

kompleksitas teori kimia koagulan dan pengaruh banyak faktor pada dosis koagulan membuat penentuan dosis yang optimal menjadi sulit.

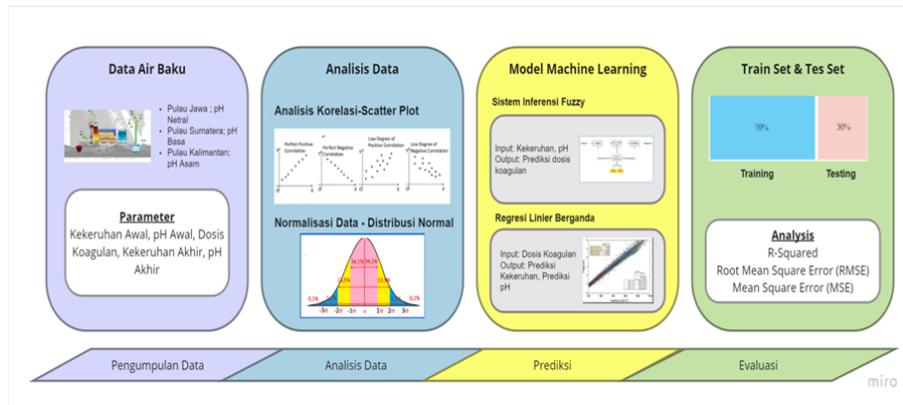
Tantangan utama dalam sektor air adalah meningkatkan efektivitas dalam pengolahan air, yang juga dihadapkan pada degradasi alamiah air dan standar dan regulasi yang ketat. Oleh karena itu, studi dan aplikasi teknologi yang didorong oleh data dan numerik menciptakan permodelan berbasis matematika, salah satunya seperti penerapan *Machine Learning* (ML). Penelitian oleh (Tahraoui et al., 2021), mengevaluasi empat model matematika berbeda untuk memprediksi dosis koagulan yang dibutuhkan untuk menghilangkan kekeruhan, yaitu *Response Surface Methodology* (RSM), *Artificial Neural Networks* (ANN), *Support Vector Machine* (SVM), dan *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS). Hasil penelitian menunjukkan bahwa semua model cocok dengan data eksperimental dengan baik. Namun, meskipun teknologi *Machine Learning* (ML) telah digunakan dalam beberapa studi, masih ada tantangan dalam mengoptimalkan model ML untuk aplikasi dalam prediksi dosis koagulan dalam pengolahan air (Jayaweera et al., 2019). Salah satu permasalahan yang ditemukan dalam beberapa penelitian adalah keterbatasan dataset yang tersedia, terutama karena beberapa PDAM tidak mempublikasikan data uji *jar test*.

Dalam penelitian ini, diusulkan salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah basis logika *fuzzy*. Basis logika *fuzzy* memungkinkan suatu sistem untuk mengatasi ketidakpastian dan ketidaktentuan dalam data dan memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih akurat dalam kondisi yang tidak pasti (Godo-Pla et al., 2021). Dalam konteks pengolahan air, basis logika *fuzzy* dapat digunakan untuk mengembangkan model yang lebih akurat dalam memprediksi dosis koagulan yang dibutuhkan untuk menghilangkan kekeruhan (Bressane et al., 2023). Dengan menggunakan pendekatan ini, model dapat dikembangkan dengan mempertimbangkan faktor-faktor seperti tingkat kekeruhan, kandungan bahan organik, dan pH air, serta historis dari proses *jar-test*. Oleh karena itu, penggunaan basis logika *fuzzy* dapat membantu dalam melakukan prediksi dosis koagulan dengan mempelajari kualitas data, dan *environment* dari proses *jar-test*. Logika fuzzy merupakan metode pemodelan yang mampu menangani ketidakpastian dan ambiguitas dalam data numerik maupun linguistik. Dalam konteks pengolahan air, logika fuzzy cocok digunakan karena kualitas air seringkali fluktuatif dan sulit dinyatakan secara eksak.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model prediksi dosis koagulan berbasis logika fuzzy guna meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses pengolahan air di PDAM. Penelitian terbaru melibatkan prediksi kualitas air, yaitu kekeruhan dan pH, setelah penambahan dosis koagulan. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah MLR dengan keluaran *fuzzy* sebagai masukan sistem dalam memprediksi kualitas air setelah penambahan dosis tawas. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya terfokus pada prediksi dosis koagulan, tetapi juga memperhatikan kualitas air setelah perlakuan. Hal ini diharapkan dapat memberikan hasil yang lebih komprehensif dan relevan bagi kualitas air minum. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi acuan bagi PDAM dalam penentuan dosis koagulan, dan dapat mengurangi ketergantungan pada uji laboratorium manual yang memakan waktu dan biaya, serta meningkatkan ketepatan dosis koagulan yang digunakan berdasarkan kondisi air secara *real-time*.

METODE PENELITIAN

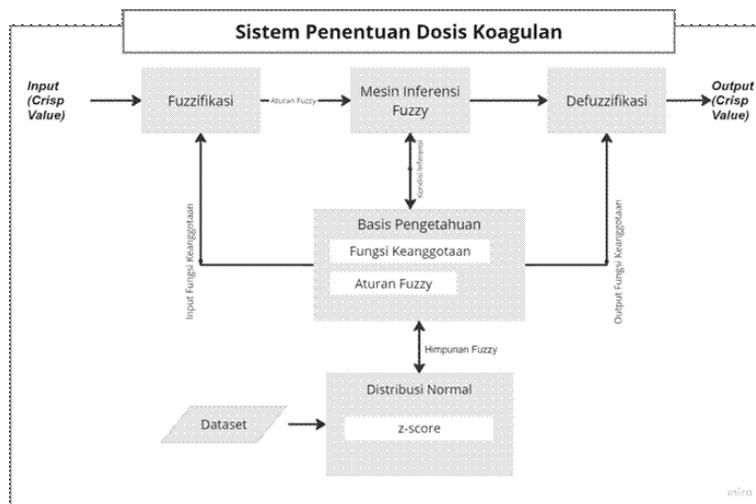
Dalam penelitian ini, digunakan metode penelitian eksperimental. Penelitian eksperimental merupakan salah satu jenis penelitian yang dilakukan dengan tujuan untuk menguji hipotesis atau teori dengan menggunakan metode kontrol yang ketat. Dalam penelitian eksperimental, terdapat pengujian efek dari satu atau lebih variabel independen terhadap variabel dependen dalam satu lingkungan yang terkontrol dan disesuaikan. Pada penelitian ini yang menjadi variabel bebas adalah *Turbidity*, pH, dan *Optimum Dose*. Sedangkan untuk variabel dependen adalah *Optimum Turbidity* dan *Optimum pH*. Dalam penelitian ini, peneliti akan menggunakan fungsi **train_test_split** dari perpustakaan **sklearn.model_selection** untuk melakukan pembagian data. Secara umum, praktik yang baik adalah menyimpan sekitar 70% data dalam set pelatihan dan sisanya, sekitar 30%, dalam set pengujian.



Gambar 1. Konseptual Model Prediksi

Rekomendasi yang diajukan berdasarkan permasalahan penelitian adalah pengembangan sebuah sistem prediksi menggunakan model *Machine Learning* dengan menggunakan metode sistem pakar *fuzzy*. Sistem ini bertujuan menjadi penunjang keputusan dalam penentuan dosis koagulan dalam proses pengolahan air. Selain itu, dalam penelitian ini juga diajukan pendekatan *multioutput* untuk memprediksi kekeruhan dan pH air dengan menggunakan dosis yang dihasilkan dari proses *fuzzy*. Penelitian ini mengusulkan penggunaan pendekatan MLR untuk memprediksi kekeruhan dan pH air, menggunakan hasil prediksi dosis yang diperoleh dari proses *fuzzy* sebagai variabel independen. Selanjutnya, dalam proses prediksi, akan menggunakan model *Machine Learning*, yakni Sistem Pakar *Fuzzy* dan Regresi Linear. Pendekatan sistem pakar *fuzzy* digunakan untuk mengolah data dan menghasilkan dosis koagulan yang diprediksi berdasarkan faktor-faktor yang relevan. Kemudian, hasil prediksi dosis tersebut digunakan sebagai input dalam model MLR untuk memprediksi kekeruhan dan pH air setelah penambahan dosis. Dengan kombinasi kedua model ini, diharapkan dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan dapat memberikan wawasan yang berharga dalam pengolahan air. Hasil prediksi dievaluasi menggunakan metrik RMSE, R-Squared, dan MSE. Dengan menganalisis hasil evaluasi ini, dapat menentukan sejauh mana model prediksi bekerja dengan baik dan apakah dapat diandalkan untuk digunakan dalam pengolahan air.

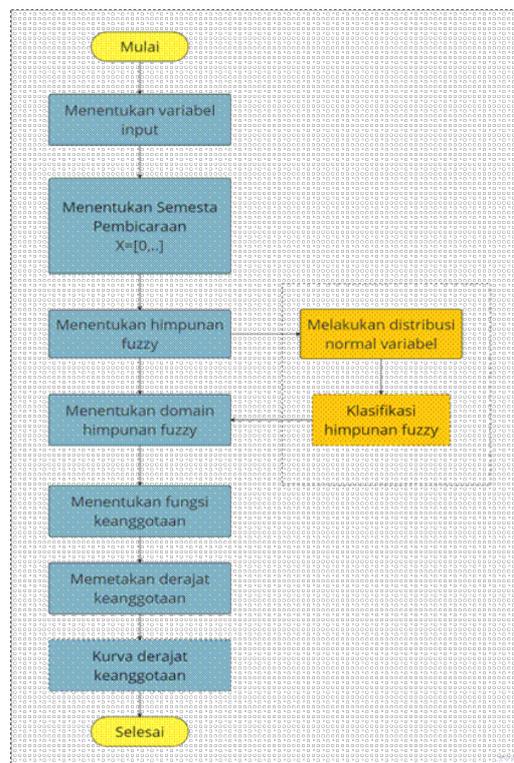
Implementasi Sistem Pakar Fuzzy



Gambar 2. Sistem Penentuan Dosis Koagulan

Metode yang digunakan adalah sistem pakar *fuzzy* yang terdiri dari beberapa tahapan penting ditunjukkan pada Gambar 2. Pertama, crisp input yang merupakan data yang masuk dalam bentuk nilai numerik atau faktual. Kemudian, dilakukan proses fuzzifikasi, di mana crisp input diubah menjadi variabel linguistik dengan menggunakan fungsi keanggotaan *fuzzy*. Setelah itu, menggunakan mesin inferensi yang merupakan inti dari sistem pakar *fuzzy*. Setelah proses inferensi selesai, dilakukan tahap defuzzifikasi. Defuzzifikasi mengubah hasil inferensi yang berupa variabel linguistik menjadi nilai numerik yang konkret. Hal ini dilakukan untuk menghasilkan hasil prediksi yang lebih konkret dan dapat dipahami secara lebih jelas oleh pengguna (Rohimah et al., n.d.).

Fuzzifikasi



Gambar 3. Tahapan pemetaan derajat keanggotaan

Fuzzifikasi yaitu suatu proses untuk mengubah suatu masukan dari bentuk tegas (*crisp*) menjadi *fuzzy* (variabel linguistik) yang biasanya disajikan dalam bentuk himpunan-himpunan *fuzzy* dengan suatu fungsi keanggotaannya masing-masing. Secara umum proses fuzzifikasi meliputi menentukan semesta pembicaraan, menentukan domain himpunan *fuzzy*, menentukan fungsi keanggotaan, dan memetakan derajat keanggotaan berdasarkan persamaan fungsi keanggotaan yang digunakan. Pada penelitian terkait penentuan dosis koagulan yang diusulkan oleh peneliti, dalam proses menentukan himpunan *fuzzy* dan domain himpunan *fuzzy*, digunakan klasifikasi himpunan *fuzzy* berdasarkan proses distribusi normal variabel (Yamamura et al., 2020).

Basis Pengetahuan

Basis pengetahuan fuzzy dalam penelitian ini didasarkan pada data Jar-test yang diperoleh dari laboratorium WTP, dan beberapa sumber seperti jurnal dan tugas akhir yang membahas terkait proses perhitungan dosis koagulan (Wang et al., 2021). Data Jar-test tersebut digunakan untuk memvalidasi basis aturan fuzzy dan acuan pembuatan fungsi keanggotaan

masing-masing variabel yang digunakan dalam sistem fuzzy untuk penentuan dosis koagulan dalam proses pengolahan air bersih.

Akuisisi Pengetahuan

Akuisisi pengetahuan adalah proses untuk mengumpulkan data-data pengetahuan dari sumber pengetahuan. Dalam penelitian ini, sumber-sumber pengetahuan yang digunakan berasal dari:

- Kepala regu kontrol kualitas lab WTP: teori proses pengolahan air bersih, proses koagulasi, kualitas air mentah.
- Data Jar-test, berhubungan dengan data hasil jar-test seperti nilai kualitas air, perhitungan dosis koagulan.
- Data perhitungan dosis koagulan dari jurnal dan laporan akhir yang terkait dengan penentuan dosis koagulan.
- Buku dan referensi penunjang baik berupa penelitian terkait, jurnal-jurnal ilmiah, bahan ajar yang terkait dengan proses pengolahan air.

Mesin Inferensi Fuzzy

Model Inferensi digunakan untuk melakukan penalaran atau inferensi berdasarkan aturan-aturan logika *fuzzy*. Gambar 4 merupakan kode konfigurasi atau parameter untuk sebuah model inferensi *fuzzy* yang disebut **Decompositional Inference**. Setiap nilai yang diberikan kepada parameter tersebut memiliki sebutan yang berkaitan dengan operasi atau metode yang digunakan dalam proses inferensi *fuzzy*.

```
model = DecompositionalInference(  
    and_operator="min",  
    or_operator="max",  
    implication_operator="Rc",  
    composition_operator="max-min",  
    production_link="max",  
    defuzzification_operator="cog",  
)
```

Gambar 4. Model Inferensi

Implementasi Metode Regresi Linear

Penelitian ini menggunakan pendekatan *multioutput* untuk mengembangkan prediksi kondisi air setelah penambahan dosis koagulan yang dihasilkan dari sistem *fuzzy*. Pendekatan ini bertujuan untuk memperoleh informasi yang lengkap mengenai nilai pH dan kekeruhan air setelah perlakuan dosis koagulan, serta untuk mengukur tingkat akurasi dan efisiensi dosis yang ditentukan oleh sistem *fuzzy*. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah regresi linear, yang digunakan untuk memprediksi estimasi nilai pH dan kekeruhan pada air setelah penambahan dosis koagulan.

Implementasi Metode Prediksi MLR

Tahapan berikut merupakan implementasi metode regresi untuk memprediksi kualitas air setelah penambahan dosis.

Analisis Data

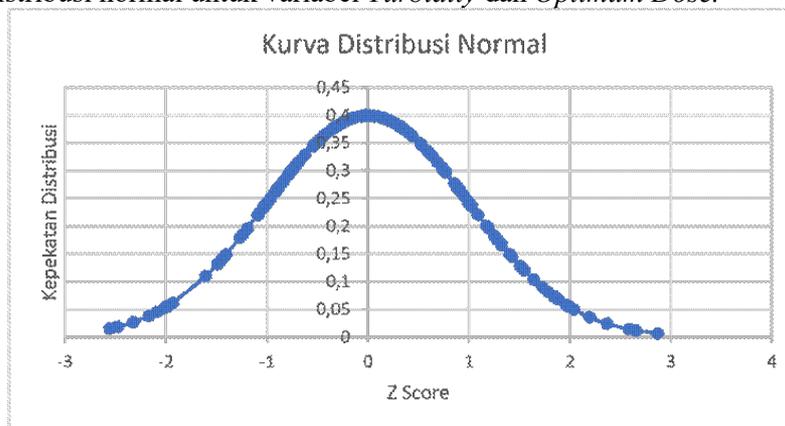
Analisis data dilakukan dengan melakukan analisis distribusi normal pada data. Berikut merupakan hasil distribusi normal yang dilakukan pada data variabel kekeruhan dan data variabel dosis koagulan. Tabel 1 menunjukkan hasil distribusi normal terhadap data variabel kekeruhan,

hasil ini ditemukan berdasarkan 152 data yang diuji. Langkah pertama yang dilakukan adalah mengetahui nilai rata-rata dan standar deviasi agar dapat menentukan nilai *z score*. Langkah selanjutnya adalah menghitung probabilitas kemunculan data dalam distribusi, dan yang terakhir adalah untuk pemetaan kurva ditentukan nilai kepadatan distribusi data pada kurva.

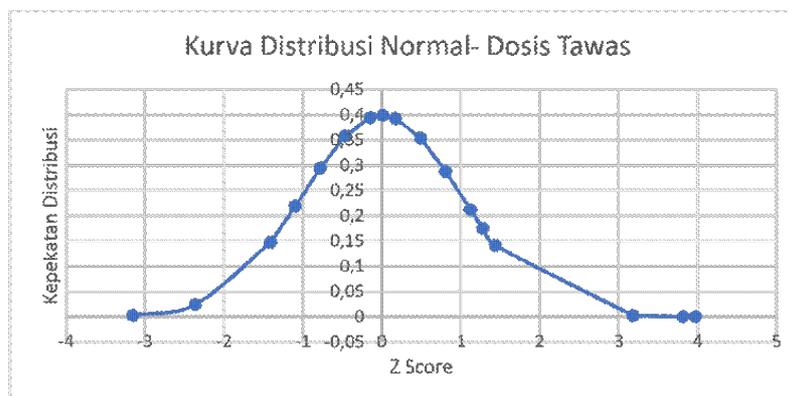
Tabel 1. Analisis Statistik

	Kekeruhan	Dosis Koagulan
Jumlah Data	172	172
Rata-rata	42,8	24,909677
Standar Deviasi	12,83540734	6,3137001
Min	10	5
Max	79,6	50

Kurva distribusi normal direpresentasikan dalam bentuk kurva lonceng, di mana kepadatan densitasnya bergantung pada nilai *z score*. Gambar 5 dan Gambar 6 merupakan representasi distribusi normal untuk variabel *Turbidity* dan *Optimum Dose*.



Gambar 5. Kurva Distribusi Normal Variabel Turbidity



Gambar 6. Kurva Distribusi Normal Variabel Optimum Dose

Implementasi Fuzzy untuk Penentuan Dosis Koagulan

Tahap pertama adalah penentuan fungsi keanggotaan variabel *fuzzy* (fuzzifikasi) yang melibatkan pengkonversian data numerik menjadi nilai linguistik berdasarkan fungsi keanggotaan yang telah ditentukan. Tahap selanjutnya adalah perancangan basis aturan *fuzzy* (*rule base*), di mana aturan-aturan *fuzzy* ditentukan untuk menghubungkan input variabel *fuzzy* dengan output variabel *fuzzy*. Terakhir, tahap penegasan (defuzzifikasi) dilakukan untuk mengubah output *fuzzy* menjadi nilai tegas yang dapat digunakan dalam penentuan dosis koagulan yang tepat.

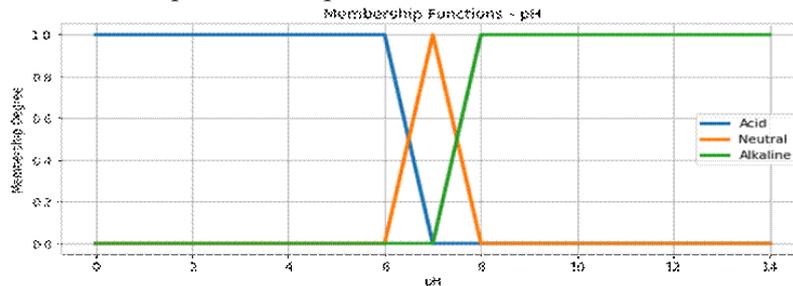
Pemetaan Derajat Keanggotaan (Fuzzification)

Dalam proses fuzzifikasi, variabel pH dipetakan ke dalam himpunan *fuzzy* menggunakan pendekatan berdasarkan teori pasti. Dalam konteks ini, pH dapat dikelompokkan menjadi tiga himpunan *fuzzy* yang secara umum dikenal sebagai asam, netral, dan basa. Analisis ini melibatkan pengamatan dan perhitungan dengan menggunakan metode distribusi normal. Untuk memetakan nilai variabel ke dalam himpunan *fuzzy*, dilakukan dengan menggunakan nilai *z score* berdasarkan distribusi normal.

Dengan memanfaatkan nilai *z score*, nilai variabel dapat diklasifikasikan sebagai rendah, sedang, tinggi, atau sangat tinggi dalam himpunan *fuzzy*. Nilai *z score* yang lebih rendah atau negatif menunjukkan bahwa nilai variabel berada di bawah rata-rata, sementara nilai *z score* yang lebih tinggi atau positif menunjukkan bahwa nilai setiap variabel berada di atas rata-rata.

1. Fuzzifikasi variabel pH

Fuzzifikasi pH dibuat dalam tiga himpunan *fuzzy*, yaitu asam (*acid*), netral (*neutral*), dan basa (*alkaline*). Representasi himpunan *fuzzy* pH menggunakan fungsi segitiga menghasilkan kurva seperti terlihat pada Gambar 7.



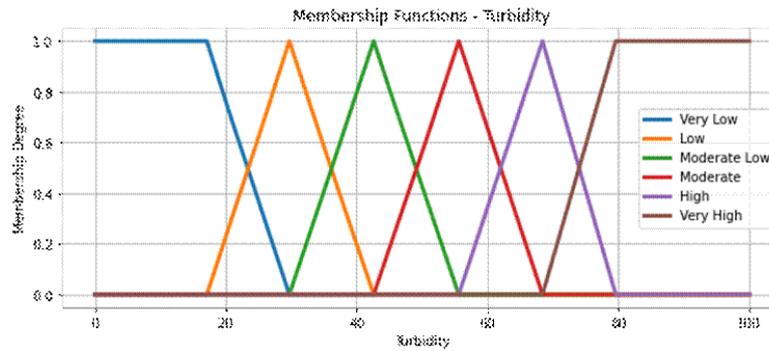
Gambar 7. Derajat keanggotaan variabel pH

2. Fuzzifikasi variabel Kekeruhan (*Turbidity*)

Fuzzifikasi variabel kekeruhan didasarkan pada pengamatan nilai *z score* pada distribusi normal. Berdasarkan hasil pengamatan terhadap kurva distribusi normal pada Gambar 5, rata-rata nilai kekeruhan berada pada nilai 0. Sehingga aturan yang digunakan untuk mengatur interval semesta pembicaraan masing-masing himpunan adalah dengan:

- 1) Sangat rendah jika nilai *z score* bernilai kurang dari -2.
- 2) Rendah jika nilai *z score* bernilai kurang dari -1.
- 3) Sedang-rendah jika nilai *z score* bernilai kurang dari sama dengan 0.
- 4) Sedang jika nilai *z score* bernilai kurang dari 1.
- 5) Tinggi jika nilai *z score* bernilai kurang dari 2.
- 6) Sangat tinggi jika nilai *z score* bernilai lebih dari 2.

Representasi himpunan *fuzzy* variabel kekeruhan menggunakan fungsi segitiga, menghasilkan kurva seperti pada Gambar 8.



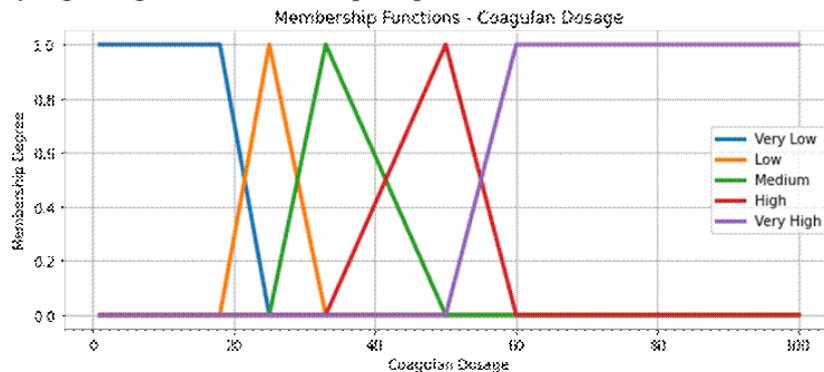
Gambar 8. Derajat keanggotaan variabel kekeruhan

3. Fuzzifikasi variabel Dosis Koagulan (*Coagulan Dosage*)

Fuzzifikasi variabel Dosis Koagulan didasarkan pada pengamatan nilai *z score* pada distribusi normal. Berdasarkan hasil pengamatan terhadap kurva distribusi normal pada Gambar 6, rata-rata nilai dosis koagulan berada pada nilai 0. Sehingga aturan yang digunakan untuk mengatur interval semesta pembicaraan masing-masing himpunan adalah dengan:

- 1) Sangat rendah jika nilai *z score* bernilai kurang dari -1.
- 2) Rendah jika nilai *z score* bernilai kurang dari -0.
- 3) Sedang jika nilai *z score* bernilai kurang dari 2.
- 4) Tinggi jika nilai *z score* bernilai kurang dari sama dengan 3.
- 5) Sangat Tinggi jika nilai *z score* bernilai lebih dari 3.

Representasi himpunan *fuzzy* untuk variabel dosis koagulan menggunakan fungsi segitiga, yang menghasilkan kurva seperti pada Gambar 9.



Gambar 9. Derajat keanggotaan variabel dosis koagulan

Perancangan Basis Aturan (Rule Based)

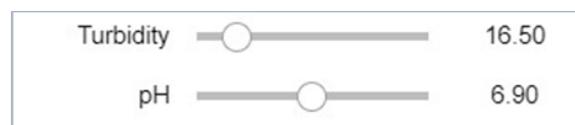
Pada langkah ini, dibentuk basis aturan untuk mengontrol pengambilan keputusan dalam penentuan dosis koagulan. Dalam sistem ini, terdapat delapan belas aturan *fuzzy* yang digunakan. Aturan *fuzzy* ini dibuat berdasarkan pengamatan pada data dan pola hubungan antar parameter kualitas air.

Tabel 2. Aturan Fuzzy

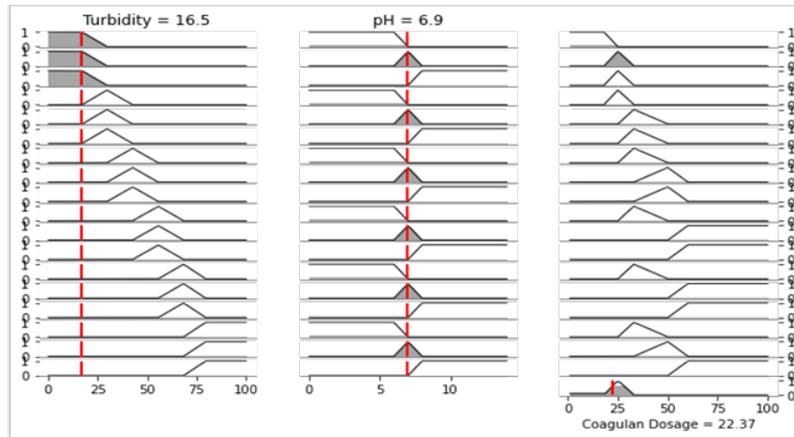
No	[Rules]	Fuzzy Rules
1.	[R1]	IF <i>Turbidity</i> IS Very Low AND pH IS Acid THEN Coagulant Dosage IS Very Low
2.	[R2]	IF <i>Turbidity</i> IS Very Low AND pH IS Neutral THEN Coagulant Dosage IS Low
3.	[R3]	IF <i>Turbidity</i> IS Very Low AND pH IS Alkaline THEN Coagulant Dosage IS Low
4.	[R4]	IF <i>Turbidity</i> IS Low AND pH IS Acid THEN Coagulant Dosage IS Low
5.	[R5]	IF <i>Turbidity</i> IS Low AND pH IS Neutral THEN Coagulant Dosage IS Medium
6.	[R6]	IF <i>Turbidity</i> IS Low AND pH IS Alkaline THEN Coagulant Dosage IS Medium
7.	[R7]	IF <i>Turbidity</i> IS Moderate Low AND pH IS Acid THEN Dosage IS Medium
8.	[R8]	IF <i>Turbidity</i> IS Moderate Low AND pH IS Neutral THEN Coagulant Dosage IS High
9.	[R9]	IF <i>Turbidity</i> IS Moderate Low AND pH IS Alkaline THEN Coagulant Dosage IS High
10.	[R10]	IF <i>Turbidity</i> IS Moderate AND pH IS Acid THEN Coagulant Dosage IS Medium
11.	[R11]	IF <i>Turbidity</i> IS Moderate AND pH IS Neutral THEN Coagulant Dosage IS Very High
12.	[R12]	IF <i>Turbidity</i> IS Moderate AND pH IS Alkaline THEN Coagulant Dosage IS Very High
13.	[R13]	IF <i>Turbidity</i> IS High AND pH IS Acid THEN Coagulant Dosage IS Medium
14.	[R14]	IF <i>Turbidity</i> IS High AND pH IS Neutral THEN Coagulant Dosage IS Very High
15.	[R15]	IF <i>Turbidity</i> IS High AND pH IS Alkaline THEN Coagulant Dosage IS Very High
16.	[R16]	IF <i>Turbidity</i> IS Very High AND pH IS Acid THEN Coagulant Dosage IS Medium
17.	[R17]	IF <i>Turbidity</i> IS Very High AND pH IS Neutral THEN Coagulant Dosage IS High
18.	[R18]	IF <i>Turbidity</i> IS Very High AND pH IS Alkaline THEN Coagulant Dosage IS Very High

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam pengujian ini, digunakan sebanyak 45 data uji yang diambil dari data kualitas air baku. Data uji ini mencakup berbagai variasi kondisi dan parameter yang relevan untuk menguji kemampuan sistem dalam memberikan prediksi yang akurat. Sistem ini menggunakan fungsi *interact* dan *widgets* untuk membuat kontrol geser (*slider*) sehingga memungkinkan untuk mengubah variabel “*Turbidity*” dan “pH” secara interaktif seperti pada Gambar 10, Serta secara otomatis memperbaharui visualisasi interaktif yang dihasilkan oleh model seperti pada Gambar 11.



Gambar 10. Slider Kontrol Sistem



Gambar 11. Visualisasi hasil prediksi

Hasil Prediksi Fuzzy

Tabel 3. Hasil pengujian sistem fuzzy terhadap kualitas air baku

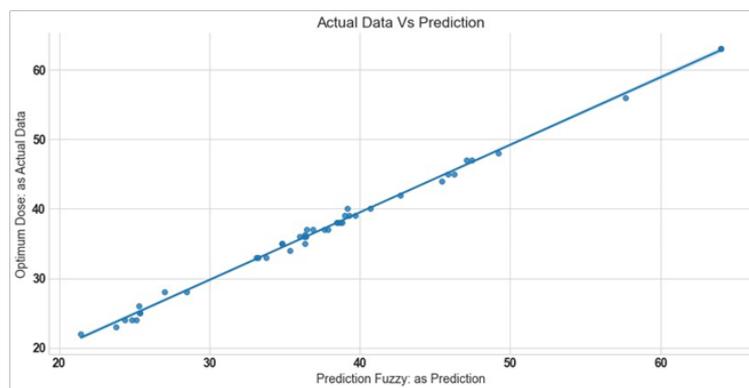
No	Masukan		Keluaran
	Kekeruhan (NTU)	pH	Prediksi Fuzzy
1	10,0	7,44	25,37
2	11,0	7,44	25,38
3	13,0	7,00	25,34
4	22,2	6,05	23,35
5	23,7	6,08	23,9
6	24,1	6,19	24,02
7	24,4	5,99	24,12
8	24,6	6,03	24,17
9	26,6	6,03	24,7
10	27,5	7,30	34,83
11	27,5	7,30	34,83
12	28,8	6,08	27,52
13	28,9	6,11	28,22
14	29,0	6,1	28,02
15	29,5	6,14	28,93
16	30,0	6,13	29,4
17	30,0	6,90	35,6

18	30,4	5,99	27,03
19	30,4	7,80	36,9
20	31,1	5,98	28,33
21	31,1	6,21	32,4
22	32	6,13	32
23	32,1	6,32	34
24	35,9	6,12	34,64
25	36	6,13	34,82
26	36	6,17	35,37

Hasil evaluasi performa sistem menggunakan metrik RMSE menunjukkan nilai sebesar **0.7639589866827494**, sedangkan nilai MSE sebesar **0.5836333333333333**. Nilai RMSE yang relatif rendah menandakan bahwa rata-rata kesalahan prediksi sistem dari nilai aktual cenderung kecil.

Tabel 4. Evaluasi Model Prediksi

Motode Evaluasi	Nilai
RMSE	0.7639589866827494
MSE	0.5836333333333333
R Squared	0.9651



Gambar 12. Persebaran data prediksi fuzzy dan data aktual

Berdasarkan pada Gambar 12, hubungan antara nilai aktual dan prediksi menunjukkan pola linear yang positif, dengan nilai R squared sebesar 0.9651. Hal ini mengindikasikan bahwa model *fuzzy* memiliki akurasi prediksi sebesar 96% dibandingkan dengan data aktual. Dengan adanya hubungan linear positif antara prediksi *fuzzy* dan nilai aktual, dapat disimpulkan bahwa model ini memiliki kualitas prediksi yang tinggi dan mampu memberikan hasil yang akurat.

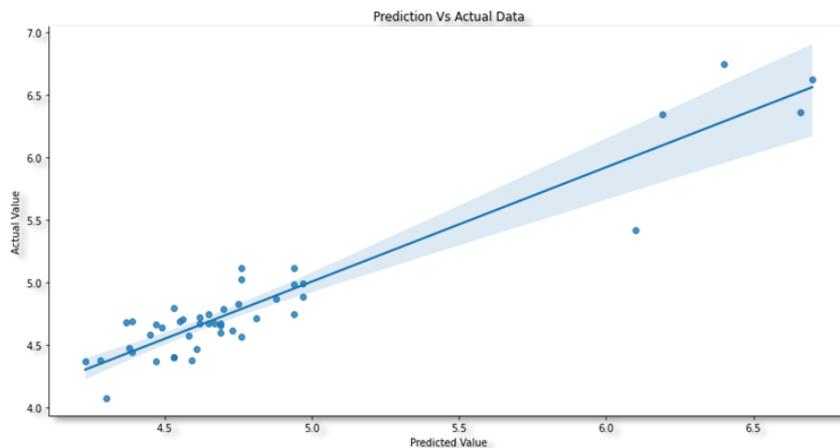
Dilihat pada Tabel 5, hasil prediksi kekeruhan dibandingkan dengan optimum kekeruhan (*jar-test*) memiliki rata-rata selisih nilai **0,01**, yang artinya hasil prediksi hampir mendekati nilai aktual. Dapat disimpulkan bahwa system mampu memberikan informasi terkait kualitas air setelah penambahan dosis.

Tabel 5. Hasil pengujian dengan inputan dosis fuzzy

Kekeruhan Awal	pH	Dosis Optimum	Optimum Kekeruhan (<i>jar-test</i>)	Optimum Kekeruhan (prediksi)	Selisih
13	7	25,37	1,9	1,7812	0,1188
24,1	6,19	24	1,2	1,3450	-0,145
27,5	7,3	35	3	2,4808	0,5192
46,8	8	64	3,85	3,635	0,215
47,2	5,99	57,68	1,16	1,8	-0,64

Analisis Hasil dan Validasi Model Prediksi Parameter pH

Evaluasi model MLR dilakukan dengan membandingkan nilai prediksi dengan data aktual, dan hasilnya menunjukkan nilai R-square sebesar **0.92**.



Gambar 13. Persebaran data aktual dan prediksi

Validasi model dilakukan dengan menganalisis relasi linear antara nilai aktual dan nilai prediksi menggunakan *scatter plot*. Dengan nilai *R-squared* sebesar **0,92**, model MLR dapat menjelaskan sekitar **92%** variasi dalam data aktual. Ini menunjukkan bahwa terdapat hubungan linear yang moderat antara hasil prediksi dan data aktual. Gambar 13, hasil pengamatan menunjukkan adanya hubungan linear positif antara data aktual dan data prediksi.

Analisis Hasil Pengujian dengan Inputan Dosis Fuzzy

Dalam Tabel 6, hasil prediksi nilai pH dibandingkan dengan nilai pH optimal (hasil *jar-test*) menunjukkan adanya rata-rata selisih sebesar 0,348. Hal ini menunjukkan bahwa hasil prediksi hampir mendekati nilai aktual yang diinginkan. Oleh karena itu, dapat disimpulkan

bahwa sistem dapat memberikan informasi yang relevan terkait dengan kualitas air setelah penambahan dosis.

Tabel 6. Hasil pengujian dengan inputan dosis fuzzy

Kekeruhan Awal	pH	Dosis Optimum	Optimum pH (jartest)	Optimum pH (prediksi)	Selisih
13	7	25,37	6,9	6,04	0,86
24,1	6,19	24	4,88	4,8	0,08
27,5	7,3	35	6,5	6,3	0,2
46,8	8	64	6,7	6,7	0
47,2	5,99	57,68	4,64	4,04	0,6

KESIMPULAN

Pengujian dan evaluasi model dilakukan terhadap 45 data kualitas air baku, dan menghasilkan akurasi model dengan nilai RMSE 0.764, MSE sebesar 0.587, dan koefisien determinasi (R^2) dengan nilai 96%. Sedangkan model prediksi MLR menghasilkan nilai akurasi prediksi koefisien determinasi (R^2) sebesar 71,3% dalam memprediksi nilai optimum kekeruhan. Dan yang terakhir adalah akurasi dalam penentuan optimum pH setelah penambahan dosis, R^2 dengan nilai 92%.

Kesimpulan dari penelitian ini mengindikasikan bahwa sistem yang diusulkan memiliki potensi untuk digunakan dalam praktik pemberian dosis dengan akurasi yang tinggi. Klasifikasi himpunan *fuzzy* dengan *z-score* mampu mempermudah proses pemetaan derajat keanggotaan dengan kondisi nilai yang acak dan kontinue. Namun, perlu dicatat bahwa penelitian ini perlu diverifikasi dan validasi lebih lanjut untuk memastikan keandalan dan generalisasi dari sistem yang diusulkan terutama pada pola data yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

- Bressane, A., Goulart, A. P. G., Melo, C. P., Gomes, I. G., Loureiro, A. I. S., Negri, R. G., Moruzzi, R., Reis, A. G. dos, Formiga, J. K. S., da Silva, G. H. R., & Thomé, R. F. (2023). A Non-Hybrid Data-Driven Fuzzy Inference System for Coagulant Dosage in Drinking Water Treatment Plant: Machine-Learning for Accurate Real-Time Prediction. *Water (Switzerland)*, 15(6). <https://doi.org/10.3390/w15061126>
- Fang, X., Zhai, Z., Xiong, R., Zhang, L., & Gao, B. (2022). LSTM-based Modelling for Coagulant Dosage Prediction in Wastewater Treatment Plant. *Proceedings of the 2022 3rd International Conference on Artificial Intelligence in Electronics Engineering*, 23–27. <https://doi.org/10.1145/3512826.3512847>
- Godo-Pla, L., Rodríguez, J. J., Suquet, J., Emiliano, P., Valero, F., Poch, M., & Monclús, H. (2021). Control of primary disinfection in a drinking water treatment plant based on a fuzzy inference system. *Process Safety and Environmental Protection*, 145, 63–70. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.07.037>

- Jayaweera, C. D., Othman, M. R., & Aziz, N. (2019). Improved predictive capability of coagulation process by extreme learning machine with radial basis function. *Journal of Water Process Engineering*, 32, 100977. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jwpe.2019.100977>
- Karamah, E. F., & Lubis, A. O. (n.d.). Pralakuan Koagulasi Dalam Proses Pengolahan Air Dengan Membran: Pengaruh Waktu Pengadukan Pelan Koagulan Aluminium Sulfat Terhadap Kinerja Membran.
- Rohimah, L., Rukiastindari, S., & Siregar, J. (n.d.). *Penerapan Logika Fuzzy Metode Sugeno Untuk Optimalisasi Nilai Ekspor Ikan Tuna Hs 160414 Ke Italia*. <https://doi.org/10.31294/jtk.v4i2>
- Saritha, V., Srinivas, N., & Srikanth Vuppala, N. V. (2017). Analysis and optimization of coagulation and flocculation process. *Applied Water Science*, 7(1), 451–460. <https://doi.org/10.1007/s13201-014-0262-y>
- Tahraoui, H., Belhadj, A. E., Moula, N., Bouranene, S., & Amrane, A. (2021). Optimisation and Prediction of the Coagulant Dose for the Elimination of Organic Micropollutants Based on Turbidity. *Kemija u Industriji*, 11–12. <https://doi.org/10.15255/kui.2021.001>
- Wang, D., Wu, J., Deng, L., Li, Z., & Wang, Y. (2021). A real-time optimization control method for coagulation process during drinking water treatment. *Nonlinear Dynamics*, 105(4), 3271–3283. <https://doi.org/10.1007/s11071-021-06794-5>
- Yamamura, H., Putri, E. U., Kawakami, T., Suzuki, A., Ariesyady, H. D., & Ishii, T. (2020). Dosage optimization of polyaluminum chloride by the application of convolutional neural network to the floc images captured in jar tests. *Separation and Purification Technology*, 237, 116467. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.seppur.2019.116467>