Wong Streams). *Journal of the Civil Engineering Forum*, 5(1), 47. https://doi.org/10.22146/jcef.41165
- Sidik, A. D., & Ansawarman, A. (2022). Prediksi Jumlah Kendaraan Bermotor Menggunakan Machine Learning. *Formosa Journal of Multidisciplinary Research (FJMR)*, *1*(3), 559–568. https://doi.org/10.55927
- Simon, A., Deo, M. S., Venkatesan, S., & Babu, D. R. R. (2016). *An Overview of Machine Learning and its Applications*. https://www.researchgate.net/publication/289980169
- Somasundaram, A., & Reddy, U. S. (2016). *Data Imbalance: Effects and Solutions for Classification of Large and Highly Imbalanced Data*. https://www.researchgate.net/publication/320895020
- Suwardika, I. G. I., Suariana, I. G. N., Bhiantara, I. P., & Arso N.Y. (2019). Prediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Naïve Bayes: Studi Kasus Fakultas Ekonomi Dan Bisnis Universitas Pendidikan Nasional. *Jurnal Ilmu Komputer Indonesia (JIKI)*.

- Syukron, M., Santoso, R., & Widiharih, T. (2020). Perbandingan Metode Smote Random Forest Dan Smote Xgboost Untuk Klasifikasi Tingkat Penyakit Hepatitis C Pada Imbalance Class Data. https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/
- Tangkelayuk, A., & Mailoa, E. (2022). *Klasifikasi Kualitas Air Menggunakan Metode KNN, Naïve Bayes Dan Decision Tree*. 9(2), 1109–1119. http://jurnal.mdp.ac.id
- UNICEF. (2019, November 30). *Progress on household drinking water, sanitation and hygiene, 2000-2017*. https://www.unicef.org/reports/progress-on-drinking-water-sanitation-and-hygiene-2019
- Van der Walt, S., Colbert, S. C., Varoquaux, G., & Inria. (2011). *The NumPy Array: A Structure for Efficient Numerical Computation*. http://docs.python.org.
- Wahyuni, E. D., Arifiyanti, A. A., & Kustyani, M. (2019). *Exploratory Data Analysis dalam Konteks Klasifikasi Data Mining*. 263–269. http://journal.itny.ac.id/index.php/ReTII
- XGBoost Developers. (2023). *XGBoost Release 1.5.0-dev*. https://buildmedia.readthedocs.org/media/pdf/xgboost/latest/xgboost.pdf
- Yang, J., Gong, J., Tang, W., Shen, Y., Liu, C., & Gao, J. (2019). Delineation of urban growth boundaries using a patch-based cellular automata model under multiple spatial and socio-economic scenarios. *Sustainability (Switzerland)*, 11(21). https://doi.org/10.3390/su11216159
- Yulianti, E. H., Soesanto, O., & Sukmawaty, Y. (2022). Penerapan Metode Extreme Gradient Boosting (XGBOOST) pada Klasifikasi Nasabah Kartu Kredit. *JOMTA Journal of Mathematics: Theory and Applications*, 4(1).
- Zega, S. A. (2014). Penggunaan Pohon Keputusan untuk Klasifikasi Tingkat Kualitas Mahasiwa Berdasarkan Jalur Masuk Kuliah. In *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI) Yogyakarta*.
- Zulhilmi, Efendy, I., Syamsul, D., & Idawati. (2019). Faktor Yang Berhubungan Tingkat Konsumsi Air Bersih Pada Rumah Tangga di Kecamatan Peudada Kabupaten Bireun. *Jurnal Biology Education*, 7(2). https://doi.org/https://doi.org/10.32672/jbe.v7i2.1592