

Penerapan Metode Fuzzy Tsukamoto Untuk Mendukung Pengambilan Keputusan Berdasarkan Data Jumlah Resi dan Profit

Ferryrna Arba Apriansyah ^{1*}, Arif Pramudwiatmoko ², Muhammad Senoaji Wibowo ³, Evi Widyastuti ⁴, Tri Agung Jiwandono ⁵, Vatma Sari ⁶

^{1*,2,3,4,5} Program Studi Magister Teknologi Informasi, Universitas Teknologi Yogyakarta.

⁶ Program Studi Manajemen, Universitas Mercu Buana Yogyakarta.

article info

Article history:

Received 13 March 2025

Received in revised form

20 April 2025

Accepted 1 May 2025

Available online October 2025.

Keywords:

Fuzzy Tsukamoto; Decision-Making; Shipment Quantity; Profit; Fuzzification; Defuzzification.

Kata Kunci:

Fuzzy Tsukamoto; Pengambilan Keputusan; Jumlah Resi; Profit; Fuzzifikasi; Defuzzifikasi.

abstract

Data-driven decision-making in the logistics sector often encounters challenges due to fluctuating shipment volumes and unpredictable profit variations. This study implements the Fuzzy Tsukamoto method to process shipment quantity and profit data, enabling a decision-making model that is more responsive to uncertainty. The fuzzification process converts numerical data into fuzzy representations, followed by the application of if-then rules in the inference stage to determine appropriate decisions. The final results are then transformed back into numerical values through the defuzzification process. Evaluation results indicate high accuracy, with a Root Mean Squared Error (RMSE) of 0.07 and a Mean Absolute Error (MAE) of 0.05. These findings suggest that the Fuzzy Tsukamoto method effectively enhances decision-making by accounting for data variations and operational uncertainties. In practical applications, this model can assist logistics companies in optimizing shipment distribution, resource allocation, and delivery planning with greater precision, thereby improving operational efficiency and profitability.

abstrak

Dalam industri logistik, pengambilan keputusan berbasis data sering kali menghadapi tantangan akibat fluktuasi jumlah resi pengiriman dan variasi profit yang sulit diprediksi. Studi ini menerapkan metode Fuzzy Tsukamoto untuk mengolah data jumlah resi dan profit, sehingga memungkinkan sistem pengambilan keputusan yang lebih adaptif terhadap ketidakpastian. Proses fuzzifikasi digunakan untuk mengonversi data numerik ke dalam bentuk fuzzy, kemudian diterapkan aturan if-then dalam tahap inferensi guna menentukan keputusan yang sesuai. Hasil akhir yang diperoleh kemudian dikonversi kembali ke dalam bentuk numerik melalui proses defuzzifikasi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode ini memiliki tingkat akurasi tinggi, dengan nilai Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 0,07 dan Mean Absolute Error (MAE) sebesar 0,05. Temuan ini menunjukkan bahwa metode Fuzzy Tsukamoto mampu meningkatkan efektivitas pengambilan keputusan dengan memperhitungkan variasi data serta ketidakpastian operasional. Dari sisi penerapan, model ini dapat membantu perusahaan logistik dalam mengoptimalkan distribusi barang, pengalokasian sumber daya, serta perencanaan pengiriman yang lebih akurat, sehingga meningkatkan efisiensi dan profitabilitas perusahaan.

Corresponding Author. Email: ferryrna.arba@gmail.com ^{1}.

Copyright 2025 by the authors of this article. Published by Lembaga Otonom Lembaga Informasi dan Riset Indonesia (KITA INFO dan RISET). This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. 



ACM Computing Classification System (CCS)

 EBSCOhost

Communication and Mass Media Complete (CMMC)

1. Pendahuluan

Di era informasi saat ini, pengambilan keputusan berbasis data memegang peranan yang sangat penting dalam mendukung keberhasilan organisasi. Dalam dunia bisnis, terutama pada sektor logistik dan keuangan, pengambilan keputusan yang didasarkan pada data menjadi semakin relevan. Data terkait jumlah resi dan profit, yang berkisar antara 250.000 hingga 3.000.000 transaksi per bulan, serta profit yang bervariasi antara Rp50.000.000 hingga Rp1.200.000.000 per bulan, sering kali tidak dapat diprediksi dengan akurat. Ketidakpastian tersebut dapat menyulitkan pihak ekspedisi dalam mengalokasikan tenaga kerja dan sumber daya secara optimal, terlebih ketika terjadi lonjakan permintaan pengiriman. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang dapat menganalisis data secara sistematis dan objektif. *Sistem Pendukung Keputusan (SPK)* atau *Decision Support System (DSS)* menawarkan solusi untuk mengolah data transaksi dan profit secara efisien, sehingga mendukung pihak ekspedisi dalam merancang strategi alokasi sumber daya yang lebih optimal.

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengaplikasikan metode *DSS* untuk pengambilan keputusan berbasis data. Kencana (2024) mengimplementasikan metode *Analytical Hierarchy Process (AHP)* dalam *DSS* untuk menentukan prioritas divisi dalam manufaktur. Meskipun *AHP* dapat memberikan bobot kriteria dalam pengambilan keputusan, metode ini memiliki kelemahan dalam hal subjektivitas pemberian bobot dan kurang fleksibel dalam menangani data yang fluktuatif, seperti jumlah resi dan profit pada sektor logistik. Selain itu, *AHP* tidak memiliki mekanisme inferensi yang dapat menangani ketidakpastian, menjadikannya kurang optimal dalam konteks ekspedisi yang dinamis. Penelitian oleh Inayatullah *et al.* (2022) juga menggunakan *AHP* dalam pemilihan supplier dalam manajemen rantai pasokan untuk UMKM, yang menunjukkan efektivitasnya dalam pembobotan alternatif. Namun, *AHP* tetap memiliki keterbatasan terkait subjektivitas bobot dan kurang cocok untuk pengambilan keputusan berbasis data yang dapat berubah secara dinamis. Pendekatan berbasis optimasi algoritmik juga diterapkan dalam *DSS*. Zhang *et al.* (2024) menggunakan *Genetic Algorithm*

(*GA*) dan simulasi *Monte Carlo* untuk optimasi produksi dan inspeksi kualitas. *GA* mampu menemukan solusi optimal, namun dengan kompleksitas perhitungan yang tinggi. Sementara itu, simulasi *Monte Carlo* hanya mensimulasikan probabilitas dari berbagai skenario tanpa adanya mekanisme inferensi berbasis aturan, yang menyebabkan pendekatan ini kurang efektif dalam menangani ketidakpastian secara langsung. Metode berbasis *logika fuzzy* telah digunakan sebagai alternatif untuk menangani ketidakpastian. Salari *et al.* (2024) mengembangkan *Pythagorean Fuzzy AHP* dan *Fuzzy Inference System (FIS)* untuk menilai risiko kesehatan kerja dalam manufaktur nanomaterial. Meskipun metode ini efektif untuk menangani ketidakpastian, pendekatan tersebut lebih cocok untuk klasifikasi risiko ketimbang pengambilan keputusan numerik. Selain itu, metode ini juga masih mengandung subjektivitas dalam pemberian bobot, serta memiliki kompleksitas perhitungan yang lebih tinggi dibandingkan dengan *Fuzzy Tsukamoto*, sehingga kurang praktis untuk implementasi yang memerlukan solusi yang lebih cepat.

Sebagai alternatif yang lebih fleksibel, Lubis & Nurhayati (2021) menerapkan *Fuzzy Tsukamoto* dalam *sistem pendukung keputusan* perencanaan produksi untuk menentukan jumlah produksi optimal. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa *Fuzzy Tsukamoto* efektif dalam menangani ketidakpastian permintaan dan persediaan melalui *fuzzifikasi*, inferensi berbasis aturan *IF-THEN*, serta *defuzzifikasi* dengan metode rata-rata berbobot. Hasil penelitian tersebut mengindikasikan bahwa metode ini lebih adaptif terhadap perubahan variabel input dan lebih akurat dibandingkan metode konvensional. Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya, metode *Fuzzy Tsukamoto* dipilih dalam penelitian ini karena memiliki keunggulan dibandingkan dengan metode lainnya. *Fuzzy Tsukamoto* lebih fleksibel dalam menangani data yang tidak pasti dan fluktuatif, seperti jumlah resi dan profit dalam logistik ekspedisi. Selain itu, *Fuzzy Tsukamoto* menggunakan pendekatan berbasis aturan (*rule-based system*), yang membuatnya lebih adaptif jika dibandingkan dengan *AHP* yang memerlukan pemberian bobot subjektif atau *Algoritma Genetika* yang membutuhkan iterasi yang kompleks. Jika dalam penelitian Lubis & Nurhayati (2021) metode ini diterapkan untuk menentukan jumlah produksi, maka

dalam penelitian ini, *Fuzzy Tsukamoto* diterapkan untuk menentukan jumlah resi dan profit dalam logistik ekspedisi. Kedua sistem tersebut memerlukan mekanisme yang dapat menyesuaikan keputusan dengan perubahan variabel input, yang sulit dicapai oleh metode konvensional seperti *AHP* atau *Algoritma Genetika*.

2. Metodologi Penelitian

Sumber data dalam penelitian ini diperoleh dari salah satu perusahaan logistik di Indonesia. Data yang digunakan mencakup periode selama dua tahun atau setara dengan 730 hari, yang juga dapat dikonversi menjadi 24 bulan. Data ini berisi informasi mengenai jumlah resi yang diproses serta profit yang diperoleh pada setiap tanggal dalam rentang waktu tersebut. Pemilihan perusahaan logistik sebagai sumber data dilakukan dengan mempertimbangkan relevansi sektor bisnisnya terhadap permasalahan yang dikaji, yaitu pengambilan keputusan berbasis metode *Fuzzy Tsukamoto* dalam menilai hubungan antara jumlah resi dan profit yang dihasilkan. Data diperoleh langsung dari sistem pencatatan transaksi perusahaan dan kemudian diolah menggunakan metode statistik serta teknik pemodelan *Fuzzy Tsukamoto*. Setiap tahapan, mulai dari pembersihan data (*data cleaning*), normalisasi, hingga penerapan aturan fuzzy. Dalam penelitian ini, kriteria pemilihan sampel didasarkan pada kelengkapan dan konsistensi data dalam mencerminkan aktivitas operasional perusahaan selama periode penelitian.

Data yang diambil mencakup seluruh transaksi resi dan profit harian tanpa adanya seleksi berdasarkan periode tertentu, sehingga memberikan gambaran menyeluruh mengenai pola dan tren yang terjadi selama dua tahun. Pemilihan sampel ini bertujuan untuk memastikan bahwa model yang dibangun dapat merepresentasikan kondisi nyata perusahaan dalam berbagai situasi operasional, baik dalam kondisi tinggi maupun rendahnya jumlah resi dan profit. Validasi model dilakukan melalui serangkaian uji untuk memastikan keandalan dan akurasi hasil yang diperoleh dari penerapan metode *Fuzzy Tsukamoto*. Langkah ini melibatkan perbandingan antara output sistem dengan data historis yang tersedia guna mengukur sejauh mana model dapat

merepresentasikan realitas bisnis. Selain itu, dilakukan evaluasi terhadap tingkat kesalahan (*error*) guna mengetahui tingkat presisi model dalam memprediksi keputusan berbasis jumlah resi dan profit. Proses validasi ini menjadi krusial untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan dapat digunakan secara efektif dalam mendukung pengambilan keputusan di perusahaan logistik yang bersangkutan. Teknik *Fuzzy Tsukamoto* ditentukan dikarenakan kapabilitasnya yang sangat efektif dalam mengelola data yang memiliki ketidakpastian dan ambiguitas. Dalam banyak kasus pengambilan keputusan, seringkali terdapat data input yang tidak sepenuhnya jelas atau konsisten, seperti jumlah resi dan profit dalam penelitian ini, yang dapat menyebabkan kesulitan dalam analisis dan penentuan keputusan yang tepat. *Fuzzy Tsukamoto* bekerja dengan cara mengubah data numerik yang mungkin memiliki ketidakpastian atau ketidaktepatan menjadi himpunan fuzzy, yang memungkinkan sistem untuk menangani kompleksitas dan ketidakpastian secara lebih fleksibel dan akurat.

Proses ini menciptakan representasi yang lebih sesuai dengan realitas yang tidak selalu pasti, sehingga hasil analisis dapat lebih mendekati kondisi yang ada di dunia nyata, terutama ketika berhadapan dengan informasi yang tidak sepenuhnya dapat diukur secara jelas. Dengan menggunakan metode ini, keputusan yang diambil tidak hanya berdasarkan data yang kaku, melainkan juga mempertimbangkan ketidakpastian yang ada, sehingga memberikan solusi yang lebih adaptif dan robust dalam menghadapi situasi yang dinamis dan kompleks (Fuad *et al.*, 2023). Selain itu, metode ini memiliki proses inferensi berbasis aturan yang jelas, seperti *if-then rules*, yang memungkinkan peneliti atau pengambil keputusan untuk merancang sistem yang dapat mengakomodasi berbagai skenario. Misalnya, pada penelitian terkait perencanaan produksi, metode ini berhasil digunakan untuk menentukan jumlah produksi optimal dalam perencanaan produksi, menunjukkan efektivitasnya dalam memberikan hasil yang akurat dengan tingkat kesalahan yang rendah (Lubis & Nurhayati, 2021). Keunggulan lain dari metode *Tsukamoto* adalah kemampuannya untuk menghasilkan output *crisp* (tegas) setelah melalui proses *defuzzifikasi*, yang sangat berguna dalam pengambilan keputusan berbasis data. Dalam konteks bisnis, metode ini telah terbukti mampu membantu pengambilan keputusan strategis,

seperti dalam evaluasi kinerja karyawan atau seleksi calon karyawan baru, dengan hasil yang terukur dan relevan dengan kebutuhan organisasi (Nurfadila *et al.*, 2023). Metode *Fuzzy Tsukamoto* cocok digunakan dalam pengambilan keputusan berdasarkan variabel input (*Jumlah_Resi* dan *Jumlah_Profit*) untuk menghasilkan output (*Hasil*). Langkah-langkahnya mencakup *Fuzzifikasi*, *Inferensi*, dan *Defuzzifikasi*.

Inferensi

Tahap inferensi melibatkan penerapan aturan logika fuzzy (*if-then rules*) untuk menghasilkan keluaran fuzzy. Misalnya, aturan seperti "Jika profit tinggi dan jumlah resi rendah, maka hasilnya turun" diterapkan untuk mengevaluasi berbagai kombinasi input. Inferensi yang dilakukan menggunakan metode *Tsukamoto* terbukti efektif dalam sistem penilaian kelayakan kredit dengan tingkat akurasi tinggi, seperti yang diterapkan dalam berbagai penelitian. Contohnya, metode ini digunakan dalam sistem penilaian prediksi curah hujan (Muhandhis & Ritonga, 2021), serta dalam analisis produktivitas pertanian seperti pada produktivitas padi (Burhanuddin, 2023). Selain itu, pendekatan ini juga diterapkan dalam pengambilan keputusan pengiriman barang untuk jasa ekspedisi (Wahyuni, 2022), serta dalam menentukan tingkat kualitas air untuk budidaya ikan lele (Syawari, 2024). Inferensi *multi-layer* juga digunakan untuk menentukan kesesuaian berbagai faktor dalam sistem evaluasi kecemasan mahasiswa dalam penyusunan skripsi (Purnomo & Subardjo, 2020), menunjukkan fleksibilitas metode ini dalam berbagai bidang pengambilan keputusan.

Defuzzifikasi

Defuzzifikasi ialah tahapan akhir pada metode *Fuzzy Tsukamoto*, di mana keluaran fuzzy diubah kembali menjadi perolehan numerik yang dapat diinterpretasikan. Dalam penelitian penentuan produksi barang elektronik, *defuzzifikasi* menggunakan metode rata-rata tertimbang menghasilkan output yang akurat dan dapat diandalkan (Auliana & Mansyuri, 2022). Pada kasus lain, prediksi jumlah kasus positif COVID-19 menggunakan *defuzzifikasi* berhasil mencapai tingkat kesalahan hanya 4,5%, menunjukkan efektivitas pendekatan ini dalam menangani data dengan ketidakpastian tinggi (Permana, 2020).

Fuzzifikasi

Fuzzifikasi adalah proses awal dalam metode *Fuzzy Tsukamoto*, di mana nilai input numerik diubah menjadi perolehan fuzzy berdasarkan kegunaan keanggotaan. Tahapan ini memungkinkan sistem untuk menangkap ketidakpastian data dan mengelompokkan nilai ke dalam kategori linguistik, seperti "rendah," "sedang," atau "tinggi." Sebagai contoh, dalam penelitian tentang penilaian kinerja karyawan, proses *fuzzifikasi* digunakan untuk menentukan tingkat penilaian berdasarkan variabel yang tidak pasti (Kuswanto *et al.*, 2023). Pendekatan serupa juga diterapkan dalam diagnosis penyakit Rubella menggunakan metode *Fuzzy Tsukamoto*, di mana *fuzzifikasi* digunakan untuk mengelompokkan gejala pasien (Febriani *et al.*, 2019). Selain itu, metode *fuzzifikasi* dalam *Fuzzy Tsukamoto* juga diterapkan dalam analisis kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan akademik, dengan mempertimbangkan faktor-faktor linguistik dalam proses evaluasi (Harim *et al.*, 2023).

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil

Sistem inferensi fuzzy Tsukamoto dalam penelitian ini digunakan untuk memproses data input berupa jumlah resi dan jumlah profit untuk menghasilkan keputusan berupa "Naik" atau "Turun." Langkah pertama adalah membentuk fungsi keanggotaan dari variabel input. Sebagai contoh, jumlah resi dikategorikan ke dalam "rendah," "sedang," dan "tinggi," sementara profit diklasifikasikan menjadi "rendah" dan "tinggi." Fungsi keanggotaan dirancang secara monoton sehingga setiap nilai input dapat dipetakan ke dalam derajat keanggotaan tertentu, misalnya, jumlah resi sebesar 500.000 memiliki keanggotaan 0,7 pada "rendah" dan 0,3 pada "sedang." Selanjutnya, aturan *fuzzy (if-then rules)* diterapkan, seperti "Jika jumlah resi tinggi dan profit tinggi, maka hasilnya adalah Naik." Aturan ini dievaluasi menggunakan fungsi minimum (*min function*) untuk menentukan nilai α -predicate. Sebagai contoh, jika jumlah resi mempunyai derajat keanggotaan 0,6 pada "tinggi" serta profit mempunyai derajat keanggotaan 0,8 pada "tinggi," maka α -predicate untuk aturan tersebut adalah $\min(0,6; 0,8) = 0,6$.

Semua α -predicate dari setiap aturan kemudian dikombinasikan untuk membentuk output *fuzzy* (Auliana & Mansyuri, 2022). Tahap akhir adalah *defuzzifikasi*, di mana output *fuzzy* diubah kembali menjadi nilai numerik. Metode rata-rata tertimbang digunakan, di mana nilai keluaran dihitung sebagai hasil pembobotan setiap nilai output berdasarkan nilai α -predicate. Dalam penelitian ini, proses inferensi *fuzzy Tsukamoto* terbukti mampu menghasilkan keputusan dengan akurasi tinggi, membantu menginterpretasikan data resi dan profit yang kompleks menjadi keputusan yang dapat diandalkan (Setiawan & Prihatini, 2023). Setiap himpunan *fuzzy* memiliki fungsi keanggotaan berbasis interpolasi linear. Fungsi ini mengukur derajat keanggotaan suatu nilai dalam sebuah himpunan *fuzzy*. Tingkat keanggotaan berada pada rentang 0 hingga 1, di mana 0 menunjukkan bahwa nilai tidak termasuk dalam kelompok tersebut, sementara 1 menandakan bahwa nilai sepenuhnya merupakan bagian dari kelompok itu. Rentang domain pada variabel input dalam metode *Fuzzy Tsukamoto* ditentukan berdasarkan analisis karakteristik data yang digunakan dalam penelitian. Penentuan rentang ini dilakukan dengan mempertimbangkan nilai minimum dan maksimum dari data historis jumlah resi dan profit yang telah dikumpulkan. Rentang domain yang digunakan harus mencerminkan kondisi nyata dalam operasional bisnis agar model *fuzzy* yang dibangun dapat menghasilkan keputusan yang akurat dan relevan.

Oleh karena itu, rentang ini tidak hanya berdasarkan data empiris, tetapi juga mempertimbangkan aspek logis dan praktis dalam penerapannya. Dalam proses penentuan rentang domain, langkah pertama yang dilakukan adalah menganalisis distribusi data historis untuk melihat sejauh mana variasi nilai yang ada. Nilai minimum dan maksimum yang ditemukan kemudian digunakan sebagai batas awal dalam menentukan domain. Setelah itu, domain ini dibagi ke dalam beberapa kategori atau himpunan *fuzzy*, seperti Rendah, Sedang, dan Tinggi, dengan batasan yang disesuaikan agar mampu merepresentasikan kondisi sebenarnya. Pemilihan batasan untuk setiap kategori juga memperhitungkan kemungkinan adanya nilai ekstrem yang mungkin muncul dalam data sehingga model dapat tetap bekerja dengan baik dalam berbagai kondisi. Metode normalisasi juga dapat diterapkan untuk memastikan bahwa rentang domain yang digunakan dalam model *fuzzy* tetap dalam skala yang proporsional. Dengan cara ini, setiap variabel input dapat diproses dengan lebih baik dalam sistem *fuzzy* dan menghasilkan keputusan yang lebih presisi. Dengan mempertimbangkan aspek-aspek tersebut, rentang domain yang telah ditetapkan diharapkan dapat meningkatkan akurasi dalam mendukung pengambilan keputusan berdasarkan jumlah resi dan profit, sehingga hasil analisis lebih dapat diandalkan dalam konteks bisnis yang dianalisis. Pada Tabel 1 memperlihatkan variabel input dan himpunan *fuzzy* yang dipakai pada studi ini.

Tabel 1. Variabel input dan himpunan fuzzy

No	Variabel Input	Himpunan Fuzzy	Rentang (Domain)
1	Jumlah Resi	Sedikit	[0, 500.000, 1.000.000]
		Sedang	[500.000, 1.500.000, 2.000.000]
		Banyak	[1.500.000, 2.500.000, 3.000.000]
2	Jumlah Profit	Rendah	[0, 200.000, 400.000]
		Sedang	[200.000, 600.000, 800.000]
		Tinggi	[600.000, 1.000.000, 1.200.000]

Fuzzifikasi

Langkah awal *fuzzifikasi* dalam proses perhitungan dimulai dengan mendefinisikan himpunan *fuzzy* (*fuzzy sets*) untuk setiap variabel input. Pada penelitian ini, terdapat dua variabel yaitu *Jumlah Resi* dan *Jumlah Profit*, yang tiap-tiap dikelompokkan ke tiga kategori. *Jumlah Resi* memiliki kategori Sedikit, Sedang, dan Banyak, dengan setiap kategori ditentukan

berdasarkan rentang nilai awal, puncak, dan akhir (contoh: Sedikit berada pada rentang 0–1.000.000). Begitu pula, jumlah laba dikelompokkan ke tiga kategori, yakni Rendah, Sedang, dan Tinggi. Setelah mendefinisikan rentang, nilai input dari dataset (misalnya, *Jumlah Resi* sebesar 750.000 dan *Jumlah Profit* sebesar 300.000) dihitung derajat keanggotaannya terhadap setiap kategori. Perhitungan

ini dilakukan menggunakan formula linear untuk kenaikan (*linear naik*) dan penurunan (*linear turun*) dalam rentang yang sesuai. Sebagai contoh, *Jumlah Resi* sebesar 750.000 memiliki derajat keanggotaan 0,5 untuk kategori Sedikit dan 0,25 untuk kategori Sedang, sementara kategori lainnya bernilai nol karena tidak berada dalam rentangnya. Proses serupa diterapkan untuk *Jumlah Profit*. Hasil dari *fuzzifikasi* ini menghasilkan representasi nilai numerik dalam bentuk keanggotaan *fuzzy*, yang menjadi input untuk tahap inferensi.

Fungsi Keanggotaan

Fungsi keanggotaan pada setiap variabel dalam sistem ini digunakan untuk mengonversi nilai numerik menjadi derajat keanggotaan dalam himpunan *fuzzy*. Proses ini memungkinkan data numerik yang kompleks untuk dikategorikan ke dalam bentuk linguistik seperti "Sedikit", "Sedang", atau "Banyak". Berikut adalah penjelasan fungsi keanggotaan yang digunakan untuk setiap variabel.

Variabel Jumlah Resi

Variabel *Jumlah Resi* dibagi ke dalam tiga himpunan *fuzzy*: Banyak, Sedang, serta Sedikit. Kegunaan keanggotaan masing-masing himpunan didefinisikan menggunakan interpolasi linear.

- 1) Sedikit: Fungsi keanggotaan untuk kategori ini didefinisikan sebagai:

$$\mu_{Sedikit}(x) = \begin{cases} 1, & \text{jika } x \leq 0 \\ \frac{x-0}{500000-0}, & \text{jika } 0 \leq x < 500000 \\ \frac{1000000-x}{1000000-500000}, & \text{jika } 500000 \leq x \leq 1000000 \\ 0, & \text{jika } x > 1000000 \end{cases}$$

- 2) Sedang: Fungsi keanggotaan untuk kategori ini didefinisikan sebagai:

$$\mu_{Sedang}(x) = \begin{cases} 0, & \text{jika } x < 200000 \text{ atau } x > 800000 \\ \frac{x-200000}{600000-200000}, & \text{jika } 200000 \leq x < 600000 \\ \frac{800000-x}{800000-600000}, & \text{jika } 600000 \leq x \leq 800000 \end{cases}$$

jika $x < 500000$ atau $x > 2000000$

jika $500000 \leq x < 1500000$

jika $1500000 \leq x \leq 2000000$

- 3) Banyak: Fungsi keanggotaan untuk kategori ini didefinisikan sebagai:

$$\mu_{Banyak}(x) = \begin{cases} 0, & \text{jika } x < 1500000 \\ \frac{x-1500000}{2500000-1500000}, & \text{jika } 1500000 \leq x < 2500000 \\ \frac{3000000-x}{3000000-2500000}, & \text{jika } 2500000 \leq x \leq 3000000 \\ 0, & \text{jika } x > 3000000 \end{cases}$$

Variabel Jumlah Profit

Variabel Jumlah Profit juga dibagi ke dalam tiga himpunan *fuzzy*: Tinggi, Sedang, serta Rendah. Kegunaan keanggotaan tiap-tiap himpunan *fuzzy* juga menggunakan interpolasi linear.

- 1) Rendah: Fungsi keanggotaan untuk kategori ini didefinisikan sebagai:

$$\mu_{Rendah}(x) = \begin{cases} 1, & \text{jika } x \leq 0 \\ \frac{x-0}{200000-0}, & \text{jika } 0 \leq x < 200000 \\ \frac{400000-x}{400000-200000}, & \text{jika } 200000 \leq x \leq 400000 \\ 0, & \text{jika } x > 400000 \end{cases}$$

- 2) Sedang: Fungsi keanggotaan untuk kategori ini didefinisikan sebagai:

$$\mu_{Sedang}(x) = \begin{cases} 0, & \text{jika } x < 200000 \text{ atau } x > 800000 \\ \frac{x-200000}{600000-200000}, & \text{jika } 200000 \leq x < 600000 \\ \frac{800000-x}{800000-600000}, & \text{jika } 600000 \leq x \leq 800000 \end{cases}$$

- 3) Tinggi: Fungsi keanggotaan untuk kategori ini didefinisikan sebagai:

$$\mu_{\text{Tinggi}}(x) = \begin{cases} 0, & \text{jika } x < 600000 \\ \frac{x-600000}{1000000-600000}, & \text{jika } 600000 \leq x < 1000000 \\ \frac{1200000-x}{1200000-1000000}, & \text{jika } 1000000 \leq x \leq 1200000 \\ 0, & \text{jika } x > 1200000 \end{cases}$$

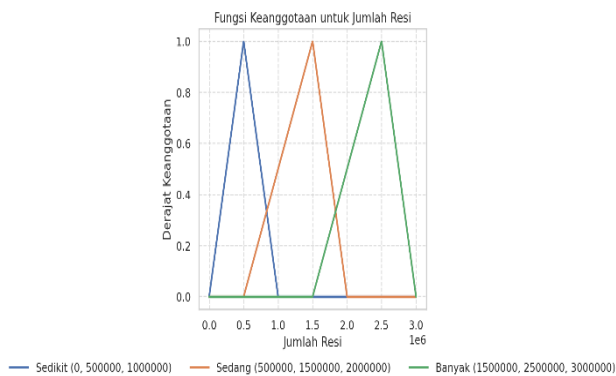
jika $x < 600000$

jika $600000 \leq x < 1000000$

jika $1000000 \leq x \leq 1200000$

jika $x > 1200000$

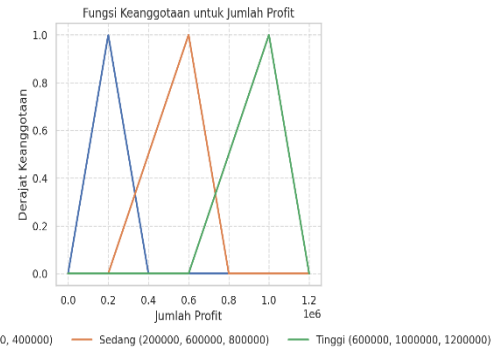
Fungsi keanggotaan ini memungkinkan sistem untuk mengukur sejauh mana nilai input termasuk dalam kategori linguistik tertentu. Dengan pendekatan ini, nilai numerik seperti jumlah resi dan profit dapat diolah secara lebih fleksibel dalam sistem fuzzy, sehingga menghasilkan inferensi yang lebih akurat dan realistis.



Gambar 1. Fungsi keanggotaan jumlah resi

Grafik fungsi keanggotaan untuk Jumlah Resi menunjukkan bagaimana nilai jumlah resi dikategorikan dalam sistem fuzzy ke dalam tiga tingkatan, yaitu "Sedikit," "Sedang," dan "Banyak." Sumbu X pada grafik ini mewakili jumlah resi, sedangkan sumbu Y menunjukkan derajat keanggotaan, yang memiliki rentang dari 0 hingga 1. Semakin tinggi nilai pada sumbu Y, semakin kuat keanggotaan suatu nilai dalam kategori tertentu. Sebagai contoh, jika jumlah resi bernilai 500.000, maka ia akan memiliki derajat keanggotaan penuh dalam kategori "Sedikit" dan mulai masuk ke dalam kategori "Sedang." Setiap kategori dalam grafik ini memiliki rentangnya masing-masing. "Sedikit" mencakup rentang dari 0 hingga 1.000.000, dengan puncak keanggotaan penuh di 500.000. Kategori "Sedang" mulai dari 500.000 hingga 2.000.000, dengan puncaknya di 1.500.000. Sedangkan "Banyak"

mencakup nilai dari 1.500.000 hingga 3.000.000, dengan nilai puncak keanggotaan penuh di 2.500.000. Garis dalam grafik menunjukkan bagaimana nilai tertentu memiliki derajat keanggotaan dalam lebih dari satu kategori sekaligus. Misalnya, jika jumlah resi bernilai 1.200.000, maka ia akan memiliki sebagian keanggotaan dalam kategori "Sedikit" dan sebagian dalam "Sedang."



Gambar 2. Fungsi keanggotaan jumlah profit

Grafik fungsi keanggotaan untuk Jumlah Profit memiliki konsep yang sama dengan jumlah resi, tetapi digunakan untuk menentukan tingkat profit dalam kategori "Rendah," "Sedang," dan "Tinggi." Sumbu X dalam grafik ini mewakili jumlah profit, sementara sumbu Y menunjukkan derajat keanggotaan dari setiap nilai profit terhadap kategori fuzzy yang tersedia. Seperti pada grafik jumlah resi, setiap nilai profit dapat memiliki keanggotaan dalam lebih dari satu kategori secara bersamaan, tergantung pada posisinya dalam rentang keanggotaan. Kategori "Rendah" mencakup nilai dari 0 hingga 400.000, dengan puncaknya di 200.000. Kategori "Sedang" berada di rentang 200.000 hingga 800.000, dengan puncak di 600.000. Sementara kategori "Tinggi" mencakup 600.000 hingga 1.200.000, dengan nilai puncaknya di 1.000.000. Seperti pada jumlah resi, garis dalam grafik menunjukkan bagaimana nilai tertentu memiliki derajat keanggotaan dalam lebih dari satu kategori. Misalnya, jika jumlah profit adalah 500.000, maka nilai tersebut akan memiliki keanggotaan sebagian dalam kategori "Rendah" dan sebagian dalam "Sedang".

Inferensi

Aturan *inferensi* pada penelitian ini mencerminkan hubungan antara *Jumlah Resi* dan *Jumlah Profit* dalam menentukan hasil Naik atau Turun. Aturan pertama

menyatakan bahwa jika *Jumlah Resi* berada di bawah 25.000.000 dan *Jumlah Profit* di bawah 10.000.000, maka hasilnya adalah Turun. Implementasinya dilakukan dengan menetapkan derajat keanggotaan tinggi untuk kategori *fuzzy* Sedikit pada *Jumlah Resi* dan Rendah pada *Jumlah Profit*. Aturan kedua menyebutkan bahwa jika *Jumlah Resi* melebihi 25.000.000 dan *Jumlah Profit* juga melebihi 10.000.000, maka hasilnya adalah Naik, yang mencerminkan kondisi di mana kedua input memiliki keanggotaan tinggi pada kategori *fuzzy* Banyak dan Tinggi. Aturan ketiga menyatakan bahwa jika *Jumlah Resi* di atas 25.000.000 tetapi *Jumlah Profit* tetap di bawah 10.000.000, maka hasilnya tetap Naik, karena tingginya aktivitas transaksi dianggap cukup signifikan untuk menghasilkan hasil Naik, meskipun keuntungan rendah. Penyesuaian ini diterapkan dengan mengganti aturan dalam daftar *rules* dan memastikan rentang *fuzzy* yang digunakan mencakup nilai-nilai spesifik seperti 25.000.000 untuk *Jumlah Resi* dan 10.000.000 untuk *Jumlah Profit*. Dengan modifikasi ini, sistem *fuzzy* mampu menghasilkan keputusan yang sesuai dengan logika *inferensi* yang diinginkan.

Defuzzifikasi

Hasil *defuzzifikasi* dalam metode *Tsukamoto* dari perhitungan sebelumnya menggunakan nilai *crisp* z yang dihasilkan dari setiap aturan *inferensi*. Proses *defuzzifikasi* dilakukan untuk mengubah nilai *fuzzy* menjadi output numerik yang dapat diinterpretasikan secara langsung. Dalam perhitungan ini, setiap aturan *inferensi* menghasilkan nilai z yang representatif berdasarkan hasil aturan, di mana $z=1$ untuk hasil Naik dan $z=0$ untuk hasil Turun. Kekuatan aturan (*rule strength*) dihitung berdasarkan nilai keanggotaan minimum antara variabel input dari aturan yang relevan. Rumus yang dipakai dalam *defuzzifikasi* ialah metode rata-rata terbobot (*weighted average*) untuk memastikan bahwa output akhir mencerminkan kontribusi setiap aturan secara proporsional (Chai & Draxler, 2014; Willmott & Matsuura, 2005; Pratama, 2021; Rahmawati *et al.*, 2020; Zhou *et al.*, 2020). Dirumuskan sebagai berikut:

$$z = \frac{\sum(\text{kekuatan_aturan} \times f(x) = z_{\text{representasi}})}{\sum(\text{kekuatan_aturan})}$$

Dalam rumus ini, $z_{\text{representasi}}$ adalah nilai *crisp* untuk setiap aturan inferensi, dan kekuatan aturan diperoleh dari nilai minimum keanggotaan fuzzy input pada aturan tersebut. Prosesnya melibatkan dua tahap: pertama, menghitung hasil perkalian antara kekuatan aturan dan nilai z , dan kedua, menjumlahkan seluruh kekuatan aturan untuk digunakan sebagai penyebut. Jika penyebut sama dengan nol, hasil defuzzifikasi ditetapkan menjadi nol untuk mencegah kesalahan perhitungan. Dari hasil perhitungan, nilai defuzzifikasi menunjukkan output akhir yang berkisaran 0 serta 1. Sebagai contoh, jika kekuatan aturan untuk Turun adalah 0,4 dan untuk Naik adalah 0,6, maka nilai defuzzifikasi akan dihitung sebagai:

$$z = \frac{(0,4 \times 0) + (0,6 \times 1)}{0,4 + 0,6} = \frac{0 + 0,6}{1} = 0,6$$

Hasil *defuzzifikasi* $z=0,6$ menunjukkan bahwa sistem *fuzzy* cenderung memberikan prediksi yang lebih dekat ke hasil Naik. Proses ini memberikan hasil yang lebih spesifik dibandingkan dengan output *fuzzy*, sehingga memudahkan interpretasi dan pengambilan keputusan (Samsudin, 2021; Singh, 2022; Pratama, 2021; Chai & Draxler, 2014; Zhou, 2020). *Defuzzifikasi* dapat mempertimbangkan kekuatan aturan secara proporsional terhadap output akhir. Metode rata-rata terbobot (*weighted average*) yang digunakan memberikan fleksibilitas dalam menangani data *fuzzy* dengan berbagai tingkat kompleksitas. Selain itu, hasil *crisp* dari *defuzzifikasi* memastikan bahwa sistem *fuzzy* dapat digunakan secara praktis dalam skenario dunia nyata, seperti prediksi atau pengambilan keputusan berbasis data numerik (Rahmawati, 2020; Suryadi & Wijaya, 2019; Zhou, 2020; Pratama, 2021; Singh, 2022).

Pengujian Akurasi

Pengujian akurasi dalam penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja sistem *fuzzy* berbasis metode *Tsukamoto* dalam memprediksi output berdasarkan data input yang diberikan. Untuk mengukur akurasi prediksi, digunakan dua metrik utama: *MAE* serta *RMSE* adalah dua metrik yang dipakai guna menilai akurasi prediksi. *MAE* mengukur *mean* selisih absolut dengan nilai yang diprediksi serta nilai aktual, yang memberi gambaran seberapa tepat prediksi tersebut. Dalam penelitian ini, perolehan *MAE* senilai 0,05 menandakan bahwasanya selisih antara prediksi dan kenyataan sangat minim, mencerminkan tingkat

akurasi sistem yang sangat tinggi (Ardabili *et al.*, 2020; Bitencourt & Guimarães, 2021; Rezaei *et al.*, 2023). *RMSE*, di sisi lain, cenderung menekankan kesalahan yang lebih besar dengan cara mengkuadratkan perbedaan antara nilai yang diprediksi serta nilai sesungguhnya sebelum akhirnya dihitung rata-ratanya. Dengan nilai *RMSE* sebesar 0,07, sistem ini menunjukkan performa yang baik dalam meminimalkan kesalahan besar, yang mencerminkan stabilitas model dalam menangani variasi data. Metrik ini sering digunakan dalam evaluasi model prediksi karena sensitivitasnya terhadap kesalahan besar, sehingga memberikan gambaran menyeluruh tentang akurasi model (Willmott & Matsuura, 2005). Hasil evaluasi menggunakan *Mean Absolute Error (MAE)* dan *Root Mean Squared Error (RMSE)* menunjukkan bahwa sistem *fuzzy* yang dikembangkan mampu memberikan prediksi dengan kesalahan minimal. Kombinasi kedua metrik ini memastikan bahwa model dapat menghasilkan prediksi yang mendekati nilai aktual dengan tingkat kesalahan yang dapat diterima. Pendekatan ini menegaskan keandalan metode *Tsukamoto* dalam menangani data *fuzzy* untuk berbagai skenario prediksi (Widiyantoro, Febriyanti, & Muhamad, 2024).

Penelitian ini membuktikan bahwa metode *Fuzzy Tsukamoto* dapat digunakan sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan berbasis data, khususnya dalam konteks analisis hubungan antara jumlah resi pengiriman dan jumlah profit. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ini mampu memberikan prediksi yang cukup akurat, dengan nilai *Mean Absolute Error (MAE)* sebesar 0,05 dan *Root Mean Square Error (RMSE)* sebesar 0,07, yang menunjukkan bahwa kesalahan prediksi sangat kecil. Meskipun model yang dikembangkan menunjukkan tingkat akurasi yang baik ($MAE = 0,05$ dan $RMSE = 0,07$), hasil penelitian ini masih memiliki keterbatasan dalam hal cakupan variabel yang dianalisis. Dalam industri logistik, profitabilitas tidak hanya dipengaruhi oleh jumlah resi, tetapi juga oleh faktor-faktor lain seperti biaya operasional, tingkat keterlambatan pengiriman, kepuasan pelanggan, dan strategi harga. Oleh karena itu, penerapan langsung sistem ini dalam skala industri memerlukan penyesuaian model agar lebih *komprehensif* dan sesuai dengan kondisi bisnis yang lebih kompleks.

Pembahasan

Penelitian ini menggunakan metode *Fuzzy Tsukamoto* untuk mendukung pengambilan keputusan dalam sektor logistik berdasarkan data jumlah resi dan profit. Pendekatan ini terbukti efektif dalam menangani ketidakpastian data yang dinamis, yang sering terjadi dalam operasional logistik. Metode *Fuzzy Tsukamoto* memiliki keunggulan utama dalam fleksibilitas dan kemampuannya untuk mengelola ketidakpastian serta ambiguitas pada data yang tidak pasti. Hal ini sejalan dengan temuan dalam penelitian oleh Fuad *et al.* (2023), yang menerapkan *Fuzzy Tsukamoto* dalam pengambilan keputusan investasi bisnis digital. Fuad *et al.* (2023) menunjukkan bahwa metode ini dapat meningkatkan kualitas keputusan investasi dengan mempertimbangkan ketidakpastian pasar, serupa dengan cara metode ini digunakan untuk menanggulangi ketidakpastian dalam data jumlah resi dan profit. Dalam penelitian Lubis & Nurhayati (2021), *Fuzzy Tsukamoto* juga diterapkan dalam sistem pendukung keputusan untuk perencanaan produksi, dimana metode ini menunjukkan kemampuannya dalam mengatasi ketidakpastian permintaan dan persediaan produk.

Hal ini mirip dengan aplikasi *Fuzzy Tsukamoto* dalam penelitian ini, yang bertujuan mengelola fluktuasi jumlah resi dan profit dalam sektor logistik. Keunggulan dari penerapan *Fuzzy Tsukamoto* dalam kedua penelitian tersebut adalah kemampuannya untuk mengadaptasi keputusan terhadap perubahan variabel input yang terus-menerus berubah, dibandingkan dengan pendekatan lain seperti *AHP* yang cenderung lebih statis dan memerlukan subjektivitas dalam pemberian bobot, seperti yang dijelaskan dalam penelitian oleh Kencana (2024). Selain itu, penelitian oleh Auliana & Mansyuri (2022) mengenai penggunaan *Fuzzy Tsukamoto* untuk perencanaan produksi barang elektronik menunjukkan kemampuan metode ini dalam menghasilkan keputusan yang akurat meskipun data yang digunakan memiliki ketidakpastian. Perbandingan dengan penelitian ini, yang juga menggunakan metode *Fuzzy Tsukamoto*, menggarisbawahi keunggulan metode ini dalam pengolahan data operasional yang sangat fluktuatif, baik dalam produksi barang elektronik maupun pengiriman barang di logistik.

Kedua penelitian tersebut membuktikan bahwa Fuzzy Tsukamoto memberikan solusi yang lebih adaptif dan efisien dibandingkan dengan metode lain yang lebih konvensional. Metode Fuzzy Tsukamoto yang digunakan dalam penelitian ini juga dapat dibandingkan dengan penelitian oleh Nurfadila *et al.* (2023), yang menerapkan Fuzzy Tsukamoto untuk seleksi karyawan baru dalam sistem pendukung keputusan. Meskipun aplikasi metode ini berbeda, baik dalam penelitian Nurfadila *et al.* (2023) maupun dalam penelitian ini, keduanya menunjukkan bahwa Fuzzy Tsukamoto efektif dalam mengelola ketidakpastian dan memberikan keputusan yang lebih objektif dan terukur, baik dalam pemilihan karyawan maupun dalam alokasi sumber daya dan pengiriman barang. Namun, meskipun metode ini telah terbukti efektif, penelitian ini juga memiliki keterbatasan yang mirip dengan penelitian sebelumnya, seperti yang disebutkan oleh Setiawan & Prihatini (2023). Keterbatasan tersebut terletak pada penerapan model yang hanya mengandalkan dua variabel input jumlah resi dan profit yang tidak sepenuhnya mencakup seluruh faktor yang memengaruhi pengambilan keputusan dalam operasional logistik. Seperti yang dijelaskan dalam penelitian Setiawan & Prihatini (2023), hasil yang lebih komprehensif dapat dicapai dengan mempertimbangkan variabel lain, seperti biaya operasional dan tingkat kepuasan pelanggan, yang juga mempengaruhi hasil keputusan yang diambil.

Penelitian ini juga menunjukkan bahwa hasil evaluasi menggunakan MAE dan RMSE mengindikasikan akurasi model yang sangat baik, dengan MAE sebesar 0,05 dan RMSE sebesar 0,07, yang menunjukkan keandalan dalam memprediksi keputusan berbasis data. Hal ini selaras dengan penelitian yang dilakukan oleh Chai & Draxler (2014) dan Widiyantoro *et al.* (2024), yang menunjukkan bahwa metrik MAE dan RMSE adalah indikator yang efektif untuk menilai akurasi model fuzzy dalam konteks yang berbeda, seperti dalam perencanaan produksi dan pengambilan keputusan bisnis. Penggunaan dua metrik ini memberikan gambaran yang jelas tentang efektivitas dan efisiensi model dalam menghasilkan prediksi yang dapat diandalkan. Meskipun penelitian ini telah menunjukkan hasil yang signifikan, terdapat peluang untuk pengembangan lebih lanjut. Sebagai contoh, penelitian oleh Widiyantoro *et al.* (2024)

mengindikasikan bahwa metode fuzzy dapat diperluas dengan menggunakan variabel lebih banyak untuk menggambarkan kompleksitas bisnis yang lebih besar. Dengan memperhitungkan lebih banyak faktor dalam model, seperti faktor eksternal dan variabel yang lebih kompleks, sistem ini dapat memberikan keputusan yang lebih terperinci dan aplikatif dalam berbagai sektor industri, khususnya dalam logistik.

4. Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode Fuzzy Tsukamoto dapat memberikan prediksi yang akurat dan efektif dalam memetakan hubungan antara input dan output berbasis data numerik. Proses fuzzifikasi berhasil mengubah data input menjadi representasi fuzzy melalui kategori yang telah didefinisikan, seperti "Sedikit", "Sedang", dan "Banyak" untuk Jumlah Resi, serta "Rendah", "Sedang", dan "Tinggi" untuk Jumlah Profit. Tahap inferensi yang menggunakan aturan-aturan yang relevan memastikan bahwa keputusan yang dihasilkan mencerminkan logika hubungan antar variabel input, sedangkan defuzzifikasi menggunakan metode rata-rata terbobot menghasilkan output crisp yang dapat diinterpretasikan, seperti nilai 0 untuk hasil "Turun" dan nilai 1 untuk hasil "Naik." Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem ini memiliki akurasi tinggi dengan nilai MAE sebesar 0,05 dan RMSE sebesar 0,07, yang mengindikasikan tingkat kesalahan prediksi yang sangat rendah.

Nilai-nilai ini mencerminkan kemampuan sistem fuzzy dalam memproses data yang tidak pasti dan menghasilkan hasil yang konsisten, menjadikan Fuzzy Tsukamoto sebagai metode yang efektif untuk menangani kompleksitas data dalam konteks pengambilan keputusan berbasis data. Penerapan model ini dalam sektor logistik dapat memberikan dampak positif, terutama dalam mengoptimalkan pengelolaan pengiriman barang. Dengan pemahaman yang lebih baik mengenai hubungan antara jumlah resi dan profit, perusahaan logistik dapat mengambil keputusan yang lebih efektif, seperti menentukan jumlah armada yang dibutuhkan, merancang strategi rute pengiriman yang efisien, serta melakukan evaluasi terhadap efisiensi operasional jika jumlah resi tinggi tetapi profit rendah. Selain itu, model ini juga dapat membantu perusahaan dalam mengidentifikasi daerah

dengan potensi pertumbuhan tinggi dan mengoptimalkan investasi untuk mengurangi biaya operasional dan meningkatkan kecepatan layanan kepada pelanggan. Namun, meskipun model ini menunjukkan akurasi yang baik, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan dalam implementasi nyata. Salah satunya adalah ketergantungan pada dua variabel utama, yaitu jumlah resi dan profit, yang tidak mencakup seluruh kompleksitas faktor yang mempengaruhi profitabilitas dalam dunia bisnis. Faktor-faktor lain seperti biaya logistik, tingkat kepuasan pelanggan, waktu pengiriman, dan tren pasar juga perlu dipertimbangkan. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat memperluas cakupan variabel yang dianalisis untuk membuat model ini semakin relevan dan mendekati realitas bisnis yang sesungguhnya. Berdasarkan temuan ini, dapat disimpulkan bahwa metode Fuzzy Tsukamoto tidak hanya memberikan pendekatan yang fleksibel dan adaptif dalam pengambilan keputusan berbasis data, tetapi juga memiliki potensi besar dalam meningkatkan efisiensi operasional dan profitabilitas bisnis. Di masa depan, penerapan model ini dapat diperluas dengan mengintegrasikan teknologi machine learning dan sistem prediksi berbasis data, yang memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih cerdas dan otomatis. Dengan demikian, Fuzzy Tsukamoto dapat menjadi solusi yang sangat bermanfaat untuk pengambilan keputusan dalam berbagai sektor industri, termasuk logistik.

5. Daftar Pustaka

- Ardabili, S., Beszedes, B., Nadai, L., Szell, K., Mosavi, A., & Imre, F. (2020, October). Comparative analysis of single and hybrid neuro-fuzzy-based models for an industrial heating ventilation and air conditioning control system. In *2020 RIVF International Conference on Computing and Communication Technologies (RIVF)* (pp. 1-6). IEEE.
- Auliana, S., & Mansyuri, U. (2022). Penggunaan metoda fuzzy Tsukamoto untuk menentukan produksi barang elektronik. *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*.
<https://doi.org/10.46306/sm.v2i2.29>.
- Azhar, A. H., Destari, R. A., Wahyuni, L., & Rosnelly, R. (2019, November). Application of ahp method in selection of food criteria in medan city. In *2019 7th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM)* (Vol. 7, pp. 1-4). IEEE.
<https://doi.org/10.1109/CITSM47753.2019.8965406>.
- Bitencourt, H. V., & Guimarães, F. G. (2021, November). High-dimensional multivariate time series forecasting in IoT applications using embedding non-stationary fuzzy time series. In *2021 IEEE Latin American conference on computational intelligence (LA-CCI)* (pp. 1-6). IEEE.
- Burhanuddin, A. (2023). Analisis Komparatif Inferensi Fuzzy Tsukamoto, mamdani dan Sugeno Terhadap Produktivitas Padi di Indonesia. *LEDGER: Journal Informatic and Information Technology*, 2(1), 48-57.
<https://doi.org/10.20895/ledger.v2i1.1013>.
- Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?—Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific model development*, 7(3), 1247-1250.
- Fauzi, J. A., Rahman, N. J. N., & Handayani, A. N. (2020). Determining the Articles Acceptance Using Logic of Fuzzy Inference System Tsukamoto. *Letters in Information Technology Education (LITE)*, 3(1), 1-8.
- Febriani, W., Nurcahyo, G. W., & Sumijan, S. (2019). Diagnosis Penyakit Rubella Menggunakan Metode Fuzzy Tsukamoto. *Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi Komputer*.
<https://doi.org/10.37034/jsisfotek.v1i3.3>.
- Fuad, M., Wattimena, F. Y., & Rizani, A. (2023). Investment Decision Making in Digital Business Using Tsukamoto Fuzzy Logic. *International Journal Software Engineering and Computer Science (IJSECS)*, 3(2), 144-150.
<https://doi.org/10.35870/ijsecs.v3i2.1525>.

- Harim, M., Adiningsi, S., & Sajiah, A. M. (2023, November). Identifikasi Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pelayanan Fakultas Dengan Logika Fuzzy Metode Tsukamoto. In *Prosiding Seminar Nasional Pemanfaatan Sains dan Teknologi Informasi* (Vol. 1, No. 1, pp. 391-400).
- Ismunu, R. S., Purnomo, A. S., & Subardjo, R. Y. S. (2020). Sistem pakar untuk mengetahui tingkat kecemasan mahasiswa dalam menyusun skripsi menggunakan metode multi factor evaluation process dan inferensi fuzzy tsukamoto.
- Kambalimath, S., & Deka, P. C. (2020). A basic review of fuzzy logic applications in hydrology and water resources. *Applied Water Science*, 10(8), 1-14.
- Kuswanto, J., Maulana, B., Vernando, R., & Berta, S. (2023). Penerapan Metode Fuzzy Tsukamoto dalam Penilaian Kinerja Karyawan di Perusahaan Air Minum Kabupaten OKU. *Bulletin of Computer Science Research*, 4(1), 84-90.
<https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v4i1.312>
- Lubis, R. I. A. N. I., & Nurhayati, S. (2021). Implementation Of Fuzzy Tsukamoto In Production Planning Decision Support Systems. *vol*, 16, 919-926.
- Muhandhis, I., Ritonga, A. S., & Murdani, M. H. (2021). Implementasi Metode Inferensi Fuzzy Tsukamoto Untuk Memprediksi Curah Hujan Dasarian Di Sumenep. *Jurnal Ilmiah Edutic: Pendidikan Dan Informatika*, 8(1), 01-10.
<https://doi.org/10.21107/edutic.v8i1.8907>.
- Ningsi, I. R., & Kumajas, S. C. (2023). A SISTEM MONITORING SUHU DAN KELEMBABAN GUDANG FARMASI DINAS KESEHATAN KABUPATEN MINAHASA BERBASIS IOT. *JOURNAL OF INFORMATICS, BUSINESS, EDUCATION AND INNOVATION TECHNOLOGY*, 1(1), 72-84.
- Nugraha, E., Wibawa, A. P., Hakim, M. L., Kholifah, U., Dini, R. H., & Irwanto, M. R. (2019, November). Implementation of fuzzy tsukamoto method in decision support system of journal acceptance. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1280, No. 2, p. 022031). IOP Publishing.
- Nurfadila, S., Lubis, R. S., & Cipta, H. (2023). SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN UNTUK SELEKSI KARYAWAN BARU DENGAN MENGGUNAKAN METODE FUZZY TSUKAMOTO. *JISTech (Journal of Islamic Science and Technology)*, 8(1), 30-45.
- Prasetya, G. M. (2024). *PENERAPAN LOGIKA FUZZY MENGGUNAKAN METODE TSUKAMOTO DAN MAMDANI DALAM PERENCANAAN PRODUKSI TAHU DI CV SITA* (Doctoral dissertation, Universitas Putra Indonesia YPTK).
- Rezaei, M., Molani, S., Firoozeh, N., Abbasi, H., Vahedifard, F., & Orouskhani, M. (2023). Evolving Tsukamoto Neuro Fuzzy Model for Multiclass Covid 19 Classification with Chest X Ray Images. *arXiv preprint arXiv:2305.10421*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.10421>.
- Salari, S., Sadeghi-Yarandi, M., & Golbabaei, F. (2024). An integrated approach to occupational health risk assessment of manufacturing nanomaterials using Pythagorean Fuzzy AHP and Fuzzy Inference System. *Scientific Reports*, 14(1), 180.
- Setiawan, T. H., & Prihatini, L. (2023). TSUKAMOTO FUZZY IN OPTIMIZING THE CREDITWORTHINESS ASSESSMENT PROCESS AT SAVINGS AND LOAN COOPERATIVES. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, 17(2), 0775-0786.
<https://doi.org/10.30598/barekengvol17iss2p0775-0786>.
- Syawari, M. Y. A. (2024). Sistem Inferensi Fuzzy Tsukamoto Untuk Menentukan Tingkat Kualitas Air Pada Kolam Budidaya Ikan

- Lele. *Sienna*, 5(1), 95-109. <https://doi.org/10.47637/sienna.v5i1.1358>.
- Tabbussum, R., & Dar, A. Q. (2021). Performance evaluation of artificial intelligence paradigms—artificial neural networks, fuzzy logic, and adaptive neuro-fuzzy inference system for flood prediction. *Environmental Science and Pollution Research*, 28(20), 25265-25282.
- Wahyuni, S. N. I. (2022). *Penerapan Inferensi Fuzzy Tsukamoto Dalam Pengambilan Keputusan Pengiriman Barang (Studi Kasus Jasa Ekspedisi Sicepat Cabang Mojoroto Kota Kediri)* (Doctoral dissertation, IAIN Kediri).
- Widiyantoro, P., Febriyanti, R. D., & Muhamad, C. G. (2024). Penerapan Metode Fuzzy Tsukamoto Untuk Penentuan Harga Rumah Di Kota Bandung. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 29(1), 60-72.
- Zhang, H., Xing, B., & Hou, Y. Research on Enterprise Production Decision Making Based on Genetic Algorithm and Monte Carlo Simulation. *Journal of Computing and Electronic Information Management*, 14(3). <https://dx.doi.org/10.54097/m9zzbm54>.
- Ziaei Ghahnavieh, M., Habibi Manesh, H., & Sheikhmoradi, S. (2024). Comparative comparison of fuzzy logic and classical logic. *International Journal of Nonlinear Analysis and Applications*, 15(12).