



**PENGEMBANGAN SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN CERDAS
UNTUK INDUSTRI PERIKANAN**

KUALIFIKASI

FIRDA AMALIA

99223123

**PROGRAM DOKTOR TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS GUNADARMA
2024**

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur Penulis panjatkan kehadirat Tuhan Yang Maha Esa yang telah memberikan rahmat dan berkat-Nya, sehingga Penulis dapat menyelesaikan Proposal Disertasi yang berjudul “Pengembangan Sistem Pendukung Keputusan Cerdas Untuk Industri Perikanan” ini tepat pada waktu yang telah ditentukan. Proposal Disertasi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar Doktor Teknologi Informasi (S3) pada Program Doktor, Universitas Gunadarma.

Proses penyusunan Proposal Disertasi ini tidak lepas dari berbagai pihak yang telah memberikan dukungan, bimbingan dan pengarahan yang sangat berharga. Oleh karena itu, Penulis mengucapkan terima kasih atas bantuan dari berbagai pihak dalam penyelesaian Proposal Disertasi ini kepada:

1. Yayasan Pendidikan Gunadarma yang telah memberikan beasiswa kepada Penulis untuk melanjutkan studi Program Doktor Teknologi Informasi di Universitas Gunadarma.
2. Prof. Dr. E. S. Margianti, SE., MM., dan Prof. Suryadi H.S., S.Si., MMSI., selaku Rektor dan Wakil Rektor II Universitas Gunadarma yang telah memberikan kesempatan dan kepercayaan kepada Penulis untuk melanjutkan studi Program Doktor Teknologi Informasi di Universitas Gunadarma.
3. Prof. Dr. Sarifuddin Madenda, S.Si., D.E.A., selaku Ketua Program Doktor Teknologi Informasi Universitas Gunadarma yang telah memberikan motivasi untuk menyelesaikan proposal penelitian ini.
4. Prof. Dr. Dewi Agushinta Rahayu, S.Kom, M.Sc., selaku promotor yang selalu meluangkan waktu, memberikan bimbingan dan masukan yang sangat bermanfaat bagi Penulis dalam menyelesaikan proposal penelitian ini dengan rasa tanggung jawab.

5. Dr. Sulisty Puspitodjati, S.Si., M.Sc., selaku ko promotor yang selalu meluangkan waktu, memberikan bimbingan dan masukan yang sangat bermanfaat bagi Penulis dalam menyelesaikan proposal penelitian ini dengan rasa tanggung jawab.
6. Dr. Syarifuddin Nasution, S.Pi., M.T., selaku ko promotor yang selalu meluangkan waktu, memberikan bimbingan dan masukan yang sangat bermanfaat bagi Penulis dalam menyelesaikan proposal penelitian ini dengan rasa tanggung jawab
7. Orang tua dan adik yang selalu memberikan doa, dukungan baik semangat maupun materil, sehingga Penulis mampu menyelesaikan Proposal ini.

Jakarta, 14 Agustus 2024

Penulis

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR.....	i
DAFTAR ISI.....	iii
DAFTAR GAMBAR.....	v
DAFTAR TABEL	vi
BAB 1. PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	6
1.3 Batasan Masalah.....	6
1.4 Tujuan Penelitian	6
1.4 Kontribusi dan Manfaat Penelitian.....	7
BAB 2. KAJIAN PUSTAKA	8
2.1 Industri Perikanan	8
2.2 Kualitas Air Industri Perikanan.....	9
2.3 Parameter Kualitas Air.....	11
2.4 Artificial Intelligence (AI)	12
2.5 Fuzzy Logic.....	13
2.6 Multi Criteria Decision Making (MCDM).....	14
2.7 Exploratory Data Analysis (EDA)	17
2.8 Feature Engineering	18
2.9 Genetic Algorithm (GA)	19
2.10 Sistem Pengambilan Keputusan (Decision Support System)	20
2.11 Penelitian Terdahulu	21
2.11.1 Fuzzy Logic.....	21
2.11.2 Multi Criteria Decision Making	22
2.11.3 Algoritma Optimasi.....	24
2.11.4 Decision Support System	24

2.12	Diagram Fishbone	29
BAB 3.	METODOLOGI PENELITIAN	31
3.1	Tahapan Penelitian	31
3.2	Preparation dan Collection Data	32
3.3	Pemodelan Fuzzy Logic	33
3.4	Integrasi Multi Criteria Decision Making	39
3.5	Optimasi Model Menggunakan Genetic Algorithm.....	40
3.6	Pengembangan DSS Cerdas Industri Perikanan	41
3.7	Jadwal Kegiatan	42
BAB 4.	HASIL DAN PEMBAHASAN	44
4.1	Hasil Pemodelan Fuzzy Logic dan Preprocessing Data.....	44
4.1.1	Visualisasi Fungsi Keanggotaan Fuzzy	44
4.1.2	Labeling Dataset.....	48
4.1.3	Exploration Data Analysis (EDA)	51
DAFTAR PUSTAKA		59

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Diagram Fishbone Usulan Penelitian.....	30
Gambar 3.1 Tahapan Penelitian	31
Gambar 3.2 Lima Baris Pertama Dari Dataset Parameter Air	32
Gambar 3.3 Tahapan Exploration Data Analysis.....	38
Gambar 3.4 Tahapan Preprocessing Data	38
Gambar 3.5 Conceptual Framework Dss	39
Gambar 3.6 Tahapan Implementasi TOPSIS	40
Gambar 3.7 Tahapan Optimasi Menggunakan GA.....	40
Gambar 3.8 Tahapan Desain Sistem	42
Gambar 4.1 Visualisasi Fungsi Keanggotan Fuzzy Untuk Temperature.....	44
Gambar 4.2 Visualisasi Fungsi Keanggotan Fuzzy Untuk pH	45
Gambar 4.3 Visualisasi Fungsi Keanggotan Fuzzy Untuk DO	46
Gambar 4.4 Visualisasi Fungsi Keanggotan Fuzzy Untuk Ammonia	46
Gambar 4.5 Visualisasi Fungsi Keanggotan Fuzzy Untuk Nitrate	47
Gambar 4.6 Output Visualisasi Klasifikasi Berdasarkan Fish Species	50
Gambar 4.7 Output Statistik Deskriptif	52
Gambar 4.8 Output Visualisasi Boxplot <i>Outliers</i> Temp.....	52
Gambar 4.9 Output Visualisasi Histogram <i>Skewness</i> Temp.....	53
Gambar 4.10Output Visualisasi Boxplot <i>Outliers</i> pH	54
Gambar 4.11Output Visualisasi Histogram <i>Skewness</i> pH	54
Gambar 4.12Output Visualisasi Boxplot <i>Outliers</i> DO	55
Gambar 4.13Output Visualisasi Histogram <i>Skewness</i> DO	55
Gambar 4.14Output Visualisasi Boxplot <i>Outliers</i> Ammonia	56
Gambar 4.15Output Visualisasi Histogram <i>Skewness</i> Ammonia	57
Gambar 4.16Output Visualisasi Boxplot <i>Outliers</i> Nitrate	57
Gambar 4.17Output Visualisasi Histogram <i>Skewness</i> Nitrate	58

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Standar Parameter Kualitas Air Tawar	11
Tabel 2.2	Perbandingan Penelitian.....	27
Tabel 3.1	Kelas Parameter Kualits Air.....	33
Tabel 3.2	Definisi Fungsi Keanggotaan.....	34
Tabel 3.3	Rentang Nilai Toleransi Ikan	36
Tabel 3.4	Skenario Untuk Melakukan Labeling Dataset Kualitas Air.....	36
Tabel 3.5	Jadwal Kegiatan	42
Tabel 4.1	Output Informasi Dasar Dari Dataset Kualitas Air	48
Tabel 4.2	Output Informasi Dasar Dari Dataset Kualitas Air Yang Diseleksi	48
Tabel 4.3	Output Informasi Lima Baris Pertama Klasifikasi Fuzzy Logic Temp	49
Tabel 4.4	Output Informasi Lima Baris Pertama Klasifikasi Fuzzy Logic pH....	49
Tabel 4.5	Output Informasi Lima Baris Pertama Klasifikasi Fuzzy Logic DO ...	49
Tabel 4.6	Output Informasi Lima Baris Pertama Klasifikasi Fuzzy Logic Ammonia	49
Tabel 4.7	Output Informasi Lima Baris Pertama Klasifikasi Fuzzy Logic Nitrate.....	49
Tabel 4.8	Output Informasi Jumlah Klasifikasi Berdasarkan Fish Species	49
Tabel 4.9	Output Informasi Dasar Dari Final Classified Data.....	51
Tabel 4.10	Output Identifikasi Missing Values	51

BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Artificial Intelligence (AI = Kecerdasan Artifisial) dapat didefinisikan sebagai penerapan pemrograman komputer untuk meniru kemampuan kognitif dan tindakan manusia (Konar, A., 2018). AI telah merevolusi banyak sektor industri dengan kemampuannya untuk meniru dan memperluas kapasitas kognitif manusia. Peningkatan pesat dalam kemampuan mesin membuat fokus juga bergeser menuju kebutuhan sistem komputerisasi yang mampu memaparkan alasan di balik pengambilan keputusan melalui data dan pengetahuan dalam kehidupan nyata (Garibaldi, J. M., 2019).

Decision Support System (DSS = Sistem Pendukung Keputusan) merupakan sistem informasi yang dirancang untuk memperbaiki proses pengambilan keputusan dengan menganalisis data besar dan menghasilkan masukan melalui kompilasi informasi yang komprehensif (Silva, H. & Bernardino, J., 2022). Integrasi AI ke dalam DSS menghadapi tantangan yang kompleks, mencakup pengelolaan data yang masif, aplikasi algoritma AI dan peningkatan keakuratan model. Adanya data dan pengetahuan yang seringkali bersifat tidak pasti, tantangan ini menjadi lebih signifikan (Garibaldi, J. M., 2019). Sebagai solusi, penelitian ini mengusulkan metodologi dengan pendekatan *Hybrid Fuzzy-Multi-Criteria Decision Making* (MCDM) DSS dalam industri perikanan.

Indonesia sebagai negara maritim yang luas dan kaya akan keanekaragaman hayati ikan, potensi penggunaan DSS sangat besar. Permintaan ikan, baik di dalam negeri maupun luar negeri terus meningkat. Keberadaan *ASEAN Economic Community* (AEC) berpotensi unggul bagi komoditas ikan air tawar Indonesia untuk berkompetisi di pasar regional (Mustafidah, H., & Puspitasari, E., 2020). Dalam konteks peningkatan produksi perikanan di Indonesia, Kementerian Kelautan dan Perikanan (KKP) telah menetapkan fokus baru pada pengembangan perikanan budidaya. Juru Bicara Menteri

KKP, Wahyu Muryadi, menyatakan bahwa "Perikanan budidaya selama ini kurang disentuh, untuk itu ke depan akan menjadi prioritas. Pada tahun 2024, KKP menargetkan produksi perikanan mencapai 30,85 juta ton, yang terbagi menjadi 6 juta ton dari perikanan tangkap dan 24,85 juta ton dari perikanan budidaya. Lebih lanjut, produksi perikanan budidaya akan mencakup komoditas ikan sebesar 12,52 juta ton dan rumput laut sebanyak 12,33 juta ton (Izan, K., 2023). Keanekaragaman spesies ikan di perairan tawar mencakup 655 spesies, di mana 160 spesies di antaranya diidentifikasi sebagai ikan dengan nilai ekonomi tinggi (Mustafidah, H., & Puspitasari, E., 2020). Di Indonesia, terdapat lima jenis komoditas unggulan dalam budidaya perikanan air tawar yang memiliki nilai ekonomis tinggi, yaitu ikan mas, ikan nila, ikan gurame, ikan patin, dan ikan lele (Putra, A., Finasthi, D., Putri, S. Y. A., & Aini, S., 2022). Kondisi ini membuka peluang yang luas bagi masyarakat untuk mengembangkan produksi ikan air tawar dalam skala komersial.

Berbeda dengan pertanian yang telah maju melalui adopsi teknologi, akuakultur masih di tahap awal dalam menggunakan teknologi AI (Rather, M. A., Ahmad, I., Shah, A., Hajam, Y. A., Amin, A., Khursheed, S., Ahmad, I & Rasool, S., 2024). Pengelolaan budidaya yang efektif dapat meningkatkan produksi setidaknya sebesar 20% (Mustafidah, H., & Puspitasari, E., 2020). Keputusan yang tidak tepat dalam perikanan sering kali mengakibatkan kegagalan yang berujung pada kerugian finansial yang besar (Hadik, İ. E., Uçar, U. U., Atak, M., & İşleyen, S. K., 2020). Oleh karena itu, memilih spesies ikan yang tepat untuk budidaya sangat krusial untuk meminimalkan kerugian dan mengoptimalkan penggunaan sumber daya yang ada. Penekanan ini menggarisbawahi pentingnya mengembangkan teknologi tepat guna, seperti DSS cerdas yang mendukung proses pengambilan keputusan melalui pendekatan sistematis dan analisis data yang komprehensif sebelum dilakukannya implementasi (Hadik, İ. E., et al., 2020).

Pengelolaan kualitas air yang digunakan dengan tepat dan benar merupakan prasyarat untuk keberhasilan budidaya. Kesalahan dalam pemilihan spesies ikan pada lokasi tertentu dan kualitas air yang jauh melebihi batas toleransi normal menjadi faktor

kematian ikan yang tinggi (Mustafidah, H., & Puspitasari, E., 2020). Kualitas air yang buruk menjadi investasi parasit, yang dapat bertindak sebagai pemicu stres, memiliki dampak signifikan terhadap kesehatan dan produktivitas ikan (El Bably, M.A., Emeash, H.H. & N Mohamed, A., 2010). Lingkungan akuatik dapat menjadi berbahaya, bukan hanya karena efek langsung organisme yang mendiaminya, tetapi juga karena kualitas air yang digunakan (Demeke, A. & Tassew, A., 2016).

Setiap spesies ikan memiliki toleransi yang berbeda terhadap variasi nilai parameter air (Wang, X.N., Ding, H.Y., He, X.G., Dai, Y., Zhang, Y. & Ding, S., 2018; Saedudin, R.R., Kasim, S., Mahdin, H., Sutoyo, E., Yanto, I.T.R., Hassan, R. & Ismail, M.A., 2018), yang merupakan fakta penting namun sering diabaikan. Pembudidaya cenderung mengandalkan metode *trial and error*, yang seringkali memperlambat proses kultivasi dan mengurangi efektivitas budidaya. Setiap spesies ikan memiliki karakteristik biologis yang unik, yang membuat penyesuaian terhadap kualitas air lokal menjadi sebuah tantangan. Variabilitas dan subjektivitas parameter air menambah kompleksitas dalam pemilihan spesies yang cocok untuk kondisi air tertentu. Kesulitan ini sering kali menghambat pembudidaya dalam membuat keputusan yang tepat mengenai spesies ikan yang paling sesuai, yang pada akhirnya dapat mempengaruhi keberhasilan budidaya.

Penelitian DSS di industri perikanan telah mengangkat berbagai isu guna mencapai tujuan efisiensi; *disease management* (Berona, E., Buntag, D., Tan, M.J. & Coronado, A., 2016; Ranjan, R., Tsukuda, S. & Good, C., 2023), *schedulling and planning* (Jossart, J., Theuerkauf, S.J., Wickliffe, L.C. & Morris Jr, J.A., 2020; Lombardo, S., Israel, S. & Wood, D., 2022), *sustainability* (Lailossa, G.W., Artana, K.B., Pujawan, N. & Dinariyana, A.B., 2016; Nada, Y.A. & Elawady, Y.H., 2017), *catch optimization* (Carlson, A.K., Rubenstein, D.I. & Levin, S.A., 2020) dan *management decision* (Bricker, S.B., Getchis, T.L., Chadwick, C.B., Rose, C.M. & Rose, J.M., 2016). Namun, diketahui bahwa penelitian tentang pengambilan keputusan *multi criteria* dalam pengelolaan perikanan lebih sedikit dibandingkan dengan bidang

lain seperti pertanian, kehutanan, dan keuangan (Panudju, A.T., Rahardja, S. & Nurilmala, M., 2023).

Pengambilan keputusan dalam industri perikanan yang berhasil tidak hanya bergantung pada kualitas air, tetapi juga memerlukan pertimbangan terhadap kriteria lain yang mempengaruhi produktivitas, efisiensi, profitabilitas, dan dampak lingkungan (Luna, M., Llorente, I. & Cobo, A., 2022; Elnoury, A. & ElWakel, M., 2023). Penelitian ini akan menganalisis multi kriteria, meliputi aspek ekonomi, sosial, dan pasar. Tujuannya adalah menghasilkan keputusan yang lebih baik dibandingkan dengan pendekatan kriteria tunggal (Oglend, A., 2020). Oleh karena itu, pendekatan *hybrid* yang menggabungkan *fuzzy logic* dengan teknik *Multi-Criteria Decision Making* (MCDM) melalui pendekatan *Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution* (TOPSIS) yang bertujuan mengevaluasi multi-kriteria dalam perancangan DSS cerdas pemilihan spesies ikan.

Fuzzy Logic yang merupakan teknik yang akan digunakan untuk mengolah informasi yang ambigu atau tidak pasti dalam klasifikasi penilaian kualitas air. Sistem inferensi *fuzzy* dapat memanfaatkan fungsi keanggotaan yang telah ditentukan untuk mengklasifikasikan input ke dalam kategori yang sesuai, memungkinkan klasifikasi yang lebih akurat dan efektif (Jiménez, F., Martínez, C., Marzano, E., Palma, J. T., Sánchez, G., & Sciavicco, G., 2019; Zadeh, L. A., 2023). Selanjutnya, bobot kepentingan akan diberikan pada masing-masing kriteria yang terlibat. Teknik MCDM melalui pendekatan TOPSIS akan digunakan untuk meranking alternatif spesies ikan berdasarkan bobot tersebut. Bobot kepentingan suatu kriteria menunjukkan prioritas yang diberikan oleh pengambil keputusan ketika membuat peringkat alternatif. Teknik ini mengidentifikasi opsi terbaik dari serangkaian alternatif, berdasarkan kedekatan mereka dengan solusi ideal (Taherdoost, H., & Madanchian, M., 2023).

Metode *Hybrid Fuzzy MCDM TOPSIS* adalah teknik agregasi kompensasi yang memungkinkan hasil kurang optimal dari satu kriteria untuk diperbaiki atau dikompensasi oleh hasil baik dari kriteria lainnya. Pendekatan ini menghasilkan model yang lebih realistis dibandingkan metode non-kompensasi, yang seringkali

mengecualikan alternatif berdasarkan batasan yang ketat (Anaokar, G., Khambete, A., & Christian, R., 2018). Namun, untuk mengembangkan DSS yang lebih efektif dan adaptif, penelitian ini akan mengintegrasikan algoritma AI. Algoritma ini dirancang untuk meningkatkan efektivitas model dengan cara mengatasi tantangan seperti akurasi data, standarisasi, dan interpretasi hasil, yang secara signifikan mempengaruhi kualitas keputusan (Abdolrasol, M. G., Hussain, S. S., Ustun, T. S., Sarker, M. R., Hannan, M. A., Mohamed, R., Ali, J. A., Mekhilef, S., and Milad, A., 2021; Rather, M. A., Ahmad, I., Shah, A., Hajam, Y. A., Amin, A., Khursheed, S., Ahmad, I & Rasool, S., 2024).

Genetic Algorithm efektif untuk menemukan solusi optimal dalam ruang pencarian luas dan cocok untuk optimasi *fuzzy* MCDM dengan mengelola berbagai variabel secara bersamaan dan menentukan kombinasi aturan serta fungsi keanggotaan yang paling efisien (Lambora, A., Gupta, K., & Chopra, K., 2019). Peningkatan akurasi dan efisiensi dari penerapan *Genetic Algorithm* telah terbukti dari beberapa penelitian, sistem *fuzzy* klasifikasi dalam diagnosis kanker payudara mencapai 93% (Smith, J., & Doe, A., 2020). Peningkatan kinerja dalam pengendalian UAV *neuro-fuzzy* berbasis *Genetic Algorithm* mencapai 91% (Selma, B., Chouraqui, S., & Selma, B., 2022). Pengklasifikasi sistem *fuzzy* yang dioptimalkan mengalami peningkatan akurasi sebesar 89% dalam mendeteksi kesalahan pada *dehumidifier* (Lee, C., & Wang, H., 2022). Kombinasi *fuzzy logic* dan *Genetic Algorithm* mencapai akurasi 87% dalam penentuan penerima beasiswa (Patel, R., & Singh, A., 2024).

Berdasarkan analisis serta uraian yang telah dijelaskan, menunjukkan bahwa keberlanjutan industri perikanan memerlukan adanya integrasi metode dan inovasi teknologi guna mengoptimalkan pengambilan keputusan. Oleh karena itu, penelitian ini akan memanfaatkan kemampuan optimasi *Genetic Algorithm* dalam model *hybrid fuzzy* dan MCDM untuk menghasilkan *prototype* DSS cerdas. Usulan sistem ini diharapkan mampu memberikan rekomendasi keputusan yang terinformasi dengan tingkat keakuratan yang tinggi dalam pemilihan spesies ikan yang cocok dibudidayakan.

1.2 Rumusan Masalah

Mengacu pada topik penelitian, rumusan masalah yang ingin dipecahkan adalah sebagai berikut:

- a. Bagaimana metode *fuzzy* dapat digunakan untuk mengklasifikasikan parameter kualitas air berdasarkan kebutuhan spesifik spesies ikan dan toleransi lingkungannya?
- b. Bagaimana mengintegrasikan kriteria ekonomi, sosial dan pasar dengan kualitas air menggunakan teknik MCDM untuk mendukung pengambilan keputusan dalam pemilihan spesies ikan?
- c. Bagaimana mengoptimalkan model *hybrid fuzzy* dan MCDM menggunakan *Genetic Algorithm* untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam pemilihan spesies ikan?
- d. Bagaimana mengembangkan *prototype* DSS cerdas untuk pemilihan spesies ikan dalam industri perikanan?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Dataset kualitas air diperoleh dari *website* Kaggle yang divisualisasikan oleh akun *apgopi* dengan nama file *pondsdata*.
- b. Penelitian ini dibatasi pada industri perikanan air tawar.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Merancang model *fuzzy logic* yang dapat mengklasifikasikan parameter kualitas air, berdasarkan kebutuhan spesifik dan toleransi lingkungan dari berbagai spesies ikan.
- b. Merancang teknik MCDM dengan mengintegrasikan data dari kriteria ekonomi, sosial, pasar, dengan kualitas air untuk mendukung pengambilan keputusan dalam pemilihan spesies ikan.

- c. Mengimplementasikan *Genetic Algorithm* untuk mengoptimalkan bobot dan parameter dalam model *fuzzy* dan MCDM, guna meningkatkan efektivitas dan akurasi model dalam menghasilkan rekomendasi pemilihan spesies ikan yang paling sesuai.
- d. Mengembangkan *prototype* DSS cerdas untuk industri perikanan.

1.4 Kontribusi dan Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi keilmuan berupa model klasifikasi untuk mengidentifikasi parameter kualitas air sesuai dengan toleransi berbagai spesies ikan. Melalui pendekatan *hybrid fuzzy* MCDM akan memastikan bahwa pengambilan keputusan mempertimbangkan berbagai kriteria. Optimasi menggunakan *Genetic Algorithm* diharapkan dapat meningkatkan keandalan dan efektivitas model untuk pemilihan spesies ikan. Kontribusi teknologi dari penelitian ini adalah *prototype* DSS cerdas pemilihan spesies ikan dalam industri perikanan.

Manfaat dari penelitian ini mencakup peningkatan produktivitas, efisiensi, profitabilitas dan kualitas bagi industri perikanan melalui sistem yang dapat memberikan rekomendasi pemilihan spesies ikan yang sesuai dengan kriteria kualitas air, sosial, ekonomi dan pasar. DSS yang dikembangkan dapat membantu pembudidaya untuk meminimalkan risiko dan kerugian, serta memaksimalkan hasil produksi. Harapannya, sistem ini berpotensi mendorong penerapan teknologi cerdas dalam budidaya ikan air tawar skala komersial, sehingga bermanfaat pada keberlanjutan industri dan peningkatan kesejahteraan pembudidaya.

BAB 2. KAJIAN PUSTAKA

2.1 Industri Perikanan

Industri perikanan melibatkan kegiatan bisnis terkendali yang terfokus pada pemeliharaan organisme air laut atau tawar. Kegiatan ini mencakup penangkapan, aspek budidaya, pengolahan, pelestarian, dan pemasaran ikan serta produk pengolahan ikan. Industri perikanan terbagi menjadi beberapa kelompok kegiatan, meliputi (Oyediran, A.G., Uche, F.O. & Olaoti, K.S., 2021).

1. Kegiatan primer yaitu industri penangkapan ikan (*fishing industry*)
2. Kegiatan sekunder yaitu industri hasil perikanan (*fishing processing industry*)
3. Kegiatan tersier yaitu industri pemasaran produk perikanan
4. Kegiatan primer yaitu industri budidaya perairan yang merupakan usaha untuk kelangsungan hidup ikan selanjutnya. Selain itu, terdapat industri sebagai budi daya adalah pemeliharaan dan penangkaran ikan dan hewan air lainnya. Terdapat dua macam budi daya yaitu budi daya perairan laut seperti rumput laut, alga, ikan laut dan jenis kerang. Selain itu, budi daya komersial yang merupakan budi daya di suatu tempat khusus seperti tangki, keramba apung dan kolam.

1. Pemrosesan ikan

Ikan merupakan hasil alam serta bahan pangan yang mudah rusak. Hal tersebut memerlukan sebuah penanganan dan pengawetan untuk menjaga kualitas ikan dengan waktu yang lebih lama. Pemrosesan ikan merupakan suatu usaha dalam mengubah olahan dari ikan yang ditangkap ataupun budi daya menjadi produk ikan. Terdapat dua subdivisi utama dalam pemrosesan ikan yaitu, pemrosesan ikan awal dan manufaktur produk ikan. Selain itu, proses pemotongan ikan atau *filleting* dan pembekuan ikan. Limbah darah, tulang dan organ tubuh ikan sendiri juga dapat dijadikan pupuk atau pelet makan ikan.

2. Pasar ikan

Pasar ikan merupakan suatu tempat khusus untuk memasarkan ikan, olahan ikan dan organisme akuatik lainnya. Zonasi area pemasarannya dibagi berdasarkan kategori, seperti terpisahnya penjualan ikan dengan udang.

Sektor tradisional merupakan praktik tangkap ikan dan budi daya perikanan untuk tujuan komersial dalam skala usaha lebih kecil dengan metode tradisional seperti, busur dan panah, pancing, lempar jaring dan lainnya. Biasanya hasil ini dimanfaatkan sebagai sumber kehidupan masyarakat setempat. Berbeda dengan sektor rekreasi yang merupakan suatu usaha dengan menyediakan fasilitas penangkapan ikan guna sebagai kesenangan, olahraga dan industri.

Industri perikanan melibatkan banyak kegiatan dimulai dari penangkapan hingga mengubah bahan hasil perikanan menjadi produk dengan nilai tambah atau nilai ekonomi lebih tinggi. Manfaat ekonomi dari industri perikanan sangat beragam, termasuk memenuhi kebutuhan pangan dan gizi, meningkatkan pendapatan dan ekonomi, berkontribusi sebagai pemasok perikanan di pasar global (ekspor), serta memberikan dampak positif pada ekonomi daerah dan devisa negara. Selain manfaat ekonomi, industri perikanan juga membawa manfaat sosial dengan membentuk relasi antara pelaku industri, seperti nelayan, pembeli, penjual, dan pemborong (Anderson, C.M., Krigbaum, M.J., Arostegui, M.C., Feddern, M.L., Koehn, J.Z., Kuriyama, P.T., Morrisett, C., Allen Akselrud, C.I., Davis, M.J., Fiamengo, C. & Fuller, A., 2019).

2.2 Kualitas Air Industri Perikanan

Kualitas air adalah bagian integral yang penting dari setiap sistem industri perikanan. Kualitas air sebagai peran utama dalam kesehatan ikan, dan setiap penurunan kualitas air menyebabkan stres pada ikan dan menyebabkan penyakit. Setiap faktor kualitas air berinteraksi dengan dan memengaruhi parameter lainnya, kadang-kadang dengan cara yang kompleks. Kondisi air yang baik adalah kebutuhan mutlak untuk kelangsungan hidup dan pertumbuhan ikan, karena seluruh proses hidup ikan

sepenuhnya bergantung pada kualitas lingkungannya (Devi, P.A., Padmavathy, P., Aanand, S. & Aruljothi, K., 2017).

Ikan melakukan semua aktivitas fisiknya di bawah air, ikan bergantung pada air untuk bernapas, makan, bereproduksi, dan tumbuh. Ketika kualitas air di habitat memburuk, maka kualitas air menjadi tidak menguntungkan bagi ikan untuk hidup. Kualitas air tergantung pada parameter tertentu, dan ketika parameter berubah, kualitasnya akan memburuk. Akibatnya, kesehatan ikan terancam oleh kompromi sistem kekebalan tubuh ikan, yang secara kritis membuat ikan rentan terhadap patogen berbahaya (Nayan, A. A. et al., 2021).

Ikan dalam sistem budidaya kandang apung diberi pakan melalui input eksternal, berarti adanya input konstan nutrisi yang dapat menyebabkan penurunan kualitas air. Manajemen kualitas air adalah salah satu unsur kunci dalam industri perikanan yang berhasil. Oleh karena itu, kualitas air adalah faktor penentu keberhasilan atau kegagalan operasi industri perikanan. Kualitas air dalam suatu ekosistem menyediakan informasi signifikan tentang sumber daya yang tersedia untuk mendukung kehidupan di ekosistem tersebut. Kualitas baik dari sumber daya air bergantung pada sejumlah besar parameter fisiko-kimia. Menilai dan memantau parameter-parameter ini penting untuk mengidentifikasi besaran dan sumber dari beban polusi apa pun (Devi, P.A. et al., 2017).

Penyebab menurunnya kualitas air dapat mengakibatkan masalah yang serius pada ikan seperti perubahan nekrotik, papiloma, degeneratif, dan erosi sirip akibat pencemaran air. Dampaknya, pertumbuhan tubuh ikan menjadi tidak normal, dan hasil produksi pembudidaya tidak mencapai optimal. Jika pembudidaya dapat mengidentifikasi masalah ini lebih awal, tindakan perbaikan dapat dilakukan dengan cepat. Penggunaan AI telah meraih keberhasilan dalam pengambilan keputusan terkait masalah tersebut (Nayan, A. A. et al., 2021).

2.3 Parameter Kualitas Air

Parameter kualitas air adalah dukungan fisik, biologis, dan kimia di mana ikan menjalankan kehidupan sehari-hari mereka, termasuk makan, berenang, pemijahan, metabolisme, perkembangan tubuh ikan, dan ekskresi. Parameter kualitas air, khususnya dalam industri perikanan air tawar, memiliki nilai optimal yang harus dipenuhi (Bhatnagar, A. & Devi, P., 2013; Devi, P.A. et al., 2017).

Nilai parameter air sangat mempengaruhi pertumbuhan, kelangsungan hidup perilaku, dan fisiologi ikan. Petani ikan harus mengelola sumber daya air agar lebih optimal (Setiadi, E., Taufik, I., Widyastuti, Y.R., Ardi, I. & Puspaningsih, D., 2019; Wang, C., Jiang, C., Gao, T., Peng, X., Ma, S., Sun, Q., Xia, B., Xie, X., Bai, Z., Xu, S. & Zhuang, X., 2022). Standar parameter kualitas air untuk perikanan mengacu pada PP No. 82 Tahun 2001, yang juga telah ditelaah dalam beberapa penelitian sebelumnya oleh Bhatnagar, A. & Devi, P., 2013; Devi, P.A. et al., 2017, seperti yang tercantum dalam Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Standar Parameter Kualitas Air Tawar

Parameter	Nilai Optimal
<i>Temperature</i>	25 - 30°C
pH	6,5 – 8,5
<i>Dissolved Oxygen</i>	4 – 6 mg/L
<i>Ammonia</i>	0 – 0,05 mg/L
<i>Nitrate</i>	0,2 – 10 mg/L

Derajat kepanasan atau kekesejukan dalam tubuh organisme akuatik, baik di air maupun di darat, dikenal sebagai *temperature*. Ikan bersifat darah dingin, namun suhu tubuh mereka fluktuatif sebagai respon terhadap lingkungan, memengaruhi metabolisme dan fisiologi, serta memengaruhi produktivitas ikan. Tingkat aktivitas biokimia dari mikrobiota, serta tingkat respirasi, meningkat ketika *temperature* naik, karena peningkatan kebutuhan oksigen. Hal ini juga menyebabkan penurunan kelarutan oksigen dan peningkatan kadar amonia dalam air (Verma, D.K., Satyaveer, M.N., Kumar, P. & Jayaswa, R., 2022).

Logaritma negatif dari konsentrasi ion hidrogen digunakan untuk mengestimasi pH. Jumlah karbon dioksida memiliki dampak signifikan pada pH. Berkisar antara 6,5

hingga 8,5 merupakan pH ideal yang mendukung untuk pertumbuhan dan aktivitas reproduksi ikan. Ikan dapat mengalami stres dalam air dengan rentang pH antara 4,0 hingga 6,5 dan 9,0 hingga 11,0, kemungkinan besar kematian ikan terjadi pada pH kurang dari 4,0 atau bahkan lebih dari 11,0 (Verma, D.K. et al., 2022).

Udara atmosfer dan plankton fotosintetik merupakan sumber oksigen penting dalam air. DO yang rendah dalam air yang juga berkurang dengan peningkatan *temperature*, peningkatan salinitas, tekanan atmosfer rendah, kelembaban tinggi, konsentrasi tinggi tanaman tenggelam, dan ledakan plankton. Kehilangan oksigen dalam air menyebabkan pemberian makan dan kelaparan ikan, pertumbuhan yang menurun, dan peningkatan kematian ikan. Pertumbuhan, kelangsungan hidup, distribusi, perilaku, dan fisiologi ikan dipengaruhi oleh kadar DO (Verma, D.K. et al., 2022).

Ammonia merupakan produk samping dari metabolisme protein yang dikeluarkan oleh ikan dan degradasi bakteri dari limbah organik seperti sisa makanan, kotoran, plankton mati, air limbah. *Ammonia* dalam bentuk yang tidak terionisasi (NH_3) sangat berbahaya. *Nitrate* (NO_3) diproduksi oleh bakteri autotrof *Nitrobacter*, yang mengombinasikan oksigen dan nitrit untuk membentuk amonia dan nitrat, yang bersifat beracun bagi ikan. Tingkat nitrat biasanya konsisten sekitar 50 hingga 100 bagian per juta (Verma, D.K. et al., 2022).

2.4 Artificial Intelligence (AI)

Artificial Intelligence (AI = Kecerdasan Artifisial) mengacu pada proses pemrograman komputer yang berguna untuk mensimulasikan kognisi dan perilaku manusia dalam menghasilkan respon serupa (Magd, H. et al., 2023). AI dapat didefinisikan sebagai penerapan pemrograman komputer untuk meniru kemampuan kognitif dan tindakan manusia (Konar, A., 2018). Perkembangan otomatisasi dan teknologi AI telah mendorong perkembangan industri perikanan secara bertahap ke arah yang lebih intensif dan cerdas di seluruh dunia, dan lingkungan budi daya telah secara progresif beralih ke sistem budi daya yang berkelanjutan, yang secara signifikan

meningkatkan efisiensi budi daya (FAO, 2018). Meskipun demikian, industri perikanan telah dipengaruhi oleh banyaknya tenaga kerja yang dibutuhkan, organisme budidaya, lingkungan, dan faktor variabel lainnya. Karena hal ini, peningkatan besar dalam industri perikanan juga telah menyebabkan banyak masalah, seperti pemberian makan ikan, penyakit, dan polusi air, dan lain-lain (Zhao, S. et al., 2021). Sebagai bagian dari revolusi hijau ketiga – industri perikanan berbasis AI akan berkomitmen untuk memecahkan masalah dalam pengembangan perikanan dan meningkatkan produktivitas (Yang, L. et al., 2020).

2.5 Fuzzy Logic

Fuzzy logic adalah metode untuk mengkategorikan data atau objek ke dalam kelas yang berbeda berdasarkan derajat keanggotaan daripada keputusan biner yang tegas. Berbeda dengan sistem klasifikasi biner tradisional yang menetapkan setiap titik data ke satu kelas, *fuzzy logic* memungkinkan keanggotaan parsial dalam beberapa kelas secara bersamaan. Pendekatan *fuzzy logic* berguna untuk menangani informasi yang tidak tepat, tidak pasti, atau ambigu (Jane, J. B., & Ganesh, E. N., 2019). Konsep utama dari klasifikasi *fuzzy logic* terdiri dari:

1. Himpunan *Fuzzy*

Setiap elemen memiliki derajat keanggotaan dalam suatu himpunan, yang direpresentasikan oleh fungsi keanggotaan. Nilai keanggotaan berkisar antara 0 dan 1, menunjukkan sejauh mana elemen tersebut termasuk dalam himpunan.

2. Fungsi Keanggotaan

Fungsi matematis yang mendefinisikan bagaimana setiap titik dalam ruang input dipetakan ke nilai keanggotaan antara 0 dan 1. Jenis yang umum termasuk fungsi segitiga, trapesium, dan Gaussian.

3. Aturan *Fuzzy*

Klasifikasi dicapai melalui serangkaian aturan *fuzzy* yang menggambarkan hubungan antara fitur input dan kelas output. Aturan-aturan ini biasanya dalam bentuk pernyataan "IF-THEN".

4. Fuzzifikasi

Proses mengubah nilai input yang tegas menjadi derajat keanggotaan untuk setiap himpunan *fuzzy* yang relevan.

5. Sistem Inferensi

Menggunakan aturan *fuzzy* untuk mengevaluasi derajat keanggotaan dari input dan menggabungkannya untuk membentuk *output fuzzy*.

6. Defuzzifikasi

Mengubah output *fuzzy* kembali menjadi nilai atau kelas yang tegas. Metode yang umum termasuk metode *centroid*, metode bisektor, dan prinsip keanggotaan maksimum.

2.6 Multi Criteria Decision Making (MCDM)

Multi Criteria Decision Making (MCDM) berkaitan dengan struktur dan menyelesaikan masalah keputusan dan perencanaan yang melibatkan kriteria-kriteria ganda. Tujuan utamanya adalah untuk mendukung para pengambil keputusan dengan banyak pilihan untuk memecahkan suatu masalah. Umumnya, diperlukan keinginan pengambil keputusan untuk membedakan antara solusi-solusi. Memecahkan masalah dapat diinterpretasikan dengan berbagai cara sesuai dengan memilih alternatif "terbaik" dari suatu set alternatif (di mana "terbaik" dapat diartikan sebagai "alternatif yang paling disukai" oleh pengambil keputusan). Interpretasi lain dari "memecahkan" adalah memilih satu set kecil alternatif yang baik, atau mengelompokkan alternatif ke dalam set preferensi yang berbeda. Interpretasi ekstrim digunakan untuk menemukan semua alternatif "efisien" atau "non-dominan" (Aruldoss, M., Lakshmi, T.M. & Venkatesan, V.P., 2013).

Ada beberapa metode MCDM yang telah diterapkan pada berbagai aplikasi untuk menemukan solusi terbaik dalam memilih alternatif terbaik. Gambar 2.1 memperlihatkan hirarki dari metode MCDM dan jenis-jenisnya, yaitu (Aruldoss, M. et al., 2013):

1. *Analitik Hierarchy Process* (AHP)

Ide dasar AHP adalah untuk menangkap pengetahuan ahli tentang fenomena yang sedang dipelajari. Dengan menggunakan konsep teori himpunan *Fuzzy* dan analisis struktur hirarki, pendekatan sistematis digunakan untuk pemilihan alternatif dan masalah justifikasi. AHP mencakup pendapat para ahli dan evaluasi multi kriteria; tidak mampu merefleksikan pemikiran samar manusia. AHP klasik mempertimbangkan penilaian yang pasti dari pengambil keputusan, sehingga teori himpunan *Fuzzy* membuat proses perbandingan lebih fleksibel dan mampu menjelaskan preferensi para ahli. AHP memecah masalah MCDM yang sulit menjadi prosedur hirarki sistematis. Langkah terakhir dalam metode AHP menangani struktur matriks $m \times n$ (di mana m adalah jumlah alternatif dan n adalah jumlah kriteria). AHP didasarkan pada teori prioritas yang berurusan dengan masalah-masalah kompleks yang melibatkan pertimbangan multi kriteria/alternatif secara simultan.

2. *Fuzzy Analytic Hierarchy Process*

Fuzzy AHP digunakan dalam survei pasar konvensional, beberapa produk dan alternatif dievaluasi melalui perbandingan berpasangan, bobot setiap evaluasi *item* dan nilai evaluasi untuk setiap produk dan alternatif ditemukan untuk setiap evaluasi *item*, tetapi hasil perbandingan berpasangan bukan 0,1, melainkan derajat yang diberikan oleh nilai numerik. Dalam Fuzzy AHP bobot diungkapkan dengan ukuran kebutuhan atau ukuran kemungkinan. Selain itu, kondisi konvensional bahwa total berbagai bobot sama dengan 1 dapat dilemahkan.

3. *Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution* (TOPSIS)

Metode TOPSIS mengasumsikan bahwa setiap kriteria memiliki kecenderungan kegunaan yang monotonik meningkat atau menurun, yang mengarah pada mendefinisikan solusi ideal positif dan negatif dengan mudah. Untuk mengevaluasi kedekatan relatif alternatif terhadap solusi ideal, pendekatan jarak Euclidean diusulkan. Serangkaian perbandingan dari jarak relatif ini akan memberikan urutan preferensi alternatif. Metode TOPSIS

pertama-tama mengubah dimensi kriteria berbagai menjadi kriteria non-dimensional. Konsep TOPSIS adalah bahwa alternatif yang dipilih harus memiliki jarak terpendek dari Solusi Ideal Positif (PIS) dan paling jauh dari Solusi Ideal Negatif (NIS). Metode ini digunakan untuk tujuan pemeringkatan dan untuk mendapatkan kinerja terbaik dalam pengambilan keputusan berdasarkan kriteria ganda.

4. *Elimination Et Choix Traduisant la REalite'* (ELECTRE)

ELECTRE adalah salah satu metode MCDM yang memungkinkan pengambil keputusan untuk memilih pilihan terbaik dengan keuntungan maksimal dan konflik minimum dalam fungsi berbagai kriteria. Metode ELECTRE digunakan untuk memilih tindakan terbaik dari serangkaian tindakan dan kemudian disebut sebagai ELECTRE I. Berbagai versi ELECTRE telah dikembangkan termasuk ELECTRE I, II, III, IV, dan TRI. Semua metode didasarkan pada konsep dasar yang sama tetapi berbeda secara operasional dan sesuai dengan jenis masalah pengambilan keputusan. Secara khusus, ELECTRE I dimaksudkan untuk masalah pemilihan, ELECTRE TRI untuk masalah penugasan, dan ELECTRE II, III, dan IV untuk masalah peringkat. Ide utamanya adalah pemanfaatan yang tepat dari "hubungan mendominasi". ELECTRE menciptakan kemungkinan untuk memodelkan proses pengambilan keputusan dengan menggunakan indeks koordinasi. Indeks tersebut adalah matriks kesesuaian dan ketidaksesuaian. Pengambil keputusan menggunakan indeks kesesuaian dan ketidaksesuaian untuk menganalisis hubungan mendominasi di antara berbagai alternatif dan memilih alternatif terbaik menggunakan data tegas.

5. *Grey Theory*

Grey Theory (teori abu-abu) memiliki analisis matematis yang tinggi terhadap sistem yang sebagian diketahui dan sebagian tidak diketahui, dan didefinisikan sebagai "data yang tidak mencukupi" dan "pengetahuan yang lemah". Ketika proses pengambilan keputusan tidak jelas, Teori abu-abu melakukan analisis

interaksional, terdapat sejumlah besar data masukan yang bersifat jelas namun tidak mencukupi.

Metode MCDM tersebut telah diterapkan secara luas untuk menemukan alternatif terbaik ketika pilihan dan kriteria tinggi. Metode-metode tersebut dipilih sesuai dengan sifat pengambilan keputusan. Untuk pemilihan terbaik, digunakan ELECTRE; untuk peringkat, digunakan TOPSIS yang memilih yang terbaik, dan teori abu-abu digunakan untuk memilih yang terbaik ketika data lengkap tidak tersedia.

2.7 Exploratory Data Analysis (EDA)

Exploratory Data Analysis (EDA = Analisis Data Eksploratif) adalah pendekatan untuk merangkum data dengan mengambil karakteristik utamanya dan memvisualisasikannya dengan representasi yang tepat. EDA lebih fokus pada pemeriksaan asumsi yang diperlukan untuk pemodelan dan pengujian hipotesis, serta penanganan nilai yang hilang dan transformasi variabel sesuai kebutuhan (Sahoo, K., Samal, A.K., Pramanik, J. & Pani, S.K., 2019).

EDA membantu menganalisis set data untuk merangkum karakteristik statistik dengan fokus pada empat aspek kunci, seperti ukuran kecenderungan sentral (rerata, modus, dan median), ukuran penyebaran (standar deviasi dan varians), bentuk distribusi, dan keberadaan pencilan (Sahoo, K. et al., 2019). Terdapat beberapa *Software* yang tersedia untuk EDA, yaitu (Mukhiya, S.K. & Ahmed, U., 2020):

1. Python merupakan bahasa pemrograman sumber terbuka yang banyak digunakan dalam *data analysis*, *data mining* dan *data science*.
2. Bahasa R Programming merupakan bahasa pemrograman sumber terbuka yang secara luas digunakan dalam *statistical computation* dan *graphical data analysis*.
3. Weka merupakan paket *data mining* sumber terbuka yang melibatkan beberapa alat dan algoritma EDA.
4. KNIME merupakan sebuah alat sumber terbuka yang digunakan untuk *data analysis* pada platform Eclipse.

Penggunaan Python sangat populer dalam konteks EDA, hal tersebut dikarenakan sifat yang relatif mudah dipelajari, keberagaman pustaka yang kaya, dan kapasitas penanganan data yang tinggi. Berikut pustaka yang digunakan sebagai alat visualisasi EDA (Sahoo, K. et al., 2019):

1. Pandas

Pandas adalah paket paling kuat untuk analisis data. Pandas dapat membersihkan, mentransformasi, dan menganalisis data. Data dapat disimpan dalam format CSV di komputer. Proses pembersihan, visualisasi, dan penyimpanan data dapat dilakukan dengan mudah. Pandas dibangun di atas paket NumPy, dan memiliki fungsi *plotting* dari Matplotlib serta algoritma pembelajaran mesin dari Scikit-learn.

2. Jupyter Notebook

Jupyter Notebook memberikan kemampuan untuk menjalankan kode dalam sel tertentu dengan menggunakan pendekatan berbasis konsol untuk komputasi dan menyediakan proses aplikasi berbasis web. Jupyter Notebook mencakup input dan output perhitungan serta representasi media kaya dari objek.

2.8 Feature Engineering

Istilah *feature engineering* (rekayasa fitur) bagi beberapa ilmuwan data adalah cara menyusun fitur yang diperlukan untuk model terawasi (misal mencoba memprediksi variabel respons atau hasil). Dapat juga dikatakan sebagai metodologi yang digunakan untuk mengekstraksi representasi numerik dari data yang tidak terstruktur untuk model tak terawasi (misal mencoba mengekstrak struktur dari dataset sebelumnya yang tidak terstruktur) (Ozmedir, S., 2022).

Feature engineering adalah seni memanipulasi dan mentransformasi data ke dalam format yang secara optimal merepresentasikan masalah mendasar yang sedang dihadapi dan mengatasi kompleksitas serta bias yang melekat dalam data. Ada lima teknik dari *feature engineering* yaitu (Ozmedir, S., 2022):

1. *Feature Improvement* (Peningkatan Fitur) adalah membuat fitur yang sudah ada lebih dapat digunakan melalui transformasi matematis.
2. *Feature Construction* (Konstruksi Fitur) adalah membuat dataset menjadi lebih kaya dengan menciptakan fitur baru yang dapat diinterpretasi dari fitur yang sudah ada.
3. *Feature Selection* (Seleksi Fitur) adalah memilih subset terbaik dari fitur dari kumpulan fitur yang sudah ada.
4. *Feature Extraction* (Ekstraksi Fitur) adalah mengandalkan algoritma untuk membuat fitur baru, terkadang tidak dapat diinterpretasi, biasanya berdasarkan asumsi parametrik tentang data.
5. *Feature Learning* (Pembelajaran Fitur) adalah menghasilkan otomatis satu set fitur baru, biasanya dengan mengekstrak struktur dan pembelajaran representasi dari data mentah yang tidak terstruktur, seperti teks, gambar, dan video, seringkali menggunakan *deep learning*.

Lima jenis *feature engineering* ini akan menghasilkan sebuah alur kerja yang menunjukkan alur kerja *end-to-end* dalam memanipulasi data untuk tujuan merancang fitur yang paling membantu model menyelesaikan tugas yang dihadapi.

2.9 Genetic Algorithm (GA)

Genetic Algorithm (GA) adalah sebuah metaheuristik powerful yang terinspirasi oleh teori evolusi alam Darwin. Algoritma 1 menunjukkan pseudo-kode dari GA standar. GA merupakan suatu algoritma berbasis populasi di mana banyak solusi yang bersifat sementara dikelola (Harada, T., & Alba, E., 2020).

Pertama, populasi awal P_0 dibangun berdasarkan metode inisialisasi. Populasi awal sering kali dihasilkan secara acak, sementara beberapa heuristik seperti metode pengambilan sampel Latin *hypercube* atau pendekatan khusus masalah digunakan untuk memberikan titik awal yang lebih baik untuk pencarian. Solusi-solusi sementara dalam populasi dievaluasi berdasarkan fungsi kecocokan (evaluasi), yang menilai

sejauh mana solusi sementara cocok dengan masalah target. Setelah itu, prosedur utama GA dijalankan (Harada, T., & Alba, E., 2020).

Dalam prosedur utama, solusi-solusi sementara baru P_t dibuat melalui operator variasi (variasi) seperti *crossover* dan mutasi, dan kecocokan mereka dievaluasi. Kemudian, populasi berikutnya P_{t+1} dibentuk dari populasi saat ini P_t dan solusi-solusi sementara yang baru dihasilkan P_t (penggantian). Prosedur ini diulang sampai kriteria terminasi yang telah ditentukan terpenuhi, seperti kualitas solusi yang diinginkan, jumlah evaluasi maksimum, atau waktu komputasi (Harada, T., & Alba, E., 2020).

2.10 Sistem Pengambilan Keputusan (Decision Support System)

Munculnya aliran penelitian DSS didasarkan pada ide penggunaan komputer oleh Bonini (1963) untuk mendukung para pengambil keputusan. Karya Gorry dan Scott Morton (1971) adalah salah satu dasar dari bidang akademis DSS. Dalam karyanya, mereka memperkenalkan kerangka kerja untuk mendukung pengambilan keputusan manajerial dengan menggabungkan model pengambilan keputusan Simon (1960) dan kategori aktivitas manajemen Anthony (1965). Definisi istilah DSS adalah sebagai sistem pendukung pengambil keputusan dalam keputusan semi-terstruktur atau tidak terstruktur banyak digunakan saat ini, begitu juga penerapan model pengambilan keputusan Simon. Penelitian DSS bercabang menjadi bidang multi-disiplin yang terutama mencakup Sistem Informasi, Riset Operasional, Teori Keputusan, dan Studi Organisasi (Merkert, J., Mueller, M. & Hubl, M., 2015).

Sejak Simon menyarankan untuk menggabungkan alat AI dalam DSS pada tahun 1980-an, peneliti AI bergabung dengan komunitas penelitian DSS, menjelaskan karakter multidisiplinnya. Dalam literatur, banyak sub-klas DSS dibedakan, termasuk Group DSS, *Negotiation Support Systems*, *Knowledge Management based DSS*, dan iDSS. Selain itu, konsep terkait seperti Sistem Pakar, *Business Intelligence*, atau *Data Warehousing* sering dimasukkan dalam bidang penelitian DSS (Merkert, J., Mueller, M. and Hubl, M., 2015).

2.11 Penelitian Terdahulu

2.11.1 Fuzzy Logic

Penelitian yang menggunakan *fuzzy logic* untuk menghasilkan model klasifikasi telah banyak dilakukan dalam berbagai bidang seperti kedokteran (Das, H., Naik, B., & Behera, H. S., 2020; Bressan, G. M., Azevedo, B. C. F. D., & Souza, R. M. D., 2020), pertanian (Kale, S. S., & Patil, P. S., 2019; Urbieto Parrazales, R., Zagaceta Álvarez, M. T., Aguilar Cruz, K. A., Palma Orozco, R., & Fernández Muñoz, J. L., 2021), perikanan (Teniwut, W., Hamid, S., & Makailipessy, M., 2019; Francisco, H. R., Fabrício Corrêa, A., & Feiden, A., 2019), bisnis (Pislaru, M., Herghiligi, I. V., & Robu, I. B., 2019; Saeed Iranmanesh, M. I., Norallah Salehi, A., & Seyyed Abdolmajid Jalae, B., 2021) dan pendidikan (Rajeswari, A. M., & Deisy, C., 2019; Izvozchikova, V. V., Tlegenova, T. E., & Markovin, V. V., 2022). Berikut adalah tinjauan literatur yang berfokus pada penerapan *fuzzy logic* dalam klasifikasi kualitas air di industri perikanan.

Penelitian klasifikasi kualitas air perikanan telah dilakukan selama beberapa tahun terakhir dengan menerapkan metode *fuzzy logic* klasifikasi guna menangani ketidakpastian dan variabilitas kondisi air, seperti penelitian “*Water quality index using fuzzy logic Utcubamba River, Peru*” bertujuan untuk mengembangkan indeks kualitas air berbasis *fuzzy logic* untuk klasifikasi kualitas air sungai dengan menggunakan variabel seperti pH, *temperature*, DO, kekeruhan, dan bahan organik. Meskipun indeks ini efektif dalam mengklasifikasikan kualitas air dari pengamatan terbatas, keoptimalannya tidak mencukupi untuk semua kondisi sungai, khususnya saat terjadi perubahan parameter yang dinamis. Oleh karena itu, penelitian ini merekomendasikan *tuning* parameter *fuzzy* dan eksplorasi algoritma lain untuk peningkatan akurasi (Quiñones-Huatangari, L., Ochoa T, L., Milla-Pino, M. E., Bazán C, J., Gamarra T, O., & Rascón, J., 2020).

Penelitian “*Evaluation of Aquaculture Water Quality Based on Improved Fuzzy Logic*” mengusulkan penggunaan sistem *fuzzy logic* yang diperbaiki untuk menilai kualitas air akuakultur dengan mempertimbangkan variasi temporal dan spasial.

Parameter yang terlibat adalah pH, *temperature*, DO dan amonia. Hasilnya menunjukkan peningkatan akurasi dalam evaluasi kualitas air. Namun, sistem ini memerlukan *tuning* terus-menerus untuk menjaga akurasinya, dan direkomendasikan penggunaan algoritma *hybrid* yang mengkombinasikan *fuzzy logic* dengan *neural networks* (You, G., Xu, B., Su, H., Zhang, S., Pan, J., Hou, X., Li, J and Ding, R., 2021).

Penelitian "*System based on fuzzy logic for diagnosis of water quality for the classification of Nile tilapia*" menunjukkan penggunaan *fuzzy logic* yang efektif dalam klasifikasi kualitas air untuk ikan nila, dengan parameter seperti *temperature* dan pH. Sistem ini cukup memadai, namun belum melibatkan parameter air yang lainnya dan diperlukan *tuning* untuk mempertahankan akurasi klasifikasi di berbagai kondisi air, dengan rekomendasi untuk eksplorasi algoritma lain atau pendekatan *hybrid* (Castro Junior, S. L., Lamarca, D. S. F., Kraetzer, T. L., Balthazar, G. Da R., & Caneppele, F. De L., 2022).

Penelitian "*Fuzzy Logic-Based Adaptive Aquaculture Water Monitoring System*" bertujuan membangun sistem pemantauan kualitas air akuakultur yang adaptif dengan menggunakan *fuzzy logic* Mamdani. Penelitian ini melibatkan parameter seperti *temperature*, pH, dan DO. Sistem ini berhasil memantau kualitas air secara *real-time* dengan akurasi yang meningkat. Kelemahan utamanya adalah kebutuhan *tuning* parameter untuk adaptasi terhadap perubahan cepat kualitas air, sehingga memerlukan penambahan mekanisme AI (Bautista, M. G. A. C., Palconit, M. G. B., Rosales, M. A., Concepcion II, R. S., Bandala, A. A., Dadios, E. P., & Duarte, B., 2022).

2.11.2 Multi Criteria Decision Making

Penelitian terkait pendekatan *Multi-Criteria Decision Making* (MCDM) telah menunjukkan pengaruhnya dalam berbagai bidang, termasuk kesehatan (Alamoodi, A. H., Zaidan, B. B., Albahri, O. S., Garfan, S., Ahmaro, I. Y., Mohammed, R. T., Zaidan, A. A., Ismail, A. R., Albahri, A. S., Momani, F., Al-sammaray, M. S., Jasim, A. N., & Malik, R. Q., 2023), pendidikan (Srivastava, S., Tripathi, A., & Arora, N., 2024),

manajemen transportasi (Thompson, E. A., Abudu, R., & Zheng, S., 2021), pertanian (Tork, H., Javadi, S., & Shahdany, S. M. H., 2021). Berikut adalah tinjauan literatur yang berfokus pada penerapan MCDM dalam industri perikanan.

Penelitian “*Analysis of constraints and opportunities in marine small-scale fisheries value chain: A multi-criteria decision approach*” menggunakan metode MCDM yang bertujuan untuk menangani masalah dalam sektor perikanan skala kecil di Kenya. Penelitian ini fokus pada akses modal dan pasar sebagai kendala utama. Hasil penelitian secara sistematis mengevaluasi dan mengatur prioritas masalah serta solusi dan mengarahkan kebijakan dan intervensi yang efektif, namun kelemahan penelitian ini yaitu bergantung pada persepsi pelaku yang subjektif dan terbatas pada lokasi tertentu di pesisir Kenya. (Kimani, P., Wamukota, A., Manyala, J. O., & Mlewa, C. M., 2020).

Penelitian “*An Application of Multiple-Criteria Decision Analysis for Risk Prioritization and Management: A Case Study of the Fisheries Sector in Pakistan*” menggunakan MCDA untuk menilai dan mengelola risiko dengan Teknik AHP dengan mengidentifikasi dan mengurutkan risiko seperti manajemen, ekologi, pasar, teknis, dan alam. Hasil studi menunjukkan bahwa risiko manajemen adalah yang paling signifikan, diikuti oleh risiko ekologi dan alam. Namun, kelemahan penelitian ini adalah skala data yang terbatas dan metode analisis yang tidak memadai untuk situasi kompleks (Mohsin, M., Hengbin, Y., Luyao, Z., Rui, L., Chong, Q., & Mehak, A., 2022).

Penelitian “*A Hybrid Fuzzy TOPSIS Method to Analyze the Coverage of a Hypothetical EU Ecolabel for Fishery and Aquaculture Products (FAPs)*” menggunakan metode *Hybrid Fuzzy TOPSIS* untuk menganalisis dampak dari pelabelan ekolabel. Metode ini menggabungkan indikator sintetis untuk mengukur tingkat penerimaan berbagai informasi yang harus disertakan dalam ekolabel, di samping isu lingkungan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pelabelan harus mencakup isu sosial dan etika sebagai prioritas utama, diikuti oleh kesejahteraan hewan, dan isu keselamatan serta kualitas makanan. Namun, penelitian ini memiliki

keterbatasan dalam representasi sampel yang mempengaruhi keandalan hasil (Cantillo, J., Martín, J. C., & Román, C., 2020).

2.11.3 Algoritma Optimasi

Literatur optimasi AI pada industri perikanan masih sedikit diimplementasikan, hal tersebut juga menjadi landasan pada usulan penelitian ini, khususnya algoritma *Genetic Algorithm*. Penelitian “*Using a genetic algorithm to optimize a data-limited catch rule*” bertujuan untuk mengoptimalkan aturan tangkapan ikan. Metode *genetic algoiroithm* mencari parameter terbaik yang meningkatkan performa aturan tangkapan berdasarkan kebugaran yang didefinisikan. Hasilnya menunjukkan peningkatan signifikan dalam pengelolaan sumber daya ikan yang beragam. Namun, penelitian ini tidak memperhitungkan variabilitas lingkungan yang bisa mempengaruhi populasi ikan (Fischer, S. H., De Oliveira, J. A., Mumford, J. D., & Kell, L. T., 2021).

Penelitian “*Optimized Dissolved Oxygen Prediction Using Genetic Algorithm and Bagging Ensemble Learning for Smart Fish Farm*” mengembangkan model *genetic algorithm* untuk prediksi oksigen terlarut (DO) dalam akuakultur untuk pengelolaan budidaya ikan. Penelitian ini memanfaatkan model ensemble berbasis XGBoost, CatBoost, dan Extra Trees. GA diuji coba dengan data sensor aktual guna meningkatkan model yang dihasilkan dari ML. Hasil menunjukkan kesalahan kuadrat rata-rata (RMSE) sebesar 0.310 (Khan, P. W., & Byun, Y. C., 2023).

2.11.4 Decision Support System

Pengembangan DSS di bidang kesehatan dapat membantu mengidentifikasi faktor risiko, mengelola risiko, dan meningkatkan hasil perinatal melalui optimasi (Kopanitsa, G., Metsker, O., & Kovalchuk, S., 2023; Tutun, S., Johnson, M.E., Ahmed, A., Albizri, A., Irgil, S., Yesilkaya, I., Ucar, E.N., Sengun, T. & Harfouche, A., 2023). Bidang hukum khususnya bagi non-profesional, dan dapat digunakan dalam deteksi kejahatan, domain keuangan, dan penentuan hukuman (Perboli, G. & Arabnezhad, E., 2021; Zeleznikow, J., 2023). Dalam pertanian presisi, DSS bertujuan untuk optimasi

rekomendasi pertanian dan mengurangi dampak lingkungan (Kasimatis, C.N., Psomakelis, E., Katsenios, N., Katsenios, G., Papatheodorou, M., Vlachakis, D., Apostolou, D. & Efthimiadou, A., 2022; Adereti, D.T., Gardezi, M., Wang, T. & McMaine, J., 2023).

Penelitian DSS di industri perikanan yang telah diterapkan dalam berbagai tujuan, dilihat pada Tabel 2.2. Cobo, Llorente dan Luna (2019) mengembangkan DSS yang mencakupi faktor ekonomi dan teknis. Penelitian ini memungkinkan penentuan strategi budidaya optimal yang memaksimalkan kinerja ekonomi dari budidaya ikan dan memberikan informasi rinci tentang strategi yang akan dikembangkan. Sistem ini dapat diterapkan dalam dua tingkat pengambilan keputusan, yaitu operasional dan strategis. DSS bertujuan untuk digunakan dalam merencanakan aktivitas harian suatu fasilitas untuk periode tertentu, sehingga sistem ini membantu pengambilan keputusan strategis. Teknik optimasi yang digunakan adalah *Particle Swarm Optimization*. Peneliti mengusulkan untuk menambahkan beberapa faktor seperti kualitas air dikarenakan ikan dipengaruhi oleh kondisi lingkungan seperti salinitas atau aliran air. Pada akhirnya, faktor tersebut memengaruhi kebiasaan makan ikan, metabolisme sehingga menghasilkan pertumbuhan yang efektif dan meningkatkan profitabilitas (Cobo, Á. et al., 2019).

Teniwuta, Hasyima dan Arifin (2021) merancang DSS berbasis web untuk rantai pasok industri perikanan berkelanjutan. DSS dirancang dengan mengidentifikasi kriteria; lokasi penangkapan ikan, pemasok, penjual dan mengukur tingkat keberlanjutan sumber daya laut. Tujuan penelitian untuk meningkatkan profitabilitas kegiatan bisnis industri perikanan di komunitas pesisir. Penelitian ini menggabungkan kegiatan *data mining* dengan analisis spasial serta studi kelayakan sebagai pendekatan untuk pengembangan sistem. DSS memungkinkan pengoptimalan proses pengambilan keputusan terkait profitabilitas dan keberlanjutan sumber daya laut yang ada. (Teniwuta, W.A. et al., 2021). Penelitian ini mengusulkan untuk penerapan algoritma berbasis kecerdasan buatan dengan tujuan untuk mengoptimalkan hasil dari DSS.

Musmedi, Harini dan Setyanti (2022) mengimplementasikan model logika *fuzzy* untuk penelitian seleksi pemasok ikan, khususnya dalam bisnis ikan koi di Blitar, Dizma Koi. Model tersebut menggunakan dua indikator utama dalam penilaian pemasok yaitu harga rendah dan jumlah produk cacat yang minimal. Model *fuzzy logic* Mamdani berhasil menghasilkan proyeksi yang akurat tentang kualitas pemasok sebesar MSA 2.3129. Model terbukti mengakomodasi lebih dari dua variabel input untuk prediksi yang lebih akurat, namun penulis merekomendasikan untuk menambahkan faktor penting lainnya seperti keandalan pemasok atau kecepatan pengiriman serta dilakukan optimasi menggunakan algoritma AI sehingga *output* yang dihasilkan DSS akan lebih optimal (Musmedi, D. P., Harini, Y., & Setyanti, S. W. L. H., 2022).

Luna, Llorente, dan Cobo menggunakan pendekatan multi-kriteria dan *Genetic Algorithm* untuk menentukan strategi pemberian pakan di peternakan ikan, khususnya untuk Gilthead seabream. Pengembangan metodologi yang mengintegrasikan berbagai kriteria keputusan yaitu faktor ekonomi, lingkungan, dan kualitas produk. Kriteria tersebut mempengaruhi pertumbuhan ikan, dampak lingkungan, dan biaya produksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan berbagai jenis pakan pada waktu yang tepat dapat meningkatkan hasil dibandingkan strategi pakan tunggal. Peneliti mengusulkan untuk melakukan pengakuratan data dan kelengkapan data yang digunakan sehingga akan menghasilkan efektivitas model yang baik (Luna, M., Llorente, I. and Cobo, A., 2022).

Tabel 2.2 Perbandingan Penelitian

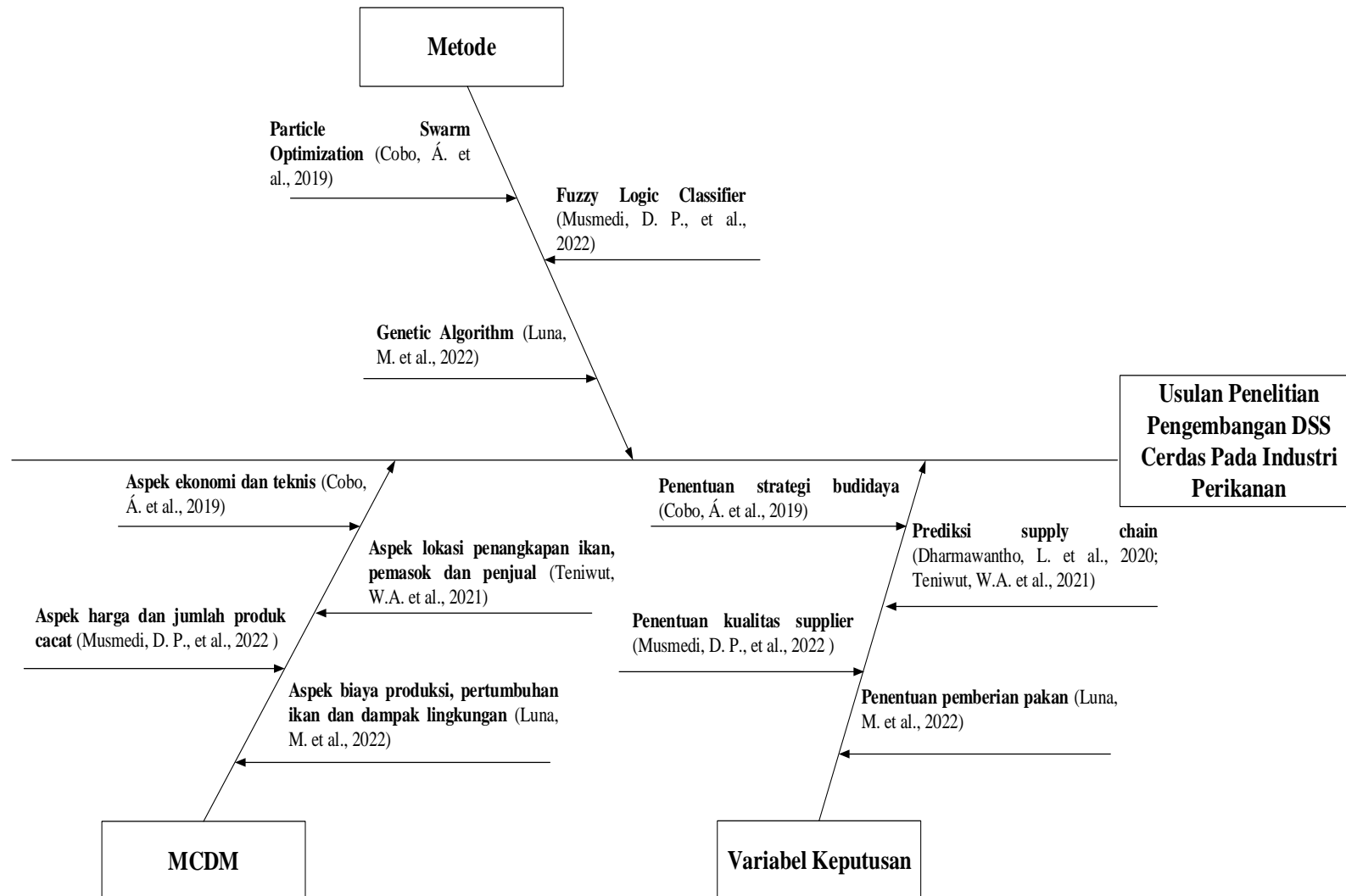
No	Penulis	DSS	<i>Fuzzy Logic</i>	Algoritma AI	MCDM	Variabel Keputusan	Parameter	Hasil
1	Cobo, Á., et al., 2019	✓	×	✓	✓	Penentuan strategi budidaya ikan	<ul style="list-style-type: none"> • Ekonomi • Teknis 	Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa DSS yang dikembangkan dengan algoritma <i>particle swarm optimization</i> mampu memberikan rekomendasi yang efektif dan efisien dalam menentukan strategi budidaya ikan. Sistem ini membantu petani ikan dalam membuat keputusan yang lebih baik dengan mempertimbangkan berbagai faktor ekonomi dan teknis secara simultan.
2	Teniwut, W.A., et al., 2021	✓	×	×	✓	Rantai pasok budidaya ikan	<ul style="list-style-type: none"> • Lokasi penangkapan ikan • Pemasok • Penjual 	Sistem Pendukung Keputusan (DSS) berbasis web yang dirancang dengan menggabungkan teknik penambangan data, analisis spasial, dan studi kelayakan untuk membantu pengambilan keputusan yang pengelolaan rantai pasok perikanan. Sistem ini tidak hanya meningkatkan profitabilitas melalui pengelolaan yang efektif tetapi juga menjamin keberlanjutan sumber daya kelautan dengan menilai dampak lingkungan seiring dengan peluang ekonomi.
3	Musmedi, D. P., et al., 2022	✓	✓	×	✓	Penentuan kualitas supplier ikan	<ul style="list-style-type: none"> • Harga • Jumlah produk cacat 	Hasil pengimplementasian model logika <i>fuzzy</i> untuk seleksi pemasok ikan dengan menggunakan data sekunder dari pembelian ikan koi selama tahun 2021, model <i>fuzzy logic</i> Mamdani berhasil menghasilkan proyeksi yang sangat akurat tentang kualitas pemasok berdasarkan dua parameter. Hasil akurasi MSA mencapai 2.3129, menunjukkan tingkat kesalahan yang sangat rendah dalam prediksinya.

Tabel 2.2 Perbandingan Penelitian (Lanjutan)

No	Penulis	DSS	<i>Fuzzy Logic</i>	Algoritma AI	MCDM	Variabel Keputusan	Parameter	Hasil
4	Luna, M. et al., 2022	✓	×	✓	✓	Penentuan pemberian pakan ikan	<ul style="list-style-type: none"> • Biaya produksi • Pertumbuhan ikan • Dampak terhadap lingkungan 	Hasil penelitian menunjukkan bahwa interaksi multi kriteria dan <i>Genetic Algorithm</i> meningkatkan model pengambilan keputusan dalam strategi pemberian pakan dengan tujuan optimasi. Penggunaan <i>Genetic Algorithm</i> membantu menyempurnakan dan mengoptimalkan jadwal pakan berdasarkan kriteria yang ditetapkan, mengarah pada hasil yang potensial lebih baik dibandingkan strategi pakan tunggal.
5	Usulan Peneliti	✓	✓	✓	✓	Penentuan spesies ikan untuk dibudidayakan	<ul style="list-style-type: none"> • Kualitas air • Ekonomi • Sosial • Pasar 	Diharapkan mampu mengembangkan DSS cerdas di industri perikanan guna memberikan rekomendasi spesies ikan yang cocok untuk dibudidayakan berdasarkan parameter input yang relevan dan optimal. Sehingga, DSS mampu meningkatkan produktivitas, efisiensi, profitabilitas dan kualitas industri perikanan.

2.12 Diagram Fishbone

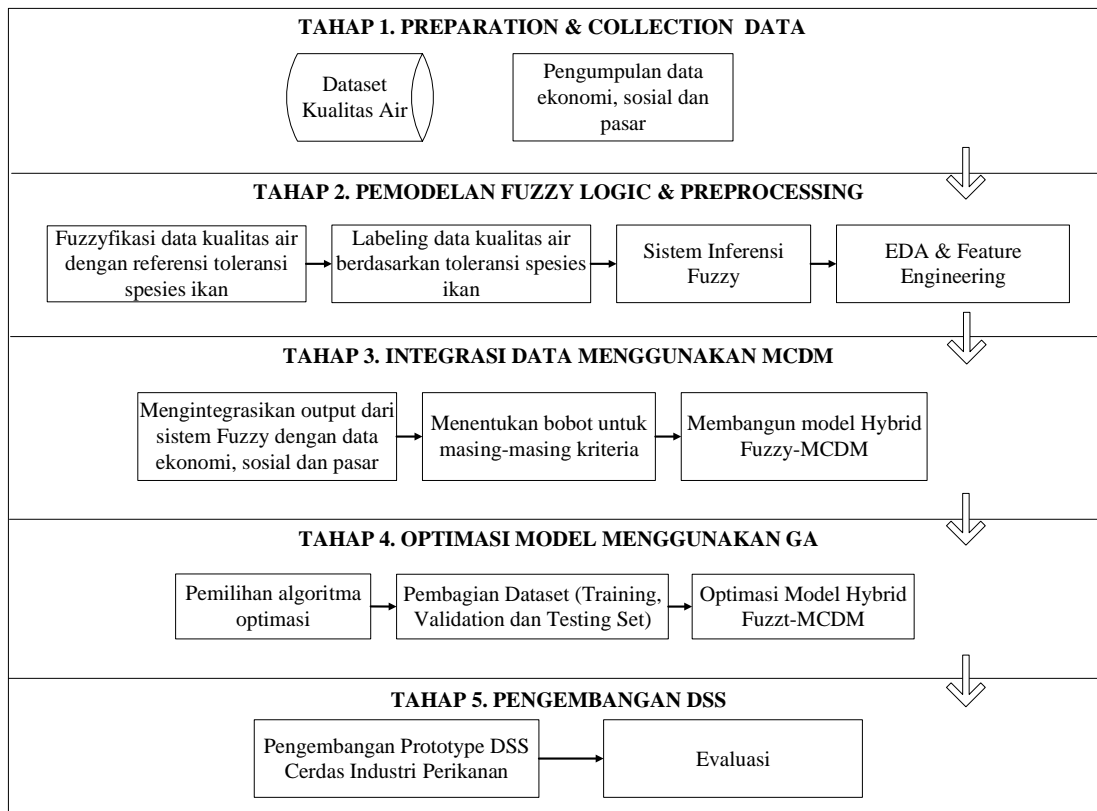
Diagram *fishbone* atau dikenal dengan diagram sebab-akibat merupakan metode grafis untuk memperlihatkan faktor-faktor yang berkontribusi pada situasi tertentu (Coccia, M., 2020). Diagram *fishbone* juga dikenal dengan sebutan diagram Ishikawa yang termasuk dalam *Seven Quality Tools* (Sujarwo, Y.A. & Ratnasari, A., 2020). Bentuk diagram *fishbone* yaitu seperti kerangka tulang ikan yang umumnya merupakan alat yang digunakan dalam ilmu manajemen guna menganalisis sebab-akibat dengan mencari tahu beberapa hal yang menyebabkan suatu peristiwa terjadi (Coccia, M., 2020). Gambar 2.1 memperlihatkan diagram *fishbone* yang menggambarkan rencana penelitian ini.



Gambar 2.1 Diagram *Fishbone* Usulan Penelitian

BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Tahapan Penelitian



Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 3.1, tahap pertama adalah *collection* dan *preprocessing* data. Pengumpulan data meliputi data kualitas air, ekonomi, sosial, dan pasar. Tahap kedua adalah pemodelan *fuzzy logic* dimulai dengan dataset kualitas air akan difuzzyfikasi menggunakan referensi toleransi dari spesies ikan. Setelah itu, melakukan pelabelan data yang disesuaikan dengan toleransi masing-masing spesies ikan. Setelah itu, sistem inferensi *fuzzy* diterapkan untuk mengolah data menjadi informasi yang dapat langsung digunakan untuk menghasilkan *output* awal mengenai spesies ikan tertentu berdasarkan kualitas air. Selanjutnya, melalui proses *Exploration Data Analysis* (EDA) dan *feature engineering*. Tahap ketiga melibatkan integrasi data

menggunakan teknik MCDM. Tahap ini, *output* dari sistem fuzzy diintegrasikan guna memberikan evaluasi terhadap berbagai kriteria yang terlibat. Lalu, menentukan bobot relatif dari masing-masing kriteria, sehingga membangun model *hybrid Fuzzy-MCDM* untuk menghasilkan rekomendasi yang lebih terinformasi.

Fokus tahap 4 ada pada optimasi model menggunakan *Genetic Algorithm*. Hal ini mencakup pemilihan algoritma optimasi yang paling sesuai, pembagian dataset untuk *training*, *validation*, dan *testing*, serta proses optimisasi untuk meningkatkan kinerja model yang telah dibangun secara keseluruhan. Optimasi ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan keandalan rekomendasi yang dihasilkan oleh model *hybrid Fuzzy-MCDM*. Tahap 5 adalah pengembangan dan evaluasi DSS. *Prototype* DSS cerdas dikembangkan dengan mengintegrasikan semua elemen model dan algoritma ke dalam *platform* yang dapat dioperasikan secara intuitif oleh pengguna akhir. *Prototype* ini kemudian dievaluasi untuk memastikan bahwa semua fungsi bekerja dengan baik dan memberikan *output* yang sesuai dengan ekspektasi.

3.2 Preparation dan Collection Data

Data kualitas air diperoleh dari Kaggle format CSV yang berupa dataset parameter seperti *nitrate*, pH, ammonia, *temperature*, *Dissolved Oxygen* (DO = Oksigen Terlarut). Dataset parameter air yang digunakan pada penelitian ini merupakan jenis data terstruktur yang merujuk pada data yang sudah sesuai dengan model atau desain data yang kaku (Ozmedir, S., 2022). Data ini direpresentasikan dalam format tabel dengan baris sebagai pengamatan individu dan kolom sebagai fitur pada Gambar 3.2.

	station	Date	Time	NITRATE(PPM)	PH	AMMONIA(mg/l)	TEMP	DO
0	station1	01-02-2022	08:00:00	18.3	5.7	0.010	23.20	11.6
1	station1	01-02-2022	08:20:00	3.6	5.1	0.094	23.41	10.5
2	station1	01-02-2022	08:40:00	13.1	5.5	0.060	23.63	10.3
3	station1	01-02-2022	09:00:00	18.1	5.2	0.018	23.64	9.4
4	station1	01-02-2022	09:20:00	10.8	5.2	0.038	23.81	8.8

Gambar 3.2 Lima Baris Pertama Dari Dataset Parameter Air

Pengumpulan data ekonomi, sosial dan pasar akan melalui berbagai metode, termasuk survei langsung, wawancara dengan *stakeholder* dan pengumpulan data sekunder dari berbagai sumber. Data ekonomi yang dikumpulkan meliputi biaya produksi, yang mencakup semua aspek dari biaya pakan, tenaga kerja, hingga biaya operasional lain yang terkait dengan budidaya ikan. Data sosial yang dikumpulkan berkaitan dengan preferensi konsumen, persepsi masyarakat terhadap produk perikanan. Data pasar seperti tren konsumsi dan analisis kompetitor dikumpulkan untuk memahami kondisi pasar yang lebih luas.

3.3 Pemodelan Fuzzy Logic dan Preprocessing

Pembentukan model *fuzzy logic* dimulai dengan proses fuzzyfikasi data kualitas air berdasarkan toleransi spesies ikan. Setiap spesies memiliki rentang toleransi tertentu terhadap parameter air. Data akan dianalisis dan dikategorikan ke dalam set *fuzzy* berbagai tingkatan. Tabel 3.1 menunjukkan tingkatan kelas kualitas air.

Tabel 3.1 Kelas Kualitas Air

Kelas	Keterangan	Alasan
Rendah	Kualitas air di bawah standar; dapat berdampak negatif pada semua spesies ikan terutama berbahaya bagi ikan dengan toleransi rendah	Suhu dan pH yang sangat rendah juga dapat mengganggu proses biologis penting pada ikan (Fauzia, S. R., & Suseno, S. H., 2020). Kekurangan oksigen terlarut (DO rendah) dapat mengakibatkan hipoksia pada ikan (Anwar, A., & Nasir, B. T., 2019). Tingkat ammonia atau nitrat yang tinggi sangat berbahaya bagi ikan dan dapat menyebabkan keracunan atau kematian (Verma, D.K. et al., 2022)
Optimal	Kualitas air dalam rentang ideal; cocok untuk semua spesies ikan	Kondisi yang optimal pada semua parameter menandakan kondisi lingkungan yang ideal untuk pertumbuhan dan kesehatan ikan. Penelitian menunjukkan bahwa ikan tumbuh dan berkembang paling baik dalam kondisi kualitas air yang stabil dan sesuai dengan kebutuhan spesiesnya (Bhatnagar, A. & Devi, P., 2013; Devi, P.A. et al., 2017)
Tinggi	Kualitas air di atas standar; mungkin tidak berdampak langsung berbahaya tetapi bisa menyebabkan masalah jangka panjang atau stres pada ikan dengan toleransi rendah	Meskipun tingkat ammonia dan nitrat masih dalam batas aman, suhu, pH, atau DO yang tinggi bisa menimbulkan stres pada ikan jangka panjang, terutama untuk spesies dengan toleransi rendah terhadap perubahan kondisi ekstrem (Maulianawati, D., & Lembang, M. S., 2022).

Selanjutnya proses pelabelan melibatkan penggunaan fungsi keanggotaan yang mendefinisikan bagaimana setiap nilai input dipetakan ke dalam nilai fuzzy berdasarkan derajat keanggotaan. Hal ini dilakukan berdasarkan rekomendasi dari literatur ilmiah dan panduan industri standar parameter kualitas air untuk perikanan PP No. 82 Tahun 2001. Tabel 3.2 menunjukkan definisi fungsi keanggotaan untuk masing-masing kelas kualitas air.

Tabel 3.2 Definisi Fungsi Keanggotaan

Parameter	Kategori	Batas	Fungsi Keanggotaan
<i>Temperature</i>	Rendah	di bawah 25°C	$\mu = \begin{cases} 1 & \text{if } X < 25 \\ \frac{25 - X}{25 - 20} & \text{if } 20 \leq X < 25 \\ 0 & \text{if } X \geq 25 \end{cases}$
	Optimal	25°C hingga 30°C	$\mu = \begin{cases} 1 & \text{if } 27.5 \leq X < 30 \\ \frac{X - 25}{30 - 25} & \text{if } 25 \leq X < 27.5 \\ 0 & \text{if } X < 25 \text{ atau } X > 30 \end{cases}$
	Tinggi	di atas 30°C	$\mu = \begin{cases} 1 & \text{if } X \geq 30 \\ \frac{X - 30}{32 - 30} & \text{if } 30 < X < 32 \\ 0 & \text{if } X \leq 30 \end{cases}$
pH	Rendah	di bawah 6.5	$\mu = \begin{cases} 1 & \text{if } X \leq 5 \\ \frac{6.5 - X}{6.5 - 5} & \text{if } 5 < X < 6.5 \\ 0 & \text{if } X \geq 6.5 \end{cases}$
	Optimal	6.5 hingga 8.5	$\mu = \begin{cases} 1 & \text{if } 7.5 \leq X \leq 8.5 \\ \frac{X - 6.5}{8.5 - 7.5} & \text{if } 6.5 \leq X < 7.5 \\ 0 & \text{if } X < 6.5 \text{ atau } X > 8.5 \end{cases}$
	Tinggi	di atas 8.5	$\mu = \begin{cases} 1 & \text{if } X \geq 9 \\ \frac{X - 8.5}{9 - 8.5} & \text{if } 8.5 < X < 9 \\ 0 & \text{if } X \leq 8.5 \end{cases}$
<i>Dissolved Oxygen</i>	Rendah	di bawah 4 mg/L	$\mu = \begin{cases} 1 & \text{if } X < 2 \\ \frac{4 - X}{5 - 4} & \text{if } 2 < X < 4 \\ 0 & \text{if } X \geq 4 \end{cases}$

Tabel 3.2 Definisi Fungsi Keanggotaan (Lanjutan)

Parameter	Kategori	Batas	Fungsi Keanggotaan
<i>Dissolved Oxygen</i>	Optimal	4 mg/L hingga 6 mg/L	$\mu = \begin{cases} 1 & \text{if } 5 \leq X \leq 6 \\ \frac{X - 4}{5 - 4} & \text{if } 4 \leq X < 5 \\ 0 & \text{if } X < 4 \text{ atau } X > 6 \end{cases}$
	Tinggi	di atas 6 mg/L	$\mu = \begin{cases} 1 & \text{if } X \geq 7 \\ \frac{X - 6}{7 - 6} & \text{if } 6 \leq X < 7 \\ 0 & \text{if } X < 6 \end{cases}$
Ammonia	Optimal	0 hingga 0.05 mg/L	$\mu = \begin{cases} 1 & \text{if } X \leq 0.025 \\ \frac{0.05 - X}{0.05 - 0.025} & \text{if } 0.025 < X \leq 0.05 \\ 0 & \text{if } X > 0.05 \end{cases}$
	Tinggi	di atas 0.05 mg/L	$\mu = \begin{cases} 1 & \text{if } X > 0.05 \\ \frac{0.05 - X}{0.05 - 0.025} & \text{if } 0.025 < X \leq 0.05 \\ 0 & \text{if } X \leq 0.025 \end{cases}$
<i>Nitrate</i>	Optimal	0.2 mg/L hingga 10 mg/L	$\mu = \begin{cases} 1 & \text{if } 0.2 \leq X \leq 7.5 \\ \frac{10 - X}{10 - 7.5} & \text{if } 7.5 < X \leq 10 \\ 0 & \text{if } X < 0.2 \text{ atau } X > 10 \end{cases}$
	Tinggi	di atas 10 mg/L	$\mu = \begin{cases} 1 & \text{if } X > 10 \\ \frac{X - 7.5}{10 - 7.5} & \text{if } 7.5 \leq X \leq 10 \\ 0 & \text{if } X < 7.5 \end{cases}$

Fungsi keanggotaan dalam sistem pengambilan keputusan berbasis *fuzzy* digunakan untuk mengukur tingkat kecocokan parameter tertentu dengan kriteria yang telah ditentukan. Batas untuk setiap fungsi keanggotaan optimal menjamin bahwa parameter tersebut kondisi ideal untuk keberlangsungan hidup ikan. Pemilihan titik untuk batas bawah kategori rendah dan batas atas kategori tinggi memungkinkan sistem untuk mengenali dan merespons kondisi yang berpotensi merugikan. Menentukan batas bawah dan batas atas ini juga berfungsi sebagai *buffer* yang

memberikan ruang untuk variabilitas sebelum parameter air mencapai batas yang lebih kritis. Pendekatan ini memungkinkan intervensi atau penyesuaian yang diperlukan sebelum kondisi air menjadi tidak dapat diterima.

Setiap spesies ikan memiliki parameter toleransi yang berbeda-beda: Ikan Mas dengan toleransi rendah, Ikan Gurame dengan toleransi sedang, dan Ikan Patin dengan toleransi tinggi. Tabel 3.4 menunjukkan rentang nilai toleransi ikan dari masing-masing parameter.

Tabel 3.4 Rentang Nilai Toleransi Ikan

Nama Ikan	Parameter	Toleransi Rendah	Toleransi Sedang	Toleransi Tinggi
Ikan Mas	<i>Temperature</i>	25 – 28		
	pH	7 – 8		
	<i>Dissolved Oxygen</i>	5 – 8		
	Ammonia	0.01 – 0.023		
	<i>Nitrate</i>	0.2 - 10		
Ikan Gurame	<i>Temperature</i>		27 – 30	
	pH		6.5 – 8	
	<i>Dissolved Oxygen</i>		3 – 5	
	Ammonia		0.030 – 0.015	
	<i>Nitrate</i>		0.2 - 10	
Ikan Patin	<i>Temperature</i>			29 – 32
	pH			6 – 8.5
	<i>Dissolved Oxygen</i>			2 – 4
	Ammonia			0.05 – 0.025
	<i>Nitrate</i>			0.2 - 10

Setelah data difuzzyfikasi, sistem inferensi *fuzzy* dibangun untuk mengevaluasi dan menyintesis informasi *fuzzy* menjadi output yang praktis. Sistem ini menggunakan kumpulan aturan *fuzzy* yang menggambarkan hubungan antara parameter kualitas air dan kesesuaian spesies ikan. Tabel 3.5 menunjukkan skenario untuk diimplementasikan ke dalam dataset.

Tabel 3.5 Skenario untuk melakukan labeling dataset kualitas air

	Aturan
Ikan Mas - Toleransi Rendah	Jika (Temperature Optimal) DAN (pH Optimal) DAN (DO Optimal) DAN (Ammonia Optimal) DAN (Nitrate Optimal) maka (Kualitas Air Cocok Untuk Ikan Mas)
Ikan Gurame - Toleransi Sedang	Jika (Temperature Optimal) DAN (pH Optimal) DAN (DO Optimal) DAN (Ammonia Optimal) DAN (Nitrat Optimal) maka (Kualitas Air Cocok Untuk Ikan Gurame).

Tabel 3.5 Skenario untuk melakukan labeling dataset kualitas air (Lanjutan)

	Aturan
Ikan Gurame – Toleransi Sedang	Jika (Temperature Rendah) DAN (pH Optimal) DAN (DO Optimal) DAN (Ammonia Optimal) DAN (Nitrat Optimal) maka (Kualitas Air Optimal).
	Jika (Temperature Optimal) DAN (pH Rendah) DAN (DO Optimal) DAN (Ammonia Optimal) DAN (Nitrat Optimal) maka (Kualitas Air Cocok Untuk Ikan Gurame).
	Jika (Temperature Optimal) DAN (pH Optimal) DAN (DO Rendah) DAN (Ammonia Optimal) DAN (Nitrat Optimal) maka (Kualitas Air Cocok Untuk Ikan Gurame).
Ikan Patin - Toleransi Tinggi	Jika (Temperature Optimal) DAN (pH Optimal) DAN (DO Optimal) DAN (Ammonia Optimal) DAN (Nitrat Optimal) maka (Kualitas Air Cocok Untuk Ikan Patin).
	Jika (Temperature Tinggi) DAN (pH Optimal) DAN (DO Rendah) DAN (Ammonia Optimal) DAN (Nitrat Optimal) maka (Kualitas Air Cocok Untuk Ikan Patin).
	Jika (Temperature Optimal) DAN (pH Tinggi) DAN (DO Rendah) DAN (Ammonia Optimal) DAN (Nitrat Optimal) maka (Kualitas Air Cocok Untuk Ikan Patin).
	Jika (Temperature Optimal) DAN (pH Optimal) DAN (DO Rendah) DAN (Ammonia Optimal) DAN (Nitrat Optimal) maka (Kualitas Air Cocok Untuk Ikan Patin).
	Jika (Temperature Optimal) DAN (pH Optimal) DAN (DO Tinggi) DAN (Ammonia Optimal) DAN (Nitrat Optimal) maka (Kualitas Air Cocok Untuk Ikan Patin).

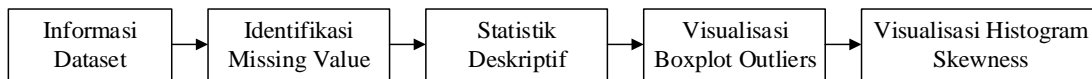
Ikan mas menjadi salah satu komoditi perikanan air tawar yang berkembang pesat (Khairuman, S. P., Amri, K., & Pi, S., 2008). Ikan dari family *Cyprinidae* ini tergolong sebagai ikan dengan toleransi rendah karena tidak dapat tumbuh optimal dengan kualitas air yang buruk melainkan air dengan kualitas yang baik (Dharmawantho, L., & Supriyanto, S., 2020; Ariyanto, D., Haryadi, J., Palimirmo, F. S., Suharyanto, S., & Himawan, Y., 2023).

Ikan gurame merupakan ikan dari family *Oshphronemidae*, di Indonesia ikan gurame dikenal sebagai ikan konsumsi penting (Kristina, M., & Sulantiwi, S., 2021). Ikan gurame dapat hidup di perairan yang sedikit asin karena kemampuannya untuk

beradaptasi dengan lingkungan sangat baik namun perairan yang dianjurkan untuk lingkungan hidupnya adalah perairan air tawar (Saparinto, C., 2024).

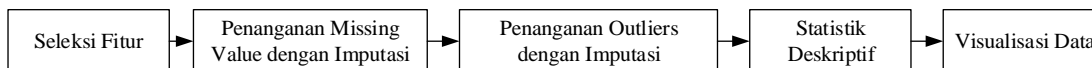
Ikan patin merupakan family *Shark Catfish*, ikan patin disukai pembudidaya ikan karena kemampuan bertahan hidupnya diperairan dengan oksigen rendah. Hal tersebut dikarenakan ikan ini dilengkapi dengan alat bantu pernafasan berupa labirin (Apriyanti, S. S., 2022). Ikan patin berpotensi sebagai komoditi ekspor Indonesia karena ikan patin tergolong sukses di mancanegara setelah udang, salmon, dan nila menurut Departemen Perikanan dan Akuakultur FAO (*Food and Agriculture Organization*).

Proses selanjutnya adalah *Exploratory Data Analysis* yang bertujuan untuk memahami distribusi dan karakteristik data yang telah dimodelkan oleh *fuzzy logic*. Analisis ini membantu dalam mengidentifikasi *missing values*, mengidentifikasi *outliers* dan pola yang ada dalam data. Gambar 3.3 merupakan tahapan dalam melakukan *Exploratory Data Analysis*.



Gambar 3.3 Tahapan Exploratory Data Analysis

Setelah mengetahui hasil dari *Exploration Data Analysis* dilakukan *feature engineering* untuk mengatasi *missing values* dan *outliers* pada dataset. Hal tersebut perlu ditangani guna mengoptimalkan penggunaan data, sehingga meningkatkan kinerja (Ozmedir, S., 2022). Gambar 3.4 menunjukkan tahapan *preprocessing* data.



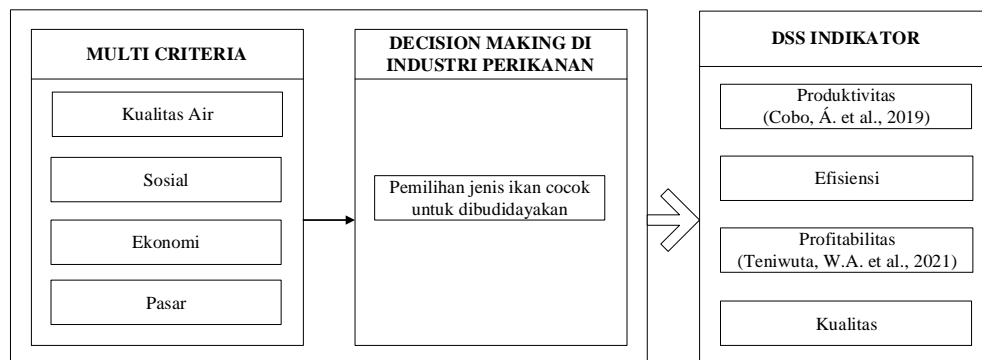
Gambar 3.4 Tahapan Preprocessing Data

Proses *feature engineering* dilakukan dalam penanganan *missing values* dan *outliers* dapat dilakukan dengan beberapa metode. Pemilihan teknik bergantung pada karakteristik data dan tujuan analisis. Oleh karena itu, akan dilakukan uji coba dengan menerapkan teknik penanganan *missing value* menggunakan imputasi dengan metode

median, sementara untuk *outliers* dilakukan imputasi dengan menggunakan metode *Interquartile Range (IQR)*. Selanjutnya akan dilihat kembali statistik deskriptif dan visualisasi data yang dihasilkan setelah melakukan imputasi, sehingga dapat menentukan langkah selanjutnya. Jika hasil dari imputasi tersebut masih memiliki nilai ekstrem dan *skewed*, maka perlu dilakukan analisis lebih lanjut.

3.4 Integrasi Multi Criteria Decision Making

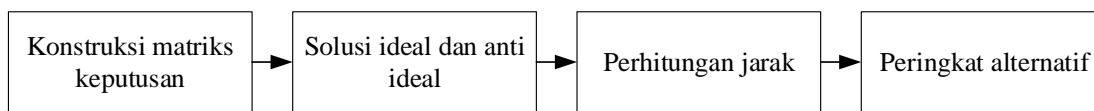
Proses ini melibatkan penggabungan hasil analisis *fuzzy* terhadap data kualitas air dengan evaluasi berdasarkan multi kriteria melalui metode *Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS)*. Tujuannya adalah untuk mendapatkan sistem yang tidak hanya menghargai parameter lingkungan tetapi juga memperhitungkan kriteria ekonomi, sosial dan pasar yang mempengaruhi produktivitas, efisiensi, profitabilitas dan kualitas industri perikanan. Gambar 3.5 menunjukkan *Conceptual Framework* dari usulan pengembangan DSS cerdas.



Gambar 3.5 *Conceptual Framework* DSS

Tujuan utamanya adalah mengintegrasikan berbagai kriteria yang mempengaruhi keputusan pemilihan spesies ikan untuk budidaya, sehingga pembudidaya dapat memulai dan mengelola industri perikanan dengan informasi yang lengkap dan holistik. Proses ini dimulai dengan mengintegrasikan *output* dari model *fuzzy*, yang mencakup evaluasi kualitas air, dengan data ekonomi, sosial, dan pasar dalam sebuah matriks keputusan. Setiap spesies ikan dievaluasi berdasarkan gabungan

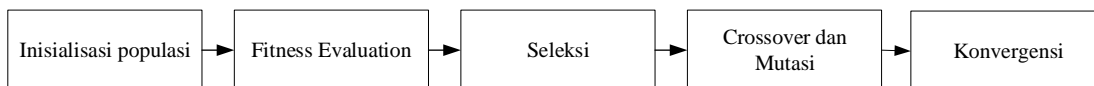
kriteria lingkungan dari *output fuzzy* dan faktor ekonomi, sosial, serta pasar. Bobot relatif diterapkan pada setiap kriteria untuk menentukan pengaruhnya terhadap keputusan akhir. Model *Hybrid Fuzzy-MCDM* akan menggunakan metode TOPSIS untuk menghitung dan membandingkan skor keuntungan relatif dari setiap alternatif. Peringkat alternatif dari yang paling disukai ke yang paling tidak diinginkan, menghasilkan rekomendasi yang berdasarkan analisis komprehensif dari semua kriteria yang relevan. Gambar 3.6 menunjukkan tahapan implementasi TOPSIS.



Gambar 3.6 Tahapan Implementasi TOPSIS

3.5 Optimasi Model Menggunakan Genetic Algorithm

Pada tahap ini, *output* dari *Hybrid Fuzzy-MCDM* akan dievaluasi dan parameter-parameter model dioptimalkan melalui *Genetic Algorithm* (GA). Optimasi ini bertujuan adalah untuk mencapai solusi yang lebih optimal dalam konteks keputusan pemilihan spesies ikan. Pemilihan algoritma *Genetic Algorithm* diusulkan untuk menyempurnakan parameter model. Dataset akan dibagi menjadi tiga bagian: *training set*, *validation set*, dan *testing set*. Pembagian ini bertujuan untuk memastikan model tidak *overfitting* dan dapat dievaluasi secara obyektif. Gambar 3.7 menunjukkan tahapan optimasi menggunakan GA (Alhijawi, B., & Awajan, A., 2024).



Gambar 3.7 Tahapan Optimasi Menggunakan GA

Inisialisasi populasi awal yang terdiri dari berbagai konfigurasi parameter potensial. Parameter ini adalah bobot relatif dan fungsi keanggotaan fuzzy yang digunakan untuk mengukur kriteria lingkungan, ekonomi, sosial dan pasar dalam model. Setiap individu dalam populasi ini mewakili solusi potensial yang dinilai menggunakan *fitness evaluation* (fungsi kebugaran) yang dirancang untuk menilai

efektivitasnya dalam menghasilkan pilihan spesies ikan yang optimal berdasarkan kriteria-kriteria tersebut.

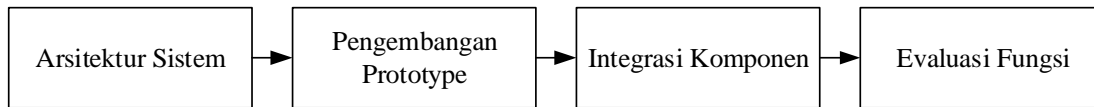
Setelah populasi terinisialisasi, setiap individu dievaluasi untuk menentukan kebugarannya. Evaluasi ini berfokus pada seberapa baik setiap konfigurasi parameter memenuhi tujuan utama dari sistem yaitu optimalisasi *output* model. Individu dengan skor kebugaran tertinggi kemudian dipilih untuk berpartisipasi dalam proses reproduksi berikutnya (Alhijawi, B., & Awajan, A., 2024).

Fase reproduksi akan menerapkan operasi crossover dan mutasi. *Crossover* adalah sebuah proses segmen genetik dari dua individu terpilih dikombinasikan, bertujuan untuk menciptakan keturunan dengan karakteristik yang diwarisi dari kedua orang tua, berpotensi menghasilkan solusi yang lebih baik. Mutasi bertujuan untuk mempertahankan keragaman genetik dalam populasi dengan mengubah secara acak elemen genetik individu, membantu menghindari kemungkinan terjebak pada solusi lokal maksimum dan mendorong eksplorasi solusi baru yang mungkin lebih efektif (Alhijawi, B., & Awajan, A., 2024).

Proses akan terus diulangi melalui berbagai generasi hingga beberapa kondisi berhenti terpenuhi dikarenakan tercapainya stabilitas dalam kebugaran populasi (Alhijawi, B., & Awajan, A., 2024). Pada titik tersebut, solusi dengan kebugaran tertinggi dianggap sebagai konfigurasi parameter optimal untuk model *Hybrid Fuzzy-MCDM*. Konfigurasi optimal akan diterapkan dalam sistem untuk membuat rekomendasi pemilihan spesies ikan, dengan harapan model tersebut memberikan hasil yang lebih akurat.

3.6 Pengembangan DSS Cerdas Industri Perikanan

Pengembangan DSS adalah langkah akhir yang diperlukan untuk memastikan sistem bekerja sesuai dengan harapan. Langkah pertama yaitu melakukan desain sistem dengan tahapan yang ditunjukkan pada Gambar 3.8.



Gambar 3.8 Tahapan Desain Sistem

Berdasarkan Gambar 3.8, langkah pertama adalah menyusun arsitektur sistem dengan mendefinisikan komponen utama dari DSS. Komponen utama tersebut mencakup modul input data, modul pengolahan data *fuzzy*, modul integrasi *multi-criteria*, modul optimasi parameter, serta modul *output* berupa rekomendasi.

Selanjutnya, mengembangkan *prototype* dengan mengimplementasikan desain sistem dalam bentuk kode pemrograman dan mendesain antarmuka pengguna yang *user-friendly*. Hal tersebut dilakukan guna memastikan bahwa pengguna dapat memasukkan data kualitas air, memilih kriteria yang relevan, dan mendapatkan rekomendasi spesies ikan dengan mudah dan efisien.

Setelah itu, dilakukan integrasi komponen dengan pengujian unit untuk memastikan setiap modul berfungsi dengan baik secara terpisah. Kemudian, semua modul diintegrasikan dan diuji secara keseluruhan untuk memastikan bahwa mereka dapat berkomunikasi satu sama lain dengan baik.

Langkah terakhir adalah evaluasi fungsi (*functionality testing*), di mana setiap fungsi dalam DSS diuji untuk memastikan berjalan sesuai dengan yang diharapkan. Pengujian ini mencakup skenario penggunaan dasar dan menggunakan pendekatan *black-box testing* untuk fokus pada *input* dan *output* tanpa melihat ke dalam kode sumber.

3.7 Jadwal Kegiatan

Tabel 3.5 Jadwal Kegiatan

No	Uraian	Tahun 1		Tahun 2		Tahun 3	
		Sem1	Sem 2	Sem 1	Sem 2	Sem 1	Sem 2
1	Ujian Kualifikasi,	X					
2	Evaluasi Progres Pertama		X				
3	Mengajukan Hibah PDD		X	X			
4	Paper Seminar atau Jurnal Internasional		X				

No	Uraian	Tahun 1		Tahun 2		Tahun 3	
		Sem1	Sem 2	Sem 1	Sem 2	Sem 1	Sem 2
5	Evaluasi Progres Kedua			X			
6	Evaluasi RKP				X		
7	Paper Kedua Jurnal Internasional					X	
8	Sidang Disertasi Tertutup						X
9	Sidang Disertasi Terbuka						X

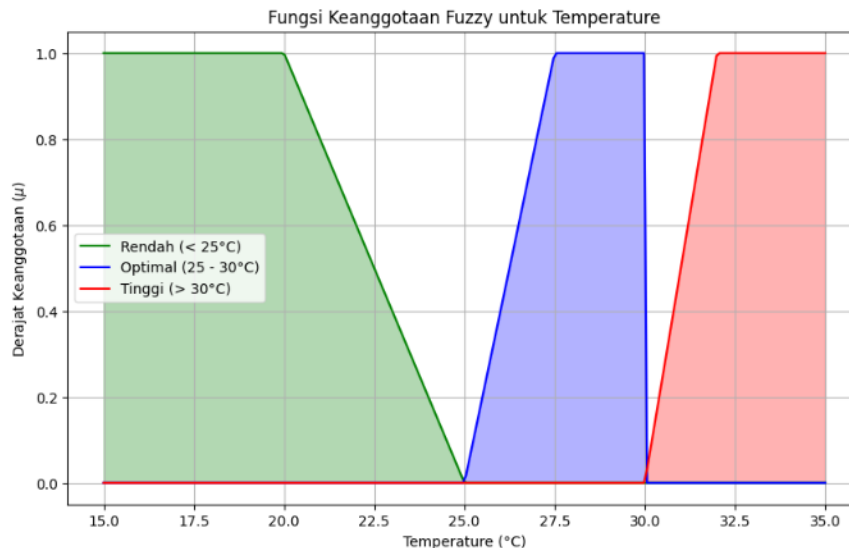
BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Pemodelan Fuzzy Logic dan Preprocessing Data

Data kualitas air diproses menggunakan *fuzzy logic*, yang meliputi langkah-langkah seperti pelabelan data, fuzzifikasi, dan implementasi sistem inferensi *fuzzy*. Setelah proses ini, data tersebut kemudian diolah lebih lanjut melalui EDA dan *feature engineering* untuk mempersiapkan data dalam format yang optimal untuk analisis lebih lanjut. Bab ini akan memberikan penjelasan terperinci mengenai hasil masing-masing proses tersebut.

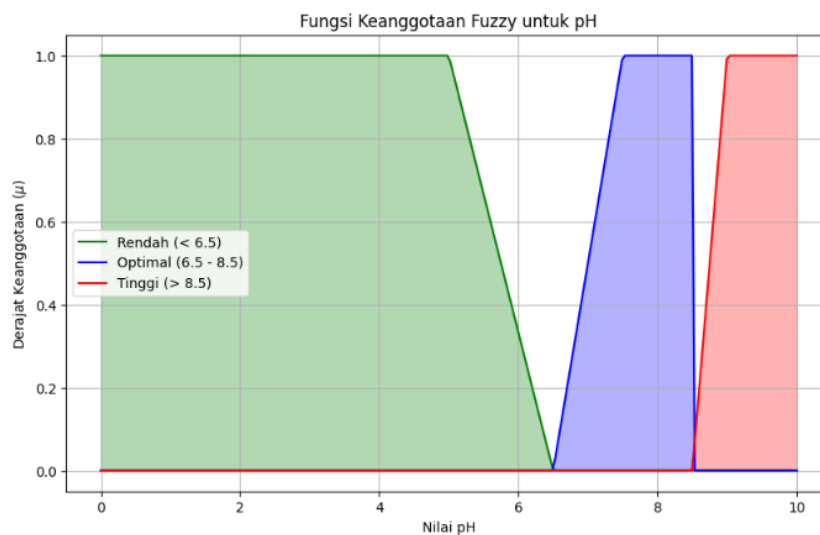
4.1.1 Visualisasi Fungsi Keanggotaan Fuzzy

Visualisasi ini menunjukkan bagaimana fungsi keanggotaan *fuzzy* dapat digunakan untuk mengkategorikan parameter kualitas air ke dalam rentang rendah, optimal, dan tinggi. Dengan menggunakan fungsi-fungsi ini dapat memastikan kondisi kualitas air yang paling sesuai untuk kesehatan dan produktivitas ikan.



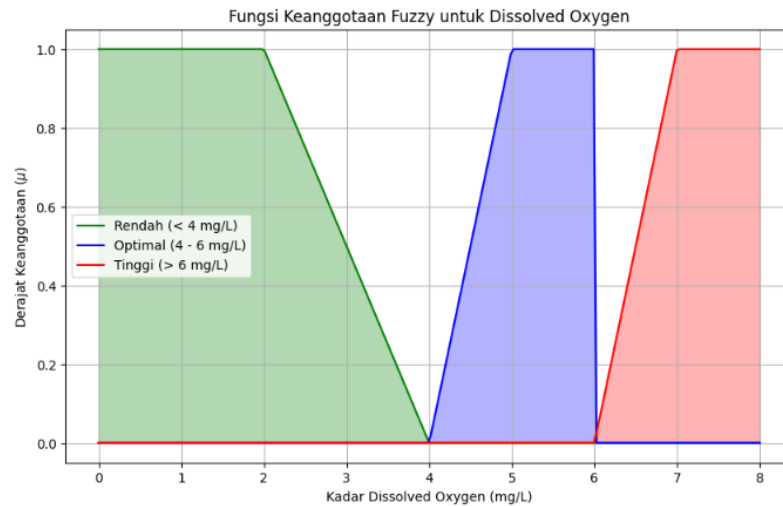
Gambar 4.1 Visualisasi Fungsi Keanggotaan Fuzzy Untuk Temperature

Berdasarkan Gambar 4.1, menunjukkan bahwa suhu rendah ($< 25^{\circ}\text{C}$) memiliki derajat keanggotaan 1 untuk suhu di bawah 20°C , menurun secara linear hingga 0 pada 25°C . Suhu optimal ($25 - 30^{\circ}\text{C}$) memiliki derajat keanggotaan 1 untuk suhu antara 27.5°C hingga 30°C , dengan peningkatan linear dari 0 ke 1 antara 25°C dan 27.5°C . Suhu tinggi ($> 30^{\circ}\text{C}$) memiliki derajat keanggotaan 1 di atas 32°C , dengan peningkatan linear dari 0 pada 30°C ke 1 pada 32°C . Suhu di bawah 20°C dianggap sangat tidak cocok untuk ikan, sementara suhu di atas 30°C mulai menjadi stres bagi ikan.



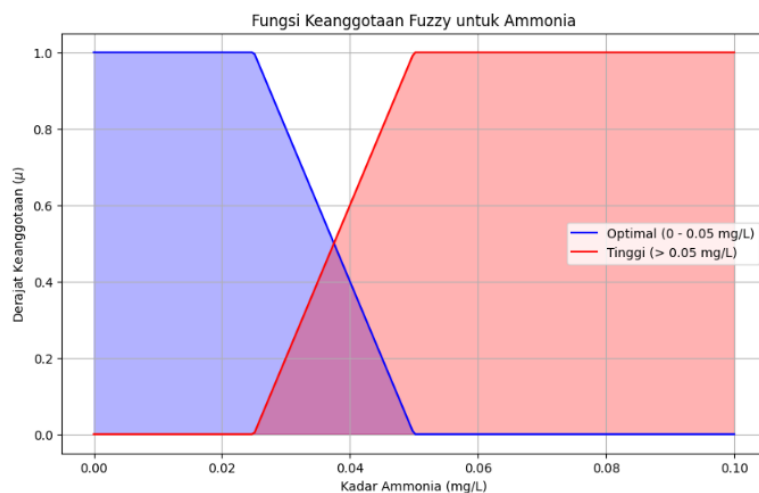
Gambar 4.2 Visualisasi Fungsi Keanggotaan Fuzzy Untuk pH

Berdasarkan Gambar 4.2, menunjukkan bahwa pH rendah (< 6.5) memiliki derajat keanggotaan 1 untuk pH di bawah 5, menurun secara linear hingga 0 pada pH 6.5. pH optimal ($6.5 - 8.5$) memiliki derajat keanggotaan 1 untuk pH antara 7.5 dan 8.5, dengan peningkatan linear dari 0 ke 1 antara 6.5 dan 7.5. pH tinggi (> 8.5) memiliki derajat keanggotaan 1 di atas pH 9, dengan peningkatan linear dari 0 pada pH 8.5 ke 1 pada pH 9. pH di bawah 5 dianggap sangat asam dan tidak cocok untuk kebanyakan ikan, sementara pH di atas 8.5 terlalu basa dan bisa berbahaya bagi ikan.



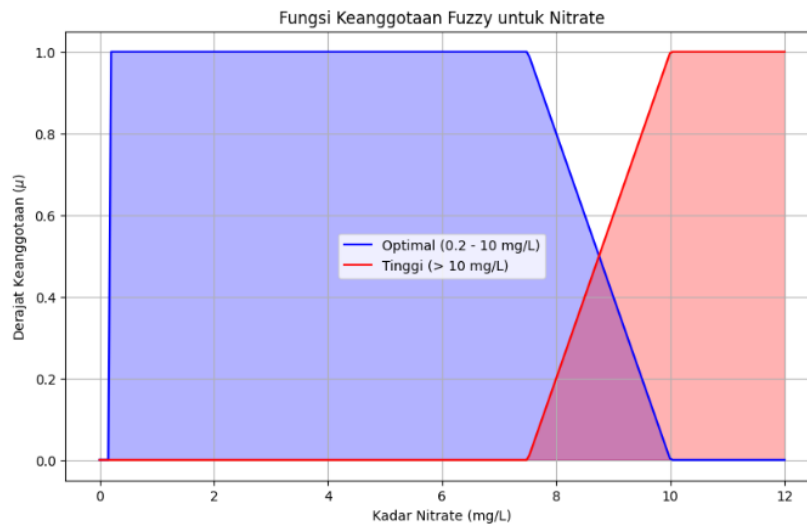
Gambar 4.3 Visualisasi Fungsi Keanggotaan Fuzzy Untuk Dissolved Oxygen

Berdasarkan Gambar 4.3, menunjukkan bahwa DO rendah (< 4 mg/L) memiliki derajat keanggotaan 1 untuk DO di bawah 2 mg/L, menurun secara linear hingga 0 pada 4 mg/L. DO optimal (4 - 6 mg/L) memiliki derajat keanggotaan 1 untuk DO antara 5 dan 6 mg/L, dengan peningkatan linear dari 0 ke 1 antara 4 dan 5 mg/L. DO tinggi (> 6 mg/L) memiliki derajat keanggotaan 1 di atas 7 mg/L, dengan peningkatan linear dari 0 pada 6 mg/L ke 1 pada 7 mg/L. Kadar oksigen terlarut yang rendah dianggap tidak cukup untuk mendukung kehidupan ikan, sementara kadar yang sangat tinggi lebih disukai dan sangat optimal untuk kebanyakan ikan.



Gambar 4.4 Visualisasi Fungsi Keanggotaan Fuzzy Untuk Ammonia

Berdasarkan Gambar 4.4, menunjukkan bahwa kadar optimal (0 - 0.05 mg/L) memiliki derajat keanggotaan 1 untuk ammonia di bawah 0.025 mg/L, menurun secara linear hingga 0 pada 0.05 mg/L. Kadar tinggi (> 0.05 mg/L) memiliki derajat keanggotaan 1 di atas 0.05 mg/L, dengan peningkatan linear dari 0 pada 0.025 mg/L ke 1 pada 0.05 mg/L. Kadar ammonia yang sangat rendah dianggap aman dan optimal untuk ikan, sementara kadar yang tinggi dianggap berbahaya dan bisa menyebabkan stres atau kematian pada ikan.



Gambar 4.5 Visualisasi Fungsi Keanggotaan Fuzzy Untuk Nitrate

Berdasarkan Gambar 4.5, menunjukkan bahwa kadar optimal (0.2 - 10 mg/L) memiliki derajat keanggotaan 1 untuk nitrate antara 0.2 mg/L dan 7.5 mg/L, menurun secara linear hingga 0 pada 10 mg/L. Kadar tinggi (> 10 mg/L) memiliki derajat keanggotaan 1 di atas 10 mg/L, dengan peningkatan linear dari 0 pada 7.5 mg/L ke 1 pada 10 mg/L. Kadar nitrate yang berada dalam rentang optimal dianggap aman untuk ikan, sementara kadar yang sangat tinggi dianggap berbahaya dan bisa menyebabkan masalah kesehatan bagi ikan.

4.1.2 Labeling Dataset

Tabel 4.1 menampilkan informasi dasar dari dataset parameter air yang akan diolah. Hasil mencakup jumlah nilai non-null, jenis data, dan variabel yang diukur.

Tabel 4.1 Output Informasi Dasar Dari Parameter Air

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	Station	74796 non-null	object
1	Date	74796 non-null	object
2	Time	74745 non-null	object
3	NITRATE (PPM)	74794 non-null	object
4	PH	74795 non-null	object
5	AMMONIA (mg/l)	74796 non-null	float64
6	TEMP	74790 non-null	float64
7	DO	74790 non-null	object

Berdasarkan Tabel 4.1, Kolom mencakup 'Station', 'Date', 'Time', 'Nitrate', 'pH', 'Ammonia', 'Temperature', 'Dissolved Oxygen', yang masing-masing berperan penting dalam keperluan analisis kualitas air. Jumlah nilai masing-masing parameter dapat diketahui, sehingga dapat teridentifikasi nilai yang hilang. Tipe data disimpan sebagai objek dan float64. Kolom seperti 'Ammonia', 'Temperature', dan 'Turbidity' telah menggunakan format float64 yang cocok untuk nilai numerik, namun tidak sesuai pada kolom 'Nitrate' dan 'pH' yang teridentifikasi sebagai tipe data objek. Kedua hal tersebut menunjukkan bahwa dataset ini memerlukan pembersihan data dan juga variabel yang tidak diperlukan pada analisis parameter air akan dihilangkan. Hasil ditunjukkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Output Informasi Dasar Dari Dataset Kualitas Air Yang Diseleksi

#	Column	Non-Null Count	Dtype
1	NITRATE (PPM)	74794 non-null	float64
2	PH	74795 non-null	float64
3	AMMONIA (mg/l)	74796 non-null	float64
4	TEMP	74790 non-null	float64
5	DO	74790 non-null	float64
6	TURBIDITY	74796 non-null	float64
7	MANGANESE (mg/l)	74775 non-null	float64

Tabel 4.3 hingga Tabel 4.7 menampilkan hasil klasifikasi logika *fuzzy* untuk berbagai variabel. Setiap tabel menjelaskan kategori klasifikasi yang telah dibentuk serta derajat keanggotaan berdasarkan aturan yang telah ditetapkan sebelumnya.

Tabel 4.3 Output Informasi Lima Baris Pertama Klasifikasi Fuzzy Logic Temp

#	TEMP	temp_category	temp_membership
0	23.20	Rendah	1.0
1	23.21	Rendah	1.0
2	23.63	Rendah	1.0
3	23.64	Rendah	1.0
4	23.81	Rendah	1.0

Tabel 4.4 Output Informasi Lima Baris Pertama Klasifikasi Fuzzy Logic pH

#	PH	ph_category	ph_membership
0	5.7	Rendah	0.533333333
1	5.1	Rendah	0.933333333
2	5.5	Rendah	0.666666667
3	5.2	Rendah	0.866666667
4	5.2	Rendah	0.866666667

Tabel 4.5 Output Informasi Lima Baris Pertama Klasifikasi Fuzzy Logic DO

#	DO	do_category	do_membership
0	11.6	Tinggi	0
1	10.5	Tinggi	0
2	10.3	Tinggi	0
3	9.4	Tinggi	0
4	8.8	Tinggi	0

Tabel 4.6 Output Informasi Lima Baris Pertama Klasifikasi Fuzzy Logic Ammonia

#	AMMONIA	ammonia_category	ammonia_membership
0	0.01	Optimal	1
1	0.094	Tinggi	0
2	0.06	Tinggi	0
3	0.018	Optimal	1
4	0.038	Optimal	0.48

Tabel 4.7 Output Informasi Lima Baris Pertama Klasifikasi Fuzzy Logic Nitrate

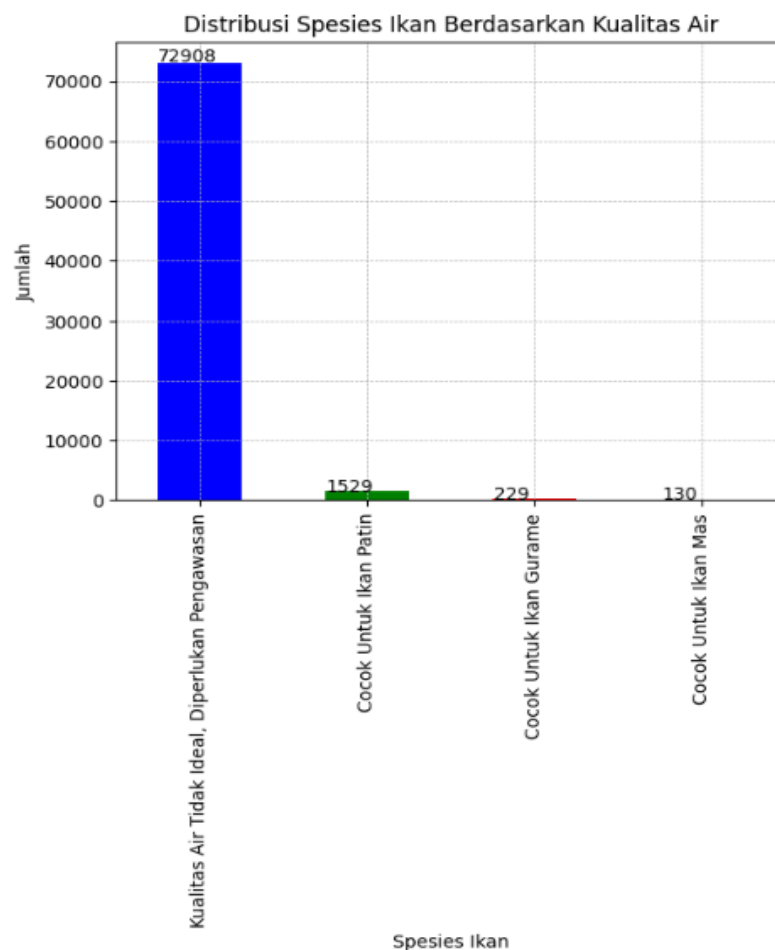
#	NITRATE	nitrate_category	nitrate_membership
0	18.3	Tinggi	1
1	3.6	Optimal	1
2	13.1	Tinggi	1
3	18.1	Tinggi	1
4	10.8	Tinggi	1

Hasil dari klasifikasi *fuzzy* yang telah dibentuk dengan menghubungkan parameter kualitas air dan spesies ikan berdasarkan tingkat dapat dilihat pada tabel 4.8.

Tabel 4.8 Output Informasi Jumlah Klasifikasi Berdasarkan *Fish Species*

Fish_Species (Name: count, dtype: int64)	
Kualitas Air Tidak Ideal, Diperlukan Pengawasan	72908
Cocok Untuk Ikan Patin	1529
Cocok Untuk Ikan Gurame	229
Cocok Untuk Ikan Mas	130

Berdasarkan tabel 4.8, sebagian besar situasi (72,908 data) dikategorikan sebagai "Kualitas Air Tidak Ideal, Diperlukan Pengawasan," menandakan kebutuhan untuk pemantauan lebih lanjut. Cocok untuk ikan patin, ada 1,529 data di mana kualitas air dianggap bertoleransi tinggi sehingga cocok untuk ikan patin. Cocok untuk ikan gurame dengan toleransi sedang jumlahnya adalah 229 kasus. Terkecil di antara semua, ikan mas hanya memiliki 130 kasus yang tergolong memiliki kualitas air yang cocok untuk toleransi rendah. Informasi bertujuan untuk mengidentifikasi spesies mana yang lebih toleran terhadap kondisi air yang kurang ideal dan membantu dalam penyesuaian strategi pengelolaan sumber daya air. Gambar 4.6 menunjukkan distribusi spesies ikan berdasarkan kualitas air.



Gambar 4.6 Output Visualisasi Klasifikasi Berdasarkan *Fish Species*

4.1.3 Exploration Data Analysis (EDA)

Setelah melabeli dataset menjadi *final_classified_data*, dilakukan analisis eksplorasi data untuk memahami lebih lanjut tentang informasi yang terkandung. Tabel 4.9 menggambarkan output yang menunjukkan jumlah nilai non-null dan tipe data dari *final classified data*.

Tabel 4.9 Output Informasi Dasar Dari Final Classified Data

#	Column	Non-Null Count	Dtype
1	NITRATE (PPM)	74794 non-null	float64
2	PH	74795 non-null	float64
3	AMMONIA (mg/l)	74796 non-null	float64
4	TEMP	74790 non-null	float64
5	DO	74790 non-null	float64
6	TURBIDITY	74796 non-null	float64
7	MANGANESE (mg/l)	74775 non-null	float64
8	temp_category	74796 non-null	object
9	temp_membership	74796 non-null	float64
10	ph_category	74796 non-null	object
11	ph_membership	74796 non-null	float64
12	do_category	74796 non-null	object
13	do_membership	74796 non-null	float64
14	ammonia_category	74796 non-null	object
15	ammonia_membership	74796 non-null	float64
16	nitrate_category	74796 non-null	object
17	nitrate_membership	74796 non-null	float64
18	Fish_Species	74796 non-null	object

Tabel 4.10 menggambarkan hasil identifikasi nilai yang hilang dalam dataset yang terkait dengan kualitas air. Terdapat beberapa missing values yang berbeda-beda jumlahnya di tiap kolom: Nitrat (PPM) dan Temperatur (TEMP) masing-masing memiliki 6 nilai hilang, pH memiliki 2 nilai hilang, sedangkan Oksigen Terlarut (DO) memiliki 10 nilai hilang.

Tabel 4.10 Output Identifikasi Missing Values

Jumlah nilai hilang per kolom: (dtype: int64)	
NITRATE (PPM)	6
PH	2
TEMP	6
DO	10

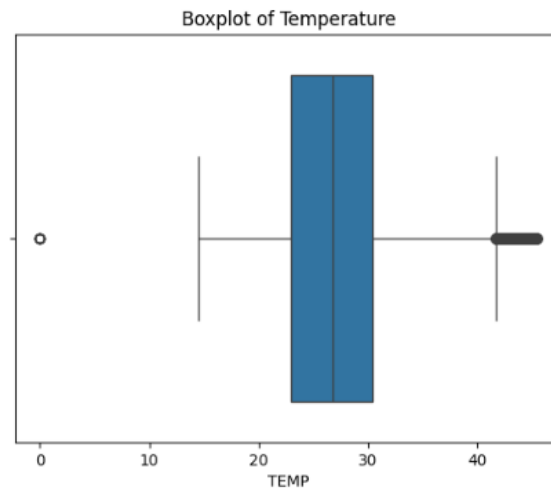
Data yang dihasilkan penting untuk memahami lokasi dan frekuensi kehilangan data, guna membantu dalam pengambilan keputusan mengenai metode pengisian data

yang hilang atau perlunya penghapusan data tertentu untuk analisis lebih lanjut. Data tersebut disimpan dengan tipe data integer (int64). Gambar 4.7 menunjukkan output statistik deskriptif.

	NITRATE(PPM)	PH	AMMONIA(mg/l)	TEMP	DO	temp_membership	ph_membership	do_membership	ammonia_membership	nitrate_membership
count	74790.000000	74794.000000	74796.000000	74790.000000	74786.000000	74796.000000	74796.000000	74796.000000	74796.000000	74796.000000
mean	38.697145	6.543100	0.096175	27.225798	10.76190	0.696961	0.577300	0.195643	0.374088	0.979410
std	35.768914	1.109530	0.159865	5.973357	5.51028	0.407682	0.327463	0.350690	0.413445	0.115783
min	0.000000	4.500120	0.000998	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
25%	16.002200	5.700000	0.029600	22.920839	6.56727	0.310256	0.297000	0.000000	0.000000	1.000000
50%	27.550425	6.400000	0.044800	26.818950	9.10000	1.000000	0.574160	0.000000	0.208000	1.000000
75%	39.501575	7.301992	0.103163	30.430000	14.99178	1.000000	0.927525	0.231825	0.816000	1.000000
max	153.395200	9.006800	1.872000	45.499500	25.49759	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000

Gambar 4.7 Output Statistik Deskriptif

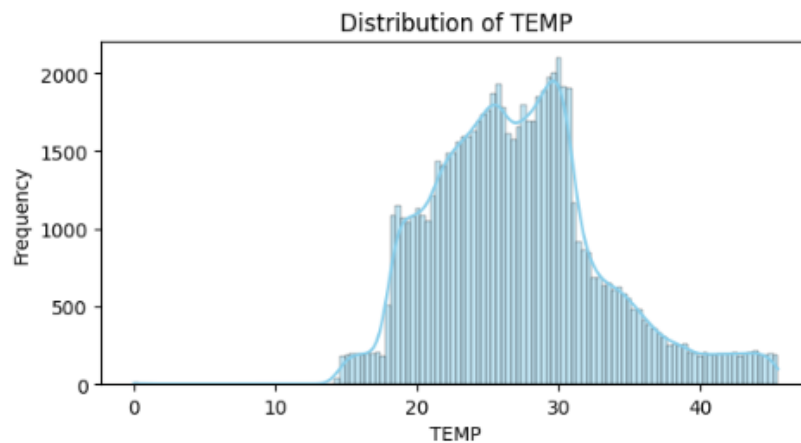
Berikut ini merupakan hasil dari identifikasi *outliers* data yang divisualisasikan dalam bentuk boxplot dan histogram. Tujuan dari visualisasi ini adalah untuk mengidentifikasi dan meninjau distribusi serta variasi ekstrem dalam data, yang dapat membantu dalam analisis lebih lanjut dan pengambilan keputusan yang informasi.



Gambar 4.8 Output Visualisasi Boxplot *Outliers* Temp

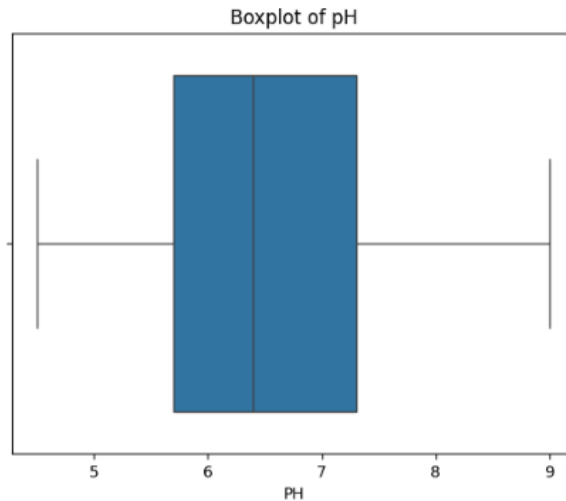
Gambar 4.8, Boxplot menunjukkan distribusi *temperature* dengan median cukup jelas di sekitar 25 derajat Celsius. Rentang interkuartil (IQR) yang ditampilkan melalui box tebal terlihat sempit, yang menunjukkan bahwa sebagian besar data terkonsentrasi di sekitar median. Lalu, garis horizontal yang meluas dari kotak menandakan jangkauan total data, sementara titik yang terpisah dari garis tersebut

menunjukkan outlier, yakni data yang jauh dari nilai lainnya. Adanya *outlier* pada sisi kiri menunjukkan adanya beberapa pengukuran suhu yang sangat rendah dibandingkan dengan sebagian besar data.



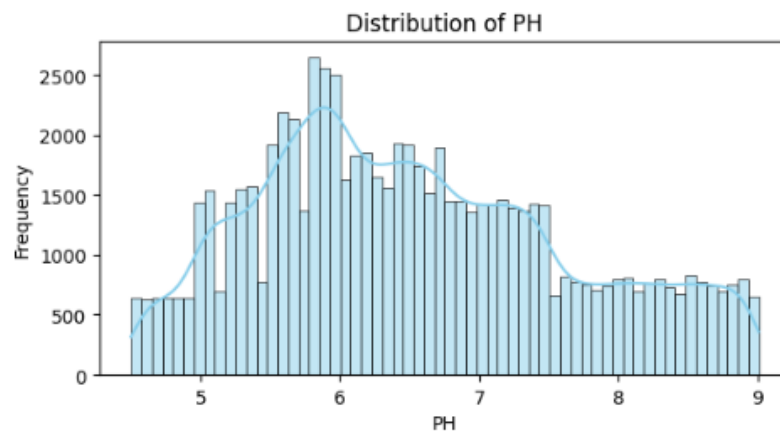
Gambar 4.9 Output Visualisasi Histogram *Skewness Temp*

Berdasarkan Gambar 4.9, histogram menampilkan distribusi frekuensi *temperature*, dengan bentuk yang menunjukkan kecondongan ke kiri (*skewness* negatif). Hal ini mengindikasikan bahwa sebagian besar data mengumpul di sisi kanan grafik, dengan frekuensi yang menurun secara signifikan pada nilai suhu yang lebih tinggi. Puncak yang tajam dan distribusi yang condong ini menunjukkan variasi pada *temperature* dengan kecenderungan lebih banyak data pada suhu rendah, namun tidak banyak nilai yang sangat rendah, sebagaimana ditunjukkan oleh *outlier* di boxplot.



Gambar 4.10 Output Visualisasi Boxplot *Outliers* pH

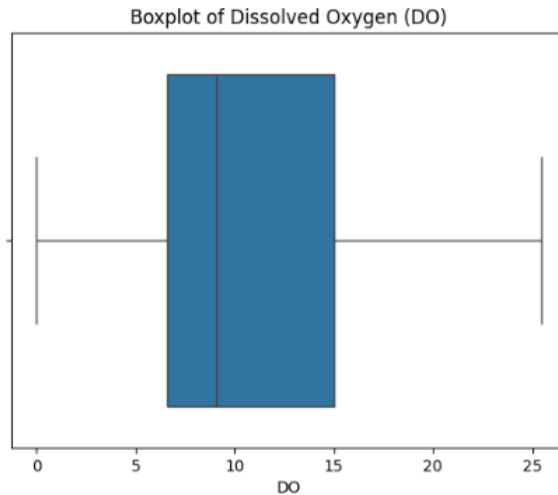
Berdasarkan Gambar 4.10, boxplot menunjukkan distribusi nilai pH dengan rentang interkuartil yang lebih lebar dibandingkan dengan boxplot *temperature*. Median tampak berada di sekitar pH 7, yang umum dianggap netral dan ideal untuk banyak aplikasi air. Garis horizontal yang terentang dari kotak menandakan kisaran umum nilai pH, dengan tidak adanya outlier yang jelas, menunjukkan bahwa sebagian besar pengukuran pH berkumpul dekat dengan nilai tengah.



Gambar 4.11 Output Visualisasi Histogram *Skewness* pH

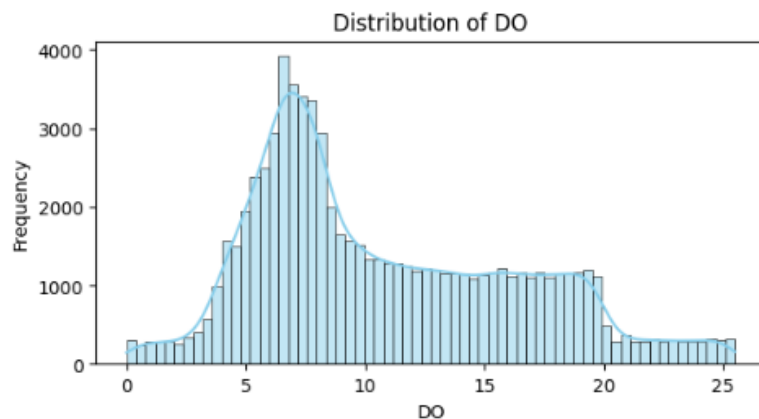
Berdasarkan Gambar 4.11, histogram memperlihatkan distribusi frekuensi nilai pH dengan *skewness* positif ringan, menunjukkan bahwa sebagian besar pengukuran berada di bawah nilai median tetapi ada juga frekuensi yang cukup untuk nilai lebih

tinggi. Puncak histogram yang tajam dekat nilai pH 7 menandakan bahwa ini adalah nilai yang paling sering terjadi, sementara distribusi yang lebih rata di sisi kanan dan kiri menunjukkan variasi yang lebih luas dibandingkan dengan suhu.



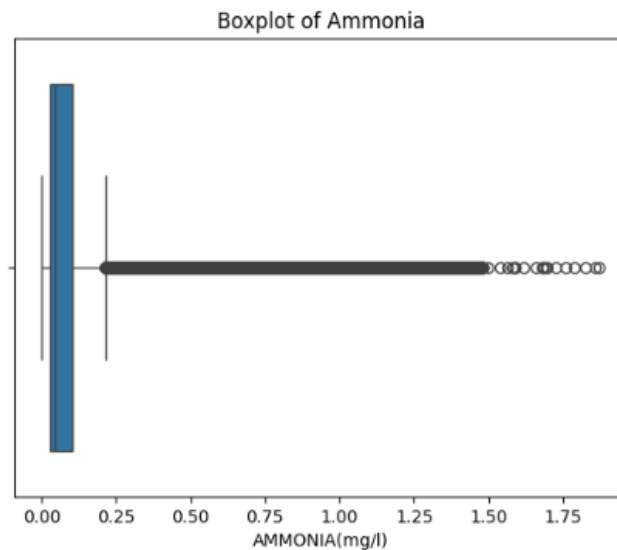
Gambar 4.12 Output Visualisasi Boxplot *Outliers* DO

Berdasarkan Gambar 4.12, boxplot menunjukkan median yang terletak sekitar 10 mg/L, dengan rentang interkuartil yang relatif sempit, menandakan konsentrasi sebagian besar data yang terpusat. Garis horizontal yang mengextend dari box mengindikasikan range data yang lebih luas, tetapi tidak ada *outlier* yang tampak, menunjukkan bahwa semua pengukuran berada dalam batas yang diharapkan untuk data DO dalam kumpulan ini.



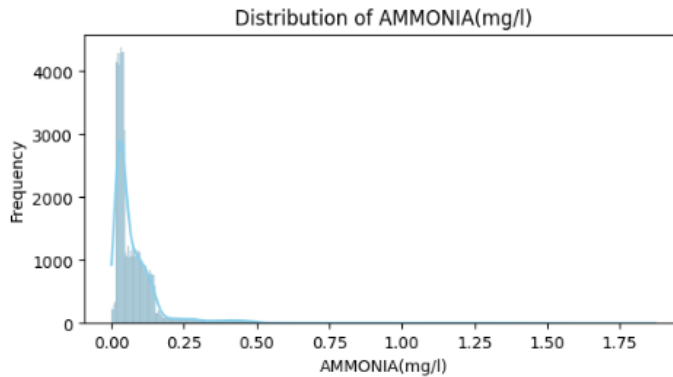
Gambar 4.13 Output Visualisasi Histogram *Skewness* DO

Berdasarkan Gambar 4.13, histogram menunjukkan distribusi frekuensi nilai DO dengan bentuk yang lebih berat di sisi kiri (*skewness* negatif). Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengukuran memiliki konsentrasi DO yang rendah dengan jumlah yang menurun secara signifikan untuk nilai DO yang lebih tinggi. Puncak pada histogram menunjukkan bahwa nilai-nilai DO yang lebih rendah lebih sering terjadi, sementara pengukuran yang lebih tinggi menjadi semakin jarang.



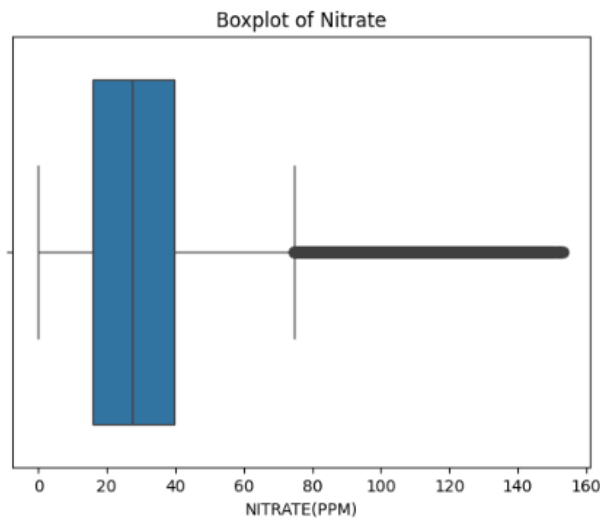
Gambar 4.14 Output Visualisasi Boxplot *Outliers* Ammonia

Berdasarkan Gambar 4.14, boxplot menunjukkan distribusi nilai ammonia yang sangat terkonsentrasi di dekat nol, dengan rentang interkuartil yang sangat sempit. Ini menandakan bahwa sebagian besar pengukuran ammonia adalah rendah. Terdapat banyak *outlier* yang terlihat jauh dari nilai pusat, mencerminkan beberapa pengukuran ammonia yang jauh lebih tinggi dibandingkan dengan mayoritas data.



Gambar 4.15 Output Visualisasi Histogram *Skewness* Ammonia

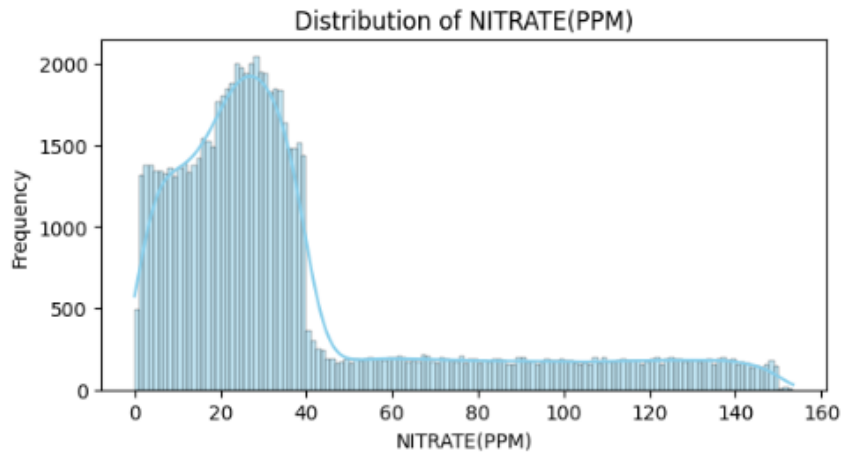
Berdasarkan Gambar 4.15, histogram memperlihatkan distribusi frekuensi nilai ammonia yang sangat condong ke nilai rendah, dengan puncak yang tajam sangat dekat dengan nol. Distribusi menunjukkan bahwa sebagian besar pengukuran memiliki konsentrasi ammonia yang sangat rendah. Frekuensi pengukuran menurun secara drastis seiring dengan peningkatan konsentrasi ammonia, dan pengukuran dengan konsentrasi tinggi sangat jarang.



Gambar 4.16 Output Visualisasi Boxplot *Outliers* Nitrate

Berdasarkan Gambar 4.16, Boxplot menampilkan median yang relatif rendah dan rentang interkuartil yang juga sempit, yang menunjukkan bahwa sebagian besar

pengukuran nitrat berkumpul di nilai yang lebih rendah. Terdapat beberapa outlier yang jauh melebihi rentang interkuartil dan nilai median, menunjukkan adanya beberapa pengukuran nitrat yang sangat tinggi dibandingkan dengan kebanyakan data.



Gambar 4.17 Output Visualisasi Histogram *Skewness* Nitrate

Berdasarkan Gambar 4.17, histogram menunjukkan distribusi frekuensi nilai nitrate yang sangat condong ke kiri, dengan puncak yang tajam dan tinggi dekat dengan nilai nol hingga sekitar 40 PPM, menandakan bahwa nitrat umumnya terdapat dalam konsentrasi rendah dalam sampel ini. Frekuensi pengukuran menurun dengan cepat seiring dengan peningkatan konsentrasi nitrat, dan pengukuran dengan konsentrasi sangat tinggi terlihat sangat jarang.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdolrasol, M. G., Hussain, S. S., Ustun, T. S., Sarker, M. R., Hannan, M. A., Mohamed, R., Ali, J. A., Mekhilef, S., and Milad, A. (2021). Artificial neural networks based optimization techniques: A review. *Electronics*, 10(21), 2689. DOI: 10.3390/electronics10212689.
- Adereti, D.T., Gardezi, M., Wang, T. and McMaine, J., 2023. Understanding farmers' engagement and barrier to machine learning-based intelligent agricultural decision support systems. *Agronomy Journal*. DOI: 10.1002/agj2.21358.
- Ahmed, M., Rahaman, M.O., Rahman, M. and Kashem, M.A., 2019, December. Analyzing the Quality of Water and Predicting the Suitability for Fish Farming based on IoT in the Context of Bangladesh. In 2019 International Conference on Sustainable Technologies for Industry 4.0 (STI) (pp. 1-5). IEEE. DOI: 10.1109/STI47673.2019.9068050.
- Alhijawi, B., & Awajan, A. (2024). Genetic algorithms: Theory, genetic operators, solutions, and applications. *Evolutionary Intelligence*, 17(3), 1245-1256. DOI: 10.1007/s12065-023-00822-6.
- Alamoodi, A. H., Zaidan, B. B., Albahri, O. S., Garfan, S., Ahmaro, I. Y., Mohammed, R. T., Zaidan, A. A., Ismail, A. R., Albahri, A. S., Momani, F., Al-sammaray, M. S., Jasim, A. N., & Malik, R. Q. (2023). Systematic review of MCDM approach applied to the medical case studies of COVID-19: trends, bibliographic analysis, challenges, motivations, recommendations, and future directions. *Complex & intelligent systems*, 9(4), 4705-4731 DOI: 10.1007/s40747-023-00972-1.
- Anaokar, G., Khambete, A., & Christian, R. (2018). Evaluation of a performance index for municipal wastewater treatment plants using MCDM–TOPSIS. *Int J Technol*, 9(4). DOI: 10.14716/ijtech.v9i4.102.

- Anderson, C.M., Krigbaum, M.J., Arostegui, M.C., Feddern, M.L., Koehn, J.Z., Kuriyama, P.T., Morrisett, C., Allen Akselrud, C.I., Davis, M.J., Fiamengo, C. and Fuller, A., 2019. How commercial fishing effort is managed. *Fish and Fisheries*, 20(2), pp.268-285. DOI: 10.1111/faf.12339.
- Anwar, A., & Nasir, B. T. (2019). OPTIMASI KEPADATAN *Skeletonema costatum* TERHADAP LAJU HIPOKSIA PADA UDANG VANNAMEI (*Litopenaeus vannamei*). *OCTOPUS: JURNAL ILMU PERIKANAN*, 8(1), 33-40.
- Apriyanti, S. S. (2022). TA: PERTUMBUHAN DAN TINGKAT KELANGSUNGAN HIDUP, PRODUKSI BENIH IKAN PATIN SIAM (*Pangasius hypophthalmus*) DI BAK FIBER (Doctoral dissertation, Politeknik Negeri Lampung).
- Ariyanto, D., Haryadi, J., Palimirmo, F. S., Suharyanto, S., & Himawan, Y. (2023). KETAHANAN IKAN MAS HIBRIDA MAJALAYA>< SUTISNA TERHADAP INFEKSI *Aeromonas hydrophila* DAN CEKAMAN LINGKUNGAN ABIOTIK. *Jurnal Riset Akuakultur*, 17(2), 95-107. DOI: 10.15578/jra.17.2.2022.95-107.
- Aruldoss, M., Lakshmi, T.M. and Venkatesan, V.P., 2013. A survey on multi criteria decision making methods and its applications. *American Journal of Information Systems*, 1(1), pp.31-43. DOI: 10.12691/ajis-1-1-5.
- Bautista, M. G. A. C., Palconit, M. G. B., Rosales, M. A., Concepcion II, R. S., Bandala, A. A., Dadios, E. P., & Duarte, B. (2022). Fuzzy logic-based adaptive aquaculture water monitoring system based on instantaneous limnological parameters. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 26(6), 937-943. DOI: 10.20965/jaciii.2022.p0937.
- Berona, E., Buntag, D., Tan, M.J. and Coronado, A., 2016. Web-Based Decision Support System for Water Quality Monitoring and Prediction for Outdoor Microalgae Cultivation. *IOSR Journal of Computer Engineering*, 18, pp.2278-661. DOI: 10.9790/0661-1803061620.

- Bhatnagar, A. and Devi, P., 2013. Water quality guidelines for the management of pond fish culture. *International journal of environmental sciences*, 3(6), pp.1980-2009. DOI: 10.6088/ijes.2013030600019.
- Bressan, G. M., Azevedo, B. C. F. D., and Souza, R. M. D. (2020). A fuzzy approach for diabetes mellitus type 2 classification. *Brazilian Archives of Biology and Technology*, 63, e20180742.
- Cantillo, J., Martín, J. C., & Román, C. (2020). A hybrid fuzzy topsis method to analyze the coverage of a hypothetical eu ecolabel for fishery and aquaculture products (Faps). *Applied Sciences*, 11(1), 112. DOI: 10.3390/app11010112.
- Carlson, A.K., Rubenstein, D.I. and Levin, S.A. 2020. Linking multiscale fisheries using metacoupling models. *Frontiers in Marine Science*, 7, p.614. DOI: 10.3389/fmars.2020.00614.
- Castro Junior, S. L., Lamarca, D. S. F., Kraetzer, T. L., Balthazar, G. Da R., and Caneppele, F. 2022. System based on fuzzy logic for diagnosis of water quality for the cultivation of Nile tilapia. *Research, Society and Development*, 11(11). DOI: 10.33448/rsd-v11i11.26933.
- Cobo, Á., Llorente, I., Luna, L. and Luna, M., 2019. A decision support system for fish farming using particle swarm optimization. *Computers and Electronics in Agriculture*, 161, pp.121-130. DOI: 10.1016/j.compag.2018.03.036.
- Coccia, M., 2020. Fishbone diagram for technological analysis and foresight. *International Journal of Foresight and Innovation Policy*, 14(2-4), pp.225-247. DOI: 10.1504/IJFIP.2020.111221.
- Das, H., Naik, B., & Behera, H. S. (2020). Medical disease analysis using neuro-fuzzy with feature extraction model for classification. *Informatics in Medicine Unlocked*, 18, 100288. DOI: 10.1016/j.imu.2019.100288.
- Demeke, A. and Tassew, A., 2016. A review on water quality and its impact on fish health. *International journal of fauna and biological studies*, 3(1), pp.21-31.

- Devi, P.A., Padmavathy, P., Aanand, S. and Aruljothi, K., 2017. Review on water quality parameters in freshwater cage fish culture. *International Journal of Applied Research*, 3(5), pp.114-120.
- Dharmawantho, L., and Supriyanto, S. (2020). TOLERANSI IKAN MAS (*Cyprinus carpio*) HIBRIDA PADA LINGKUNGAN pH BERBEDA. *Buletin Teknik Litkayasa Akuakultur*, 18(2), 123-125. DOI: 10.15578/blta.18.2.2020.123-125.
- El Bably, M.A., Emeash, H.H. and N Mohamed, A., 2010. Influence of water quality on fish productivity. *Journal of Veterinary Medical Research*, 20(1), pp.313-318. DOI: 10.21608/jvmr.2020.77634.
- Elnoury, A. and ElWakel, M., 2023. Using Multiple Criteria Decision Making Application to Select Subpar Ships Accordance To Challenges of Modern Technology. *AIN Journal*, (45). DOI: 10.59660/45112.
- FAO, F.A.A.D, 2018. The State of World Fisheries and Aquaculture 2018 - Meeting the Sustainable Development Goals.
- Fauzia, S. R., & Suseno, S. H. (2020). Resirkulasi air untuk optimalisasi kualitas air budidaya ikan nila nirwana (*Oreochromis niloticus*). *Jurnal Pusat Inovasi Masyarakat (PIM)*, 2(5), 887-892.
- Fischer, S. H., De Oliveira, J. A., Mumford, J. D., & Kell, L. T. (2021). Using a genetic algorithm to optimize a data-limited catch rule. *ICES Journal of Marine Science*, 78(4), 1311-1323. DOI: 10.1093/icesjms/fsab018.
- Florek, P. and Zagdański, A., 2023. Benchmarking state-of-the-art gradient boosting algorithms for classification. *arXiv preprint*. DOI: 10.48550/arxiv.2305.17094.
- Francisco, H. R., Fabrício Corrêia, A., & Feiden, A. (2019). Classification of areas suitable for fish farming using geotechnology and multi-criteria analysis. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(9), 394. DOI: 10.3390/ijgi8090394.
- Gao, G., Xiao, K. and Chen, M., 2019. An intelligent IoT-based control and traceability system to forecast and maintain water quality in freshwater fish

- farms. *Computers and Electronics in Agriculture*, 166, p.105013. DOI: 10.1016/j.compag.2019.105013.
- Garibaldi, J. M. (2019). The need for fuzzy AI. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 6(3), 610-622. DOI: 10.1109/JAS.2019.1911465.
- Hadık, İ. E., Uçar, U. U., Atak, M., & İşleyen, S. K. (2020). A Decision Support System for Determining the Suitable Fish Species to Fish Farms. *Endüstri Mühendisliği*, 31(3), 373-388. DOI: 10.46465/endustrimuhendisligi.788918.
- Harada, T., & Alba, E. (2020). Parallel *Genetic Algorithms*: a useful survey. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 53(4), 1-39. DOI: 10.1145/3400031.
- Hu, Z., Zhang, Y., Zhao, Y., Xie, M., Zhong, J., Tu, Z. and Liu, J., 2019. A water quality prediction method based on the deep LSTM network considering correlation in smart mariculture. *Sensors*, 19(6), p.1420. DOI: 10.3390/s19061420.
- Hu, F., Zhong, H., Wu, C., Wang, S., Guo, Z., Tao, M., Zhang, C., Gong, D., Gao, X., Tang, C. and Wei, Z., 2021. Development of fisheries in China. *Reproduction and Breeding*, 1(1), pp.64-79. DOI: 10.1016/j.repbre.2021.03.003.
- Izan, K. (2023). KKP Dongkrak Produksi Lima Komoditas Perikanan Budidaya. *Antara News*, I. Budilaksono (Ed.). Diakses dari <https://www.antaraneews.com/berita/3717699/kkp-dongkrak-produksi-lima-komoditas-perikanan-budi-daya>.
- Izvozchikova, V. V., Tlegenova, T. E., & Markovin, V. V. (2022, February). Development of an intelligent learning system based on fuzzy logic. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* (Vol. 1227, No. 1, p. 012007). IOP Publishing. DOI: 10.1088/1757-899X/1227/1/012007.
- Jane, J. B., & Ganesh, E. N. (2019). A review on big data with machine learning and fuzzy logic for better decision making. *Int. J. Sci. Technol. Res*, 8(10), 1221-1225.
- Jiménez, F., Martínez, C., Marzano, E., Palma, J. T., Sánchez, G., & Sciavicco, G. (2019). Multiobjective evolutionary feature selection for fuzzy classification.

- IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 27(5), 1085-1099. DOI: 10.1109/TFUZZ.2019.2892363.
- Jossart, J., Theuerkauf, S.J., Wickliffe, L.C. and Morris Jr, J.A., 2020. Applications of spatial autocorrelation analyses for marine aquaculture siting. *Frontiers in Marine Science*, 6, p.806. DOI: 10.3389/fmars.2019.00806.
- Jung, Y., 2018. Multiple predicting K-fold cross-validation for model selection. *Journal of Nonparametric Statistics*, 30(1), pp.197-215. DOI: 10.1080/10485252.2017.1404598.
- Kale, S. S., & Patil, P. S. (2019). Data mining technology with fuzzy logic, neural networks and machine learning for agriculture. In *Data Management, Analytics and Innovation: Proceedings of ICDMAI 2018, Volume 2* (pp. 79-87). Springer Singapore. DOI: 10.1007/978-981-13-1274-8_6.
- Kasimatis, C.N., Psomakelis, E., Katsenios, N., Katsenios, G., Papatheodorou, M., Vlachakis, D., Apostolou, D. and Efthimiadou, A., 2022. Implementation of a decision support system for prediction of the total soluble solids of industrial tomato using machine learning models. *Computers and Electronics in Agriculture*, 193, p.106688. DOI: 10.1016/j.compag.2022.106688.
- Khairuman, S. P., Amri, K., & Pi, S. (2008). *Buku Pintar Budi Daya 15 Ikan Konsumsi*. AgroMedia.
- Khan, P. W., & Byun, Y. C. (2023). Optimized dissolved oxygen prediction using genetic algorithm and bagging ensemble learning for smart fish farm. *IEEE Sensors Journal*, 23(13), 15153-15164. DOI: 10.1109/JSEN.2023.3278719.
- Kimani, P., Wamukota, A., Manyala, J. O., & Mlewa, C. M. (2020). Analysis of constraints and opportunities in marine small-scale fisheries value chain: A multi-criteria decision approach. *Ocean & Coastal Management*, 189, 105151. DOI: 10.1016/j.ocecoaman.2020.105151.
- Konar, A., 2018. *Artificial intelligence and soft computing: behavioral and cognitive modeling of the human brain*. CRC press.

- Kopanitsa, G., Metsker, O. & Kovalchuk, S., 2023. Machine Learning Methods for Pregnancy and Childbirth Risk Management. *Journal of Personalized Medicine*, 13(6), p.975. DOI: 10.3390/jpm13060975.
- Kristina, M., & Sulantiwi, S. (2021). SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN MENENTUKAN KUALITAS BIBIT IKAN GURAMEDI PEKON SUKOSARI MENGGUNAKAN APLIKASI VISUAL BASIC 6.0. *Jurnal TAM (Technology Acceptance Model)*, 4, 26-33. DOI: 10.56327/jurnaltam.v4i0.34.
- Lailossa, G.W., Artana, K.B., Pujawan, N. and Dinariyana, A.B., 2016. Model of strategy quality improvement of tuna and other species in the cold chain system (FUZZY expert systems approach). *Aquaculture, Aquarium, Conservation & Legislation*, 9(5), pp.1154-1166.
- Lambora, A., Gupta, K., & Chopra, K. (2019, February). *Genetic Algorithm-A literature review*. In 2019 international conference on machine learning, big data, cloud and parallel computing (COMITCon) (pp. 380-384). IEEE. DOI: 10.1109/COMITCon.2019.8862255.
- Lee, C., & Wang, H. (2022). Fault diagnosis for cooling dehumidifier based on fuzzy classifier optimized by adaptive *Genetic Algorithm*. *Heliyon*, 8(12), e11123. DOI: 10.1016/j.heliyon.2022.e12057.
- Lombardo, S., Israel, S. and Wood, D., 2022, March. The Environment-Vulnerability-Decision-Technology Framework for Decision Support in Indonesia. In 2022 IEEE Aerospace Conference (AERO) (pp. 1-15). IEEE. DOI: 10.1109/AERO53065.2022.9843544.
- Luna, M., Llorente, I., & Cobo, A. (2022). Determination of feeding strategies in aquaculture farms using a multiple-criteria approach and *Genetic Algorithms*. *Annals of Operations Research*, 314(2), 551-576. DOI: 10.1007/s10479-019-03227-w.
- Magd, H., Jonathan, H. and Khan, S. A., & Geddawy. 2023. in A. I.-T. D. F. of Industry 4.0. In J. M. Chatterjee, H. Garg & R. N. Thakur, eds, 'El', A Roadmap

- for Enabling Industry 4.0 by Artificial Intelligence. Scrivener Publishing LLC, pp. 1–14.
- Maulianawati, D., & Lembang, M. S. (2022). *Kualitas Air Akuakultur*. Syiah Kuala University Press.
- Merkert, J., Mueller, M., & Hubl, M. (2015). A survey of the application of machine learning in decision support systems.
- Mohsin, M., Hengbin, Y., Luyao, Z., Rui, L., Chong, Q., & Mehak, A. (2022). An application of multiple-criteria decision analysis for risk prioritization and management: A case study of the fisheries sector in Pakistan. *Sustainability*, 14(14), 8831. DOI: 10.1016/j.ocecoaman.2020.105151.
- Mukhiya, S.K. and Ahmed, U., 2020. *Hands-On Exploratory Data Analysis with Python: Perform EDA techniques to understand, summarize, and investigate your data*. Packt Publishing Ltd.
- Musmedi, D. P., Harini, Y., & Setyanti, S. W. L. H. (2022). Implementation of fuzzy logic model for fish supplier selection. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 15(3), 115-124. DOI: 10.30574/wjarr.2022.15.3.0901.
- Mustafidah, H., & Puspitasari, E. (2020, November). Case-based reasoning system to determine the types of fish farming based on water quality. In *2020 Fifth International Conference on Informatics and Computing (ICIC)* (pp. 1-5). IEEE. DOI: 10.1109/ICIC50835.2020.9288535.
- Mustika, R., Mahreda, E.S., Kurniawaty, F., Rizqiady, Y. and Kartika, W., 2021. Production Management and Feasibility of Patin (*Pangasius Sp.*) Cultivation in Banjar Regency, South Kalimantan Province, Indonesia. *Journal of Economics, Finance and Management Studies*. DOI: 10.47191/jefms/v4-i5-30.
- Nayan, A.A., Kibria, M.G., Rahman, M.O. and Saha, J., 2020, November. River water quality analysis and prediction using GBM. In *2020 2nd International Conference on Advanced Information and Communication Technology (ICAICT)* (pp. 219-224). IEEE. DOI: 10.1109/ICAICT51780.2020.9333492.

- Nayan, A.A., Mozumder, A.N., Saha, J., Mahmud, K.R., Azad, A.K.A. and Kibria, M.G., 2021. A machine learning approach for early detection of fish diseases by analyzing water quality. arXiv preprint arXiv:2102.09390. DOI: 10.48048/tis.2021.351.
- Oglend, A., 2020. Challenges and opportunities with aquaculture growth. *Aquaculture Economics & Management*, 24(2), pp.123-127. DOI: 10.1080/13657305.2019.1704937.
- Oyediran, A.G., Uche, F.O. and Olaoti, K.S., 2021. Fisheries Technology. *Agricultural Technology for Colleges*, p.370.
- Ozdemir, S., 2022. Feature Engineering Bookcamp. Simon and Schuster.
- Ozdemir, S. and Susarla, D., 2018. Feature Engineering Made Easy: Identify unique features from your dataset in order to build powerful machine learning systems. Packt Publishing Ltd.
- Panudju, A.T., Rahardja, S. and Nurilmala, M., 2023. Decision Support System in Fisheries Industry: Current State and Future Agenda. *International Journal on Advanced Science, Engineering & Information Technology*, 13(2). DOI: 10.18517/ijaseit.13.2.17914.
- Patel, R., & Singh, A. (2024). Selection of Scholarship Recipient by Implementing *Genetic Algorithms* and Fuzzy Logic. *Journal of Physics: Conference Series*, 1933(1), 012069. DOI: 10.1088/1742-6596/1933/1/012069.
- Pemerintah Republik Indonesia. (2001). "Peraturan Pemerintah Republik Indonesia Nomor 82 Tahun 2001 tentang Pengelolaan Kualitas Air dan Pengendalian Pencemaran Air."
- Perboli, G. & Arabnezhad, E., 2021. A Machine Learning-based DSS for mid and long-term company crisis prediction. *Expert Systems with Applications*, 174, p.114758. DOI: 10.1016/j.eswa.2021.114758.
- Pislaru, M., Herghiligu, I. V., & Robu, I. B. (2019). Corporate sustainable performance assessment based on fuzzy logic. *Journal of cleaner production*, 223, 998-1013. DOI: 10.1016/j.jclepro.2019.03.130.

- Putra, A., Finasthi, D., Putri, S. Y. A., & Aini, S. (2022). Komoditas Akuakultur Ekonomis Penting di Indonesia. *Warta Iktiologi*, 6(3), 23-28.
- Quiñones-Huatangari, L., Ochoa T, L., Milla-Pino, M. E., Bazán C, J., Gamarra T, O., & Rascón, J. (2020). Water quality index using fuzzy logic Utcubamba River, Peru. *Revista de Ciencias Agrícolas*, 37(1), 6-18.
- Rather, M. A., Ahmad, I., Shah, A., Hajam, Y. A., Amin, A., Khursheed, S., Ahmad, I and Rasool, S. (2024). Exploring opportunities of Artificial Intelligence in aquaculture to meet increasing food demand. *Food Chemistry: X*, 101309. DOI: 10.1016/j.fochx.2024.101309.
- Rajeswari, A. M., & Deisy, C. (2019). Fuzzy logic based associative classifier for slow learners prediction. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 36(3), 2691-2704. DOI: 10.3233/JIFS-18748.
- Ranjan, R., Tsukuda, S. and Good, C., 2023. Effects of image data quality on a convolutional neural network trained in-tank fish detection model for recirculating aquaculture systems. *Computers and Electronics in Agriculture*, 205, p.107644. DOI: 10.1016/j.compag.2023.107644.
- Saedudin, R.R., Kasim, S., Mahdin, H., Sutoyo, E., Yanto, I.T.R., Hassan, R. and Ismail, M.A., 2018. A relative tolerance relation of rough set (RTRS) for potential fish yields in Indonesia. *Journal of Coastal Research*, (82), pp.84-92. DOI: 10.2112/SI82-011.1.
- Saeed Iranmanesh, M. I., Norallah Salehi, A., & Seyyed Abdolmajid Jalaei, B. (2021). Using fuzzy logic method to investigate the effect of economic sanctions on business cycles in the Islamic Republic of Iran. *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, 2021(1), 8833474. DOI: 10.1155/2021/8833474.
- Sahoo, K., Samal, A.K., Pramanik, J. and Pani, S.K., 2019. Exploratory data analysis using Python. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 8(12), pp.4727-4735. DOI: 10.35940/ijitee.L3591.1081219.
- Saparinto, C. (2024). *Budi Daya Gurami Di Lahan Terbatas*. Penerbit Andi.

- Selma, B., Chouraqui, S., & Selma, B. (2022). A genetic algorithm-based neuro-fuzzy controller for unmanned aerial vehicle control. *International Journal of Applied Metaheuristic Computing (IJAMC)*, 13(1), 1-23. DOI: 10.4018/IJAMC.292505.
- Setiadi, E., Taufik, I., Widyastuti, Y.R., Ardi, I. and Puspaningsih, D., 2019, February. Improving productivity and water quality of catfish, *Clarias sp.* cultured in an aquaponic ebb-tide system using different filtration. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* (Vol. 236, No. 1, p. 012026). IOP Publishing. DOI: 10.1088/1755-1315/236/1/012026.
- Silva, H., & Bernardino, J. (2022). Machine learning algorithms: An experimental evaluation for decision support systems. *Algorithms*, 15(4), 130. DOI: 10.3390/a15040130.
- Sujarwo, Y.A. & Ratnasari, A., 2020. Aplikasi Reservasi Parkir Inap Menggunakan Metode Fishbone Diagram dan QR-Code. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, 9(3), pp.302-309. DOI: 10.32736/sisfokom.v9i3.808.
- Smith, J., & Doe, A. (2020). Genetic optimised serial hierarchical fuzzy classifier for breast cancer diagnosis. *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 12(4), 245-255. DOI: 10.1504/IJBIC.2020.107490.
- Srivastava, S., Tripathi, A., & Arora, N. (2024). Multi-criteria decision making (MCDM) in diverse domains of education: a comprehensive bibliometric analysis for research directions. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 1-18. DOI: 10.1007/s13198-024-02332-9.
- Taherdoost, H., & Madanchian, M. (2023). Multi-criteria decision making (MCDM) methods and concepts. *Encyclopedia*, 3(1), 77-87. DOI: 10.3390/encyclopedia3010006.
- Teniwut, W., Hamid, S., & Makailipessy, M. (2019). Selecting top fisheries sub-sector in each sub-district for sustainable development of archipelagic region in Indonesia: A hybrid fuzzy-MCDM approach. *Decision Science Letters*, 8(4), 393-410. DOI: 10.5267/j.dsl.2019.6.001.

- Teniwuta, W.A., Hasyima, C.L. and Arifinb, D., 2021. A Web-based DSS: Information System for Sustainable Fisheries Supply Chain in Coastal Communities of Small Islands Indonesia. *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, 11(3), pp.1186-1192.
- Thompson, E. A., Abudu, R., & Zheng, S. (2021). Empirical analysis of Multiple-Criteria Decision-Making (MCDM) process for freight transportation mode selection. *Journal of Transportation Technologies*, 12(1), 28-41. DOI: 10.4236/jtts.2022.121002.
- Tork, H., Javadi, S., & Shahdany, S. M. H. (2021). A new framework of a multi-criteria decision making for agriculture water distribution system. *Journal of Cleaner Production*, 306, 127178. DOI: 10.1016/j.jclepro.2021.127178.
- Tutun, S., Johnson, M.E., Ahmed, A., Albizri, A., Irgil, S., Yesilkaya, I., Ucar, E.N., Sengun, T. and Harfouche, A., 2023. An AI-based decision support system for predicting mental health disorders. *Information Systems Frontiers*, 25(3), pp.1261-1276. DOI: 10.1007/s10796-022-10282-5.
- Tvoroshenko, I. S., & Gorokhovatskyi, V. O. (2020). Effective *tuning* of membership function parameters in fuzzy systems based on multi-valued interval logic. *Telecommunications and Radio Engineering*, 79(2). DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v79.i2.70.
- Urbieto Parrazales, R., Zagaceta Álvarez, M. T., Aguilar Cruz, K. A., Palma Orozco, R., & Fernández Muñoz, J. L. (2021). Implementation of a fuzzy logic controller for the irrigation of rose cultivation in mexico. *Agriculture*, 11(7), 576. DOI: 10.3390/agriculture11070576.
- Verma, D.K., Satyaveer, M.N., Kumar, P. and Jayaswa, R., 2022. Important water quality parameters in aquaculture: An overview. *Aquaculture & Environment*, 3(3), pp.24-29.
- Wang, C., Jiang, C., Gao, T., Peng, X., Ma, S., Sun, Q., Xia, B., Xie, X., Bai, Z., Xu, S. and Zhuang, X., 2022. Improvement of fish production and water quality in a recirculating aquaculture pond enhanced with bacteria-microalgae

association. *Aquaculture*, 547, p.737420. DOI: 10.1016/j.aquaculture.2021.737420.

Wang, X.N., Ding, H.Y., He, X.G., Dai, Y., Zhang, Y. and Ding, S., 2018. Assessing fish species tolerance in the Huntai River basin, China: Biological traits versus weighted averaging approaches. *Water*, 10(12), p.1843. DOI: 10.3390/w10121843.

You, G., Xu, B., Su, H., Zhang, S., Pan, J., Hou, X., Li, J and Ding, R. (2021). Evaluation of aquaculture water quality based on improved fuzzy comprehensive evaluation method. *Water*, 13(8), 1019. DOI: 10.3390/w13081019.

Zadeh, L. A. (2023). Fuzzy logic. In *Granular, Fuzzy, and Soft Computing* (pp. 19-49). New York, NY: Springer US. DOI: 10.1007/978-3-642-27737-5_234.

Zelezniakow, J., 2023. Machine Learning Methods for Pregnancy and Childbirth Risk Management. *Journal of Personalized Medicine*. DOI: 10.3390/jpm13060975