


Sistem Diagnosis Berbasis *Fuzzy Probabilistik* Untuk Pemetaan Kebutuhan Dukungan pada Unit terapi Autisme

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/jutisi.v15i3.3666>

Creative Commons License 4.0 (CC BY – NC) 

Mario Theobaldus Dapa¹, Azwar Riza Habibi^{2*}

Teknik Informatika, Institut Teknologi dan Bisnis Asia, Malang, Indonesia
 *e-mail *Corresponding Author*: 2022500045@mahasiswa.atmaluhur.ac.id

Abstract

Behavioral diversity among pediatric autism patients requires therapists to establish functional support standards with high precision. This study aims to develop a clinical decision support system architecture using Probabilistic Fuzzy Logic to map functional support needs at an autism therapy unit in Malang. A quantitative methodology was implemented through a hybrid model integrating structured Planning Matrix observations with a probabilistic fuzzy inference mechanism. The study evaluated three primary clinical variables operationalized into 21 functional indicators. Observational data collected from 38 children generated 798 evaluation indices for system validation. Computational stages consisted of fuzzification, expert rule evaluation, probabilistic weighting, aggregation, and centroid defuzzification. The proposed system successfully classified subjects into three levels of functional support: Level 1, Level 2, and Level 3. Empirical evaluation demonstrated strong performance, achieving a Mean Absolute Percentage Error of 3.11% and an agreement accuracy of 96.89% compared with clinical expert evaluations. The findings indicate that the proposed model effectively synchronizes daily behavioral observations with therapeutic intervention recommendations, thereby supporting more measurable and interpretable therapy planning.

Keywords: *Autism spectrum disorder; Clinical decision support; Expert system; Functional support diagnosis; Probabilistic fuzzy logic*

Abstrak

Keberagaman perilaku pada anak dengan gangguan spektrum autisme menuntut terapis untuk menetapkan kebutuhan dukungan fungsional secara presisi. Penelitian ini bertujuan mengembangkan arsitektur sistem pendukung keputusan klinis menggunakan Logika *Fuzzy Probabilistik* untuk memetakan kebutuhan dukungan fungsional pada unit terapi autisme di Malang. Metodologi kuantitatif diterapkan melalui model hibrida yang mengintegrasikan observasi terstruktur berbasis *Planning Matrix* dengan mekanisme inferensi *fuzzy probabilistik*. Penelitian ini mengevaluasi tiga variabel klinis utama yang dioperasionalkan menjadi 21 indikator fungsional. Data observasi yang dikumpulkan dari 38 anak menghasilkan 798 indeks evaluasi untuk validasi sistem. Tahapan komputasi meliputi fuzzifikasi, evaluasi aturan pakar, pembobotan probabilistik, agregasi, dan defuzzifikasi *centroid*. Sistem yang diusulkan berhasil mengklasifikasikan subjek ke dalam tiga tingkat dukungan fungsional, yaitu Level 1, Level 2, dan Level 3. Evaluasi empiris menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan Mean Absolute Percentage Error sebesar 3,11% dan tingkat kesesuaian sebesar 96,89% dibandingkan dengan evaluasi pakar klinis. Temuan penelitian menunjukkan bahwa model yang diusulkan mampu menyinkronkan observasi perilaku harian dengan rekomendasi intervensi terapeutik secara efektif, sehingga mendukung perencanaan terapi yang lebih terukur dan mudah diinterpretasikan.

Kata kunci: *Gangguan spektrum autisme; Pendukung keputusan klinis; Sistem pakar; Diagnosis dukungan fungsional; Logika fuzzy probabilistik*

1. Pendahuluan

Sebagai gangguan *neurodevelopmental* yang kompleks, *Autism Spectrum Disorder* (ASD) ditandai oleh hambatan persisten dalam komunikasi sosial, interaksi sosial, serta pola perilaku repetitif dan terbatas. Variasi *fenotipe* ASD yang sangat heterogen menyebabkan setiap anak menunjukkan kebutuhan dukungan yang berbeda, sehingga proses identifikasi kebutuhan intervensi tidak dapat hanya bergantung pada diagnosis kategorikal semata. Studi oleh J. M. Burton et al. menunjukkan bahwa profil komunikasi sosial, *repetitive behavior*, dan *adaptive behavior* pada anak dengan ASD dapat sangat bervariasi bahkan dalam kelompok diagnostik yang sama, sehingga pendekatan berbasis label diagnosis belum cukup untuk menentukan kebutuhan dukungan individual secara akurat [1]. Selain itu, penelitian oleh V. M. Guillén et al. menegaskan bahwa asesmen kebutuhan dukungan pada anak ASD perlu mempertimbangkan keberfungsian sehari-hari dan kapasitas adaptif, bukan hanya tingkat keparahan gejala klinis [2]. Oleh sebab itu, pengembangan sistem komputasi yang mampu memetakan kebutuhan dukungan fungsional secara objektif menjadi penting untuk mendukung pengambilan keputusan terapi yang lebih presisi [3].

Pada Unit Terapi Autisme di Malang, evaluasi anak dilakukan menggunakan pendekatan *Planning Matrix*, yaitu instrumen asesmen terstruktur yang memetakan indikator perilaku, komunikasi, interaksi sosial, dan kemampuan adaptif ke dalam target terapi individual. Pendekatan ini telah membantu terapis mendokumentasikan kebutuhan anak secara sistematis, namun proses interpretasi hasil observasi masih sangat bergantung pada penilaian subjektif terapis dan membutuhkan waktu analisis yang cukup panjang. Penelitian oleh E. Setiawati dan E. N. Affrida menunjukkan bahwa *Planning Matrix* efektif sebagai kerangka perencanaan intervensi perkembangan, tetapi belum terintegrasi dengan sistem inferensi otomatis untuk menghasilkan rekomendasi tingkat dukungan [4]. Akibatnya, data observasi yang besar belum sepenuhnya dioptimalkan menjadi keputusan fungsional yang konsisten dan terukur. Kondisi ini memunculkan kebutuhan akan model sistem yang dapat mentransformasikan data observasi terstruktur menjadi keputusan dukungan terapi yang lebih objektif, konsisten, dan operasional.

Berbagai penelitian sebelumnya telah mengembangkan sistem cerdas untuk membantu diagnosis maupun *triase* ASD. S. S. Joudar et al. mengembangkan *intelligent triage system* berbasis *integrated fuzzy multi-criteria decision-making* untuk mendukung diagnosis awal ASD melalui evaluasi gejala klinis, dengan fokus utama pada klasifikasi tingkat risiko autisme [5]. Selanjutnya, A. S. Albahri et al. mengusulkan model *Explainable Artificial Intelligence* multimodal berbasis fuzzy dan *LIME* untuk menentukan *autism triage levels*, sehingga meningkatkan interpretabilitas keputusan model [6]. Penelitian lain oleh A. Bilgiç et al. mengembangkan *personalized recommendation algorithm* berbasis *cognitive diagnosis model* guna merekomendasikan intervensi rehabilitasi individual pada anak ASD [7]. Sementara itu, G. Capitoli et al. memperkenalkan *interpretable fuzzy probabilistic modelling* untuk mendukung diagnosis klinis dengan mempertimbangkan *uncertainty* dalam data medis [8]. Meskipun penelitian-penelitian tersebut telah berkontribusi pada pengembangan sistem diagnosis dan rekomendasi intervensi ASD, sebagian besar masih berfokus pada klasifikasi klinis, *triase*, atau rekomendasi berbasis *outcome* diagnosis. Belum ditemukan model yang secara khusus mengintegrasikan data observasi terstruktur *Planning Matrix* dengan inferensi fuzzy probabilistik untuk memetakan *functional support needs* secara langsung pada konteks unit terapi.

Berdasarkan gap tersebut, penelitian ini mengusulkan Sistem Diagnosis Berbasis Fuzzy Probabilistik untuk Pemetaan Kebutuhan Dukungan pada Unit Terapi Autisme, yaitu model inferensi yang mengintegrasikan *Planning Matrix* sebagai sumber data observasi terstruktur dengan *probabilistic fuzzy rule base* untuk menentukan tingkat kebutuhan dukungan fungsional anak. Pendekatan fuzzy dipilih karena kemampuannya merepresentasikan ambiguitas linguistik dan ketidakpastian perilaku pada asesmen ASD, sebagaimana dijelaskan oleh R. Saatchi dalam pengembangan konsep logika fuzzy modern [9]. Untuk meningkatkan reliabilitas keputusan, sistem ini menambahkan bobot probabilistik pada aturan fuzzy sehingga tingkat keyakinan terapis dan frekuensi empiris perilaku dapat dipertimbangkan secara simultan, sejalan dengan konsep *probabilistic fuzzy rule mining* yang dikembangkan oleh S. Sharif dan M. R. Akbarzadeh-T [10]. Kebaruan utama penelitian ini terletak pada transformasi data observasi granular berbasis *Planning Matrix* menjadi sistem diagnosis fungsional yang tidak hanya mengklasifikasikan kondisi, tetapi juga menghasilkan pemetaan kebutuhan dukungan terapi yang lebih operasional dan terukur untuk praktik klinis rutin.

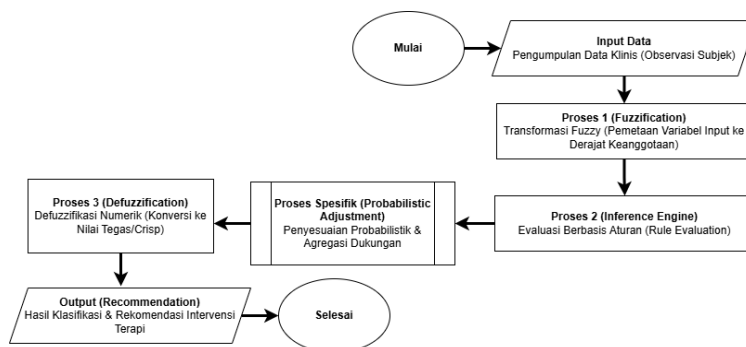
2. Metodologi

Penelitian ini mengimplementasikan arsitektur sistem pakar hibrida yang mengintegrasikan instrumen *Planning Matrix* dengan mesin inferensi Logika Fuzzy Probabilistik [11]. Integrasi ini dirancang untuk mentransformasikan observasi klinis kualitatif menjadi model pengambilan keputusan yang sistematis, terukur, dan transparan dalam menentukan tingkat kebutuhan dukungan fungsional pada anak dengan *Autism Spectrum Disorder (ASD)*. Metodologi penelitian mencakup enam tahapan utama, yaitu desain sistem, pengumpulan data, pemetaan fungsional, fuzzifikasi, inferensi fuzzy probabilistik, dan defuzzifikasi untuk validasi hasil.

2.1. Arsitektur Sistem

Secara prosedural, penelitian mengikuti alur kerja komputasi multistahap yang dimulai dari pengumpulan data klinis, transformasi fuzzy, evaluasi berbasis aturan dengan penyesuaian probabilistik, agregasi dukungan, hingga defuzzifikasi numerik akhir untuk menghasilkan rekomendasi intervensi [12].

Berdasarkan alur pada Gambar 1, sistem memproses data observasi melalui empat tahapan utama. Tahap pertama adalah *fuzzification*, yaitu transformasi skor input ke dalam himpunan fuzzy *Mild*, *Moderate*, dan *Severe*. Tahap kedua merupakan *inference engine* yang mengevaluasi basis aturan untuk menentukan pola dukungan awal. Tahap berikutnya adalah *probabilistic adjustment*, yaitu penyesuaian kekuatan aturan berdasarkan bobot probabilistik yang merepresentasikan tingkat keyakinan terapis. Tahap akhir adalah *defuzzification*, yaitu konversi output fuzzy menjadi nilai *crisp* untuk menghasilkan klasifikasi dukungan dan rekomendasi terapi.



Gambar 1. Arsitektur Sistem Diagnosis Kebutuhan Dukungan Fungsional Berbasis Logika Fuzzy Probabilistik

2.2. Subjek Penelitian dan Pengumpulan Data

Data empiris dikumpulkan melalui pemantauan perilaku langsung terhadap 38 subjek anak di Unit Terapi Malang selama periode sesi 2025–2026. Evaluasi dipusatkan pada tiga dimensi utama, yaitu kemampuan komunikasi, keterlibatan sosial, dan pola perilaku repetitif. Instrumen *Planning Matrix* menghasilkan 798 indeks evaluasi granular yang berasal dari 21 indikator fungsional. Untuk menjaga kepatuhan etis dan privasi, seluruh identitas partisipan dianonimkan menggunakan kode alfanumerik. Meskipun keseluruhan dataset 38 subjek digunakan dalam validasi sistem (Tabel 1), penelitian ini hanya menyajikan subset representatif enam subjek pada Tabel 2 untuk mendemonstrasikan proses komputasi di setiap level dukungan.

Tabel 1. Ringkasan Dataset Murni

Aspek	Nilai
Ukuran sampel	38
Jumlah variabel utama	3 (Komunikasi, Interaksi Sosial, Perilaku Repetitif)
Jumlah indikator fungsional	21 (7 per variabel)
Total indeks evaluasi granular	798
Periode data	2025/2026
Jenis validasi	Internal (tanpa pembagian train-test)

Tabel 2. Representasi Data Demografis Subjek

No	Penandaan Subjek Anak	Tanggal Lahir	Kategori Domisili	Tanggal Masuk
1	S01	19-Oct-19	Boarding	-
5	S05	17-Dec-19	Outpatient	20/08/2025
11	S11	31-Oct-11	Boarding	07/08/2023
20	S20	23-May-15	Outpatient	22/08/2023
30	S30	07-Feb-18	Outpatient	17/10/2025
31	S31	01-May-12	Boarding	24/03/2022
38	S38	29/11/2014	Outpatient	19/07/2024

2.3. Instrumen Penelitian dan Pemetaan Fungsional

Sebelum diproses oleh sistem, catatan observasi dipetakan menggunakan *Planning Matrix* untuk mengonversi data perilaku kualitatif menjadi metrik fungsional operasional [13]. Instrumen ini menjembatani data deskriptif dengan pengambilan keputusan sistematis melalui evaluasi implikasi fungsional gejala, bukan sekadar deskripsi simptomatik [14]. Struktur observasi yang digunakan dalam asesmen fungsional ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Struktur *Planning Matrix* yang Digunakan dalam Asesmen Fungsional

Variabel	Nomor Indikator	Deskripsi Indikator
Komunikasi	1	Kapasitas ekspresi fungsional untuk kebutuhan utama
	2	Penggunaan bahasa verbal
	3	Pemahaman instruksi sederhana
	4	Kemampuan memulai percakapan
	5	Merespons pertanyaan
	6	Penggunaan komunikasi non-verbal
	7	Kemampuan mempertahankan topik pembicaraan
Interaksi Sosial	8	Kontak mata saat berinteraksi
	9	Ketertarikan terhadap teman sebaya
	10	Berbagi kesenangan (sharing enjoyment)
	11	Resiprositas (timbang balik) sosial
	12	Kemampuan bergantian peran (taking turns)
	13	Pemahaman isyarat sosial
Perilaku Repetitif	14	Bermain secara kooperatif
	15	Gerakan stereotipik
	16	Kepatuhan pada rutinitas
	17	Minat yang terbatas dan intens
	18	Resistensi (penolakan) terhadap perubahan
	19	Perilaku pencarian sensorik (sensory-seeking)
	20	Manipulasi objek fisik secara stereotipik
	21	Perilaku stimulasi diri (self-stimulatory)

Selanjutnya, setiap indikator dikaitkan dengan fokus bantuan fungsional dan rekomendasi terapi spesifik agar sistem dapat menghasilkan output yang operasional bagi terapis [15].

Tabel 4. Pemetaan Indikator Fungsional dan Rekomendasi Terapi

Variabel Utama	Indikator Fungsional Terkait	Fokus Bantuan Fungsional	Rekomendasi Intervensi Terapeutik
Komunikasi	1-7 (Ekspresi kebutuhan, bahasa verbal, instruksi, percakapan, respons, non-verbal, topik)	Dukungan Instruksional & Kemandirian	Terapi Wicara dan penggunaan AAC (<i>Augmentative and Alternative Communication</i>) untuk indikator 1 dan 6.
Interaksi Sosial	8-14 (Kontak mata, minat pada teman sebaya, resiprositas, bergantian peran, isyarat sosial, bermain kooperatif)	Bantuan Instruksional	<i>Social Skills Training</i> (SST) dan Terapi Bermain untuk meningkatkan keterampilan bergantian peran dan kerja sama (Indikator 12 dan 14).

Variabel Utama	Indikator Fungsional Terkait	Fokus Bantuan Fungsional	Rekomendasi Intervensi Terapeutik
Perilaku Repetitif	15-21 (Stereotipik, rutinitas, minat terbatas, resistensi perubahan, sensorik, stimulasi diri)	Bantuan Fisik & Kemandirian	<i>Applied Behavior Analysis</i> (ABA) untuk manajemen perilaku dan Terapi Integrasi Sensorik untuk perilaku pencarian sensorik (Indikator 19 dan 21).

2.4. Fuzzifikasi dan Basis Aturan

Pada tahap awal, skor input numerik dipetakan ke dalam himpunan fuzzy untuk merepresentasikan ketidakpastian klinis [16]. Penelitian menggunakan fungsi keanggotaan linier dan poligon untuk mendefinisikan tiga kategori, yaitu *Mild*, *Moderate*, dan *Severe* [17]. Representasi matematis fungsi keanggotaan disajikan pada Persamaan (1)–(3). Basis aturan fuzzy kemudian menggabungkan ketiga variabel input untuk memetakan pola gangguan ke dalam tiga kategori dukungan fungsional: Level 1, Level 2, dan Level 3 [18].

$$\mu_{Mild}(x) = \begin{cases} 1 - \frac{x}{3}, & 0 \leq x \leq 3 \\ 0, & x > 3 \end{cases} \tag{1}$$

$$\mu_{Moderat}(x) = \begin{cases} 0, & x < 3 \text{ atau } x > 7 \\ \frac{x-3}{2}, & 3 \leq x \leq 5 \\ \frac{7-x}{2}, & 5 \leq x \leq 7 \end{cases} \tag{2}$$

$$\mu_{Severe}(x) = \begin{cases} 0, & x < 6 \\ \frac{x-6}{2}, & 6 \leq x \leq 8 \\ 1, & 8 \leq x \leq 10 \end{cases} \tag{3}$$

Tabel 5. Representasi Basis Aturan Tiga Variabel

Aturan	Komunikasi	Interaksi sosial	Perilaku repetitif	Tingkat dukungan	Interpretasi
RR1	Ringan	Ringan	Ringan	Level 1	Gangguan fungsional minimal di seluruh ranah Dibutuhkan dukungan ringan
RR2	Ringan	Sedang	Ringan	Level 1	dengan kesulitan terbatas pada interaksi sosial
RR3	Sedang	Sedang	Ringan	Level 2	Gangguan fungsional sedang yang memerlukan bantuan terstruktur
RR4	Sedang	Sedang	Sedang	Level 2	Gangguan fungsional sedang yang memerlukan bantuan terstruktur
RR5	Berat	Sedang	Sedang	Level 3	Kesulitan tingkat sedang yang konsisten di ketiga ranah
RR6	Berat	Berat	Berat	Level 3	Dibutuhkan dukungan intensif di seluruh ranah

2.5. Inferensi Fuzzy Probabilistik dan Agregasi

Inferensi fuzzy probabilistik berlangsung melalui tiga tahapan. Pertama, kekuatan aktivasi aturan (α) dihitung menggunakan operator MIN sesuai Persamaan (4) [19]. Kedua, untuk mengakomodasi ketidakpastian dalam penilaian klinis subjektif, α disesuaikan melalui bobot probabilitas (P) pada Persamaan (5) [20], di mana P menunjukkan tingkat kepercayaan terapis

terhadap hasil observasi. Ketiga, model mengeksekusi sintesis berbasis *probabilistic OR* sesuai Persamaan (6) [21] untuk mengonsolidasi tingkat dukungan sekaligus mencegah tumpang tindih data. Rincian prosedur komputasi ditunjukkan pada Tabel 6 [22].

$$\alpha_i = \min(\mu_{A_{i1}}(x_1), (\mu_{A_{i2}}(x_2), (\mu_{A_{i3}}(x_{i3}))) \quad (4)$$

$$\omega_i = \alpha_i \times P_i \quad (5)$$

$$\mu_{agg}(z) = \mu_A(z) + \mu_B(z) - \mu_A(z) \cdot \mu_B(z) \quad (6)$$

Table 6. Proses Logika Fuzzy Probabilistik

No	Entitas	Atribut	Deskripsi
1	Input	Derajat Keanggotaan (μ)	Derajat keanggotaan hasil fuzzifikasi.
2	Input	Basis Aturan (R_k)	Aturan fuzzy IF-THEN.
3	Proses	Inisialisasi	$\Omega \leftarrow \emptyset$
4	Proses	Perhitungan Trigger Strength	Menghitung α_k
5	Proses	Perhitungan Support Probabilistik	$\omega_k = \alpha_k \times P_k$
6	Proses	Agregasi	MAX/T-conorm.
7	Output	Vektor Support Degree (Ω)	Hasil inferensi untuk seluruh kategori output.

2.6. Defuzzifikasi *Centroid* dan Validasi Akurasi (MAPE)

Tahap akhir adalah defuzzifikasi, yaitu konversi himpunan output fuzzy menjadi nilai numerik *crisp* tunggal [23]. Penelitian menggunakan metode *centroid* yang dihitung melalui kalkulus integral sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (7) [24]. Akurasi model kemudian divalidasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (8) [25]. Metrik ini digunakan untuk membandingkan hasil prediksi sistem dengan keputusan klinis pakar, di mana A_i merepresentasikan nilai referensi aktual dan F_i merupakan output prediksi sistem [26].

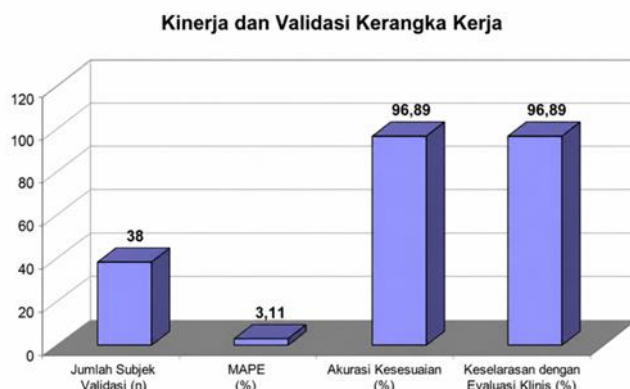
$$z^* = \frac{\int_{z_{min}}^{z_{max}} \mu_{agg}(z) \cdot z \, dz}{\int_{z_{min}}^{z_{max}} \mu_{agg}(z) \, dz} \quad (7)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - F_i}{A_i} \right| \quad (8)$$

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Analisis Sampel Data dan Implementasi Sistem

Implementasi model diuji menggunakan dataset empiris yang berasal dari 38 subjek anak pada Unit Terapi Autisme Malang selama periode observasi 2025–2026. Dataset terdiri atas tiga variabel utama, yaitu komunikasi, interaksi sosial, dan perilaku repetitif, yang direpresentasikan melalui 21 indikator fungsional dan menghasilkan total 798 indeks evaluasi granular sebagaimana telah dijelaskan pada Tabel 1. Seluruh dataset digunakan dalam proses validasi internal tanpa pembagian *train-test split*, karena penelitian ini berfokus pada evaluasi awal konsistensi model terhadap keputusan klinis pakar. Berdasarkan pemrosesan terhadap seluruh data, sistem berhasil mengklasifikasikan kebutuhan dukungan ke dalam tiga kategori fungsional, yaitu Level 1 (dukungan ringan), Level 2 (dukungan sedang), dan Level 3 (dukungan intensif). Distribusi hasil menunjukkan bahwa model mampu memetakan variasi profil perilaku menjadi kategori dukungan yang konsisten dengan observasi klinis terapis.



Gambar 2. Grafik kinerja dan Validasi Kerangka Kerja

Efikasi kerangka kerja yang dikembangkan telah menjalani validasi empiris melalui pengujian komputasi pada 38 subjek, yang menghasilkan tingkat presisi tinggi dalam klasifikasi dukungan fungsional. Struktur inferensi multilevel yang digunakan mengikuti prinsip desain fuzzy bertingkat sebagaimana dijelaskan oleh H. Jabbari dan H. Shahbandarzadeh [27].

3.2. Prosedur Kerja Model dan Alur Komputasi

Alur komputasi sistem mengikuti tahapan yang telah dirancang pada metodologi. Pertama, skor observasi mentah dari ketiga variabel utama dipetakan ke dalam fungsi keanggotaan fuzzy menggunakan kategori *Mild*, *Moderate*, dan *Severe* melalui proses fuzzifikasi. Tahap ini memungkinkan representasi formal terhadap ketidakpastian perilaku klinis yang tidak dapat didefinisikan secara biner. Selanjutnya, sistem mengaktifkan basis aturan fuzzy tiga variabel sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 5 untuk menentukan pola dukungan fungsional awal. Setiap aturan menghasilkan nilai aktivasi (α) yang dihitung menggunakan operator MIN, kemudian disesuaikan menggunakan bobot probabilistik berdasarkan tingkat keyakinan terapis terhadap hasil observasi. Tahap berikutnya adalah agregasi probabilistik menggunakan operator *probabilistic OR* untuk mengonsolidasikan semua aturan aktif dan mencegah redundansi antar output. Nilai hasil agregasi kemudian dikonversi menjadi nilai *crisp* tunggal melalui metode *centroid*. Nilai *crisp* akhir (z^*) menjadi dasar klasifikasi akhir Level 1, Level 2, atau Level 3.

Tabel 7. Ringkasan Hasil Komputasi untuk Kasus Representatif

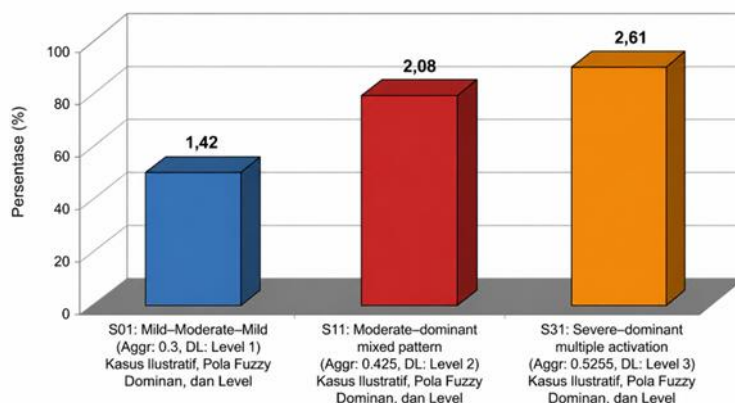
Subjek	Skor komunikasi	Skor Interaksi sosial	Skor Perilaku repetitif	Pola Fuzzy Dominan	Agregasi Dukungan	Nilai Defuzzifikasi (z^*)	Tingkat Dukungan
S01	2	3	2	Ringan–Sedang–Berat	0,3	1,42	Level 1
S11	5	6	4	Pola campuran dominan Sedang Aktivasi	0,425	2,08	Level 2
S31	7	8	6	ganda dominan Berat	0,5255	2,61	Level 3

3.3. Analisis Hasil Komputasi dan Interpretasi Kasus

Untuk memverifikasi konsistensi proses komputasi pada setiap kategori output, tiga kasus representatif dipilih dari total 38 subjek, yaitu S01, S11, dan S31. Subjek S01 menghasilkan nilai *crisp* sebesar 1.42, yang menempatkannya pada kategori Level 1. Nilai ini dihasilkan dari dominasi keanggotaan *Mild* dengan agregasi dukungan sebesar 0.30, menunjukkan bahwa anak relatif mandiri namun masih membutuhkan bantuan instruksional terbatas. Subjek S11 memperoleh nilai *crisp* sebesar 2.08, sehingga diklasifikasikan sebagai Level 2. Aktivasi fuzzy

didominasi kategori *Moderate* dengan nilai agregasi 0.425, yang mengindikasikan kebutuhan bantuan terstruktur dalam komunikasi sosial dan aktivitas rutin. Subjek S31 menghasilkan nilai *crisp* tertinggi sebesar 2.61, yang menempatkannya pada kategori Level 3. Nilai ini diperoleh dari dominasi keanggotaan *Severe* dan agregasi probabilistik 0.5255, menunjukkan kebutuhan dukungan intensif dan bantuan fisik langsung. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan konsistensi logis antara skor observasi, pola aktivasi fuzzy, agregasi probabilistik, dan klasifikasi dukungan akhir.

Gambar 3: Metrik Sistem Terperinci dan Tingkat Dukungan Fungsional



Gambar 3. Pemetaan *Crisp* Output untuk Tiga Kasus Ilustratif

Transformasi luaran terstruktur ini tidak hanya merumuskan diagnosis, tetapi juga menerjemahkan data numerik menjadi kerangka dukungan fungsional dengan utilitas terapeutik langsung.

3.4. Validasi Kinerja Model

Kinerja sistem dievaluasi menggunakan metrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dengan membandingkan output model terhadap keputusan klinis pakar. Berdasarkan pengujian terhadap 38 subjek, diperoleh nilai MAPE sebesar 3.11%, yang ekuivalen dengan tingkat kesesuaian sebesar 96.89%. Nilai error yang rendah menunjukkan bahwa model memiliki deviasi prediksi minimal terhadap evaluasi klinis terapis.

Tabel 8. Metrik Performa Sistem Secara Komprehensif

Metrik	Nilai / Keterangan
Jumlah subjek anak	38
Jumlah indikator	21
Total evaluasi	798
<i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE)	3,11%
Akurasi Kesesuaian (Agreement Accuracy)	96,89%
Jenis validasi	Internal (seluruh dataset)

Meskipun hasil akurasi menunjukkan performa optimal, penelitian ini menggunakan keseluruhan dataset tanpa pembagian data latih-ujii (*train-test split*), sehingga hasil terutama merefleksikan konsistensi internal model. Kondisi ini umum digunakan pada evaluasi awal sistem klinis internal, namun berpotensi menghasilkan *bias optimisme* sebagaimana dijelaskan oleh R. Y. Coley et al. [28].

3.5. Pembahasan dan Implikasi Klinis

Sejalan dengan tujuan penelitian, integrasi *Planning Matrix* dengan Probabilistic Fuzzy Logic memperlihatkan kemampuan untuk mentransformasikan observasi perilaku klinis yang sebelumnya bersifat kualitatif menjadi kerangka keputusan kebutuhan dukungan fungsional yang lebih sistematis, terukur dan operasional. Tingkat kesesuaian sebesar 96,89% dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) SEBESAR 3,11% mengindikasikan bahwa sistem memiliki

konsistensi yang tinggi terhadap evaluasi klinis terapis pada berbagai profil perilaku anak ASD. Menurut Sulek et al., sistem pendukung keputusan klinis pada layanan autisme memperoleh nilai praktis ketika mampu membantu profesional menerjemahkan data observasi menjadi keputusan dukungan yang lebih konsisten dan mudah ditelusuri [29]. Dalam konteks penelitian ini, observasi granular yang dihasilkan melalui *Planning Matrix* tidak lagi hanya berfungsi sebagai dokumentasi perkembangan, tetapi menjadi dasar bagi penyusunan keputusan terapi yang lebih terarah.

Secara konseptual, hasil penelitian ini juga memperkuat paradigma *support-needs* pada *Autism Spectrum Disorder (ASD)*, yaitu pendekatan yang menempatkan kebutuhan dukungan fungsional sebagai fokus utama dibanding sekadar pemberian label diagnostik. Sejalan dengan pendekatan *support-needs framework*, layanan profesional pada anak autistik akan lebih bermakna apabila hasil asesmen dapat diterjemahkan menjadi prioritas dukungan yang nyata dan sesuai kebutuhan sehari-hari anak serta keluarga [30]. Oleh karena itu, klasifikasi Level 1, Level 2, dan Level 3 dalam penelitian ini tidak dipahami sebagai kategorisasi numerik semata, melainkan sebagai representatif tingkat kebutuhan bantuan komunikasi, interaksi sosial, dan regulasi perilaku yang berbeda pada setiap individu.

Di sisi lain, penggunaan mekanisme fuzzy-probabilistik memberikan landasan logis terhadap kompleksitas perilaku ASD yang sering kali tidak dapat dipahami secara hitam-putih. Shoaip et al. menjelaskan bahwa pendekatan *fuzzy rule-based inference* memungkinkan representasi ketidakpastian dan variasi perilaku melalui aturan linguistik yang lebih fleksibel, sehingga keputusan tidak hanya bergantung pada batas kategorisasi yang bersifat tegas, tetapi juga mempertimbangkan variasi perilaku yang muncul secara gradual [31]. Perspektif tersebut relevan dengan hasil penelitian ini, karena perilaku komunikasi, interaksi sosial, maupun perilaku repetitif pada anak ASD sering menunjukkan karakteristik yang berubah secara gradual sehingga memerlukan interpretasi yang lebih adaptif.

Tabel 9. Klasifikasi Dukungan Fungsional dan Kerangka Kerja Terapi Terkait

Nama Subjek	Skor <i>Crisp</i> (Defuzzifikasi)	Klasifikasi Tingkat Dukungan	Deskripsi Karakteristik & Kebutuhan	Fokus Intervensi Spesifik
S01	1,42	Level 1 (Dukungan Ringan)	Sebagian besar otonom di berbagai ranah, dengan kebutuhan akan arahan verbal sesekali.	Bantuan Instruksional: Penguatan dalam memulai percakapan dan mempertahankan topik pembicaraan.
S11	2,08	Level 2 (Dukungan Sedang)	Mengalami hambatan nyata dalam komunikasi sosial; membutuhkan bantuan untuk kemandirian rutin.	Terapi Wicara Intensif: Menargetkan responsivitas verbal dan regulasi neurologis.
S31	2,61	Level 3 (Dukungan Intensif)	Gangguan fungsional berat; membutuhkan bantuan penuh dan bantuan fisik secara langsung.	Bantuan Fisik: Intervensi perilaku (ABA) untuk mengelola gerakan stereotipik dan stimulasi diri yang kuat.

Sebagaimana terlihat pada tabel 9, hasil inferensi sistem tidak berhenti pada proses klasifikasi tingkat dukungan, melainkan diterjemahkan ke dalam rekomendasi terapeutik yang lebih operasional. Sebagai contoh, subjek S01 dengan nilai *crisp* 1,42 diklasifikasikan pada Level 1 sehingga lebih membutuhkan penguatan komunikasi sosial melalui bantuan instruksional,

sedangkan subjek S31 dengan nilai *crisp* 2,61 berada pada Level 3 dan memerlukan intervensi perilaku yang lebih intensif. Penelitian terbaru mengenai layanan intervensi autisme menunjukkan bahwa efektivitas dukungan meningkat ketika hasil asesmen dapat dihubungkan secara langsung dengan target intervensi yang bersifat fungsional dan kontekstual terhadap kebutuhan anak [32]. Dengan demikian, hasil penelitian ini memperlihatkan bahwa luaran numerik dari sistem inferensi dapat diterjemahkan menjadi keputusan klinis yang lebih aplikatif dalam praktik terapi sehari-hari.

Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, hasil penelitian ini sejalan dengan perkembangan studi berbasis kecerdasan komputasional pada ASD yang menunjukkan bahwa integrasi pendekatan berbasis AI mampu meningkatkan konsistensi identifikasi pola perilaku serta membantu proses evaluasi klinis yang lebih sistematis pada anak autistik [33]. Namun, penelitian ini menawarkan nilai tambah karena tidak berhenti pada identifikasi atau kategorisasi kondisi, melainkan menghubungkan hasil inferensi secara langsung dengan functional support mapping berbasis *Planning Matrix*. Rathod et al. menegaskan bahwa sistem yang bersifat interpretable akan lebih mudah diterima dalam praktik profesional karena memungkinkan proses pengambilan keputusan dipahami secara transparan oleh pengguna [34]. Hal tersebut menjadi salah satu kontribusi penelitian ini, yakni menyediakan model yang tidak hanya menghasilkan keputusan, tetapi juga tetap dapat ditelusuri logikanya oleh terapis.

Tingginya tingkat kesesuaian model terhadap evaluasi pakar dapat dijelaskan oleh beberapa faktor. Pertama, penggunaan indikator perilaku yang terstruktur meningkatkan sensitivitas sistem dalam menangkap variasi komunikasi, interaksi sosial, dan perilaku repetitif anak ASD. Kedua, penggunaan inferensi fuzzy-probabilistik memungkinkan integrasi antara representasi linguistik perilaku dengan keyakinan klinis terapis sehingga keputusan tidak bergantung pada batas numerik yang terlalu rigid atau kategorisasi yang bersifat tegas. Kajian terkini pada sistem inferensi cerdas di bidang kesehatan menunjukkan bahwa pendekatan fuzzy memberi ruang bagi representasi kondisi yang ambigu dan bertingkat sehingga lebih mendekati kompleksitas observasi klinis nyata [35]. Ketiga, struktur aturan inferensi yang transparan membantu menjaga konsistensi logis antarvariabel sehingga hasil klasifikasi tetap selaras dengan pola penalaran klinis yang digunakan terapis [36].

Dari sisi implikasi klinis, model yang dikembangkan berpotensi memperkuat konsistensi pengambilan keputusan terapi melalui sistem pendukung keputusan yang transparan dan mudah ditelusuri. Menurut Sulek et al., teknologi pendukung keputusan pada layanan autisme memiliki manfaat ketika diposisikan sebagai alat bantu profesional, bukan pengganti pertimbangan klinis [29]. Dalam penelitian ini, pendekatan tersebut diwujudkan melalui hubungan yang jelas antara observasi perilaku, aktivasi aturan fuzzy, pembobotan probabilistik, hingga hasil klasifikasi akhir. Dalam literatur terbaru mengenai *explainable clinical AI* menegaskan bahwa sistem yang dapat menjelaskan alasan di balik keputusan akan lebih mudah dipercaya dan diadopsi oleh profesional kesehatan karena meningkatkan transparansi proses klinis [37].

Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan, terutama penggunaan dataset internal pada satu unit terapi tanpa validasi eksternal sehingga hasil yang diperoleh lebih merepresentasikan konsistensi internal model. Selain itu, variabel penelitian masih terbatas pada aspek komunikasi, interaksi sosial, dan perilaku repetitif sehingga belum mencakup dimensi adaptif lain yang mungkin turut memengaruhi kebutuhan dukungan anak ASD. Aldrees et al. menekankan bahwa pengembangan model prediksi ASD berbasis data perilaku masih bergantung pada optimalisasi dan seleksi fitur yang tepat, serta integrasi *Explainable Artificial Intelligence* untuk meningkatkan akurasi dan interpretabilitas model [38]. Oleh sebab itu, penelitian selanjutnya perlu menguji model pada lingkungan *multi-situs* dan mempertimbangkan integrasi indikator klinis tambahan untuk memperkuat generalisasi model pada konteks terapi yang lebih beragam.

4. Kesimpulan

Penelitian ini telah menetapkan kerangka kerja yang kuat untuk diagnosis fungsional autisme dengan memanfaatkan kemampuan Logika Fuzzy Probabilistik. Sistem yang diusulkan secara efektif mengubah catatan klinis kualitatif menjadi tingkat dukungan kategoris, serta menunjukkan reliabilitas tinggi dengan akurasi kesesuaian sebesar 96,89% dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) minimal sebesar 3,11%. Di luar presisi komputasinya, model ini memperkenalkan pendekatan pengambilan keputusan terukur yang menyelaraskan evaluasi terapeutik rutin dengan logika yang transparan. Dalam praktiknya, sistem ini berfungsi sebagai mekanisme pendukung klinis yang andal, memberdayakan para praktisi untuk mendasarkan

perencanaan intervensi mereka pada metrik fungsional empiris, sehingga secara efektif mengurangi ketergantungan pada penilaian subjektif yang tidak konsisten.

Namun, keterbatasan yang melekat pada penelitian ini adalah kerentanan terhadap *bias optimisme*, karena validasinya bergantung pada satu dataset internal tunggal. Untuk mengatasi hal ini, investigasi selanjutnya harus berfokus pada validasi eksternal yang ketat dengan memanfaatkan sumber data independen yang beragam. Selain itu, menyertakan parameter klinis yang lebih luas, seperti profil pemrosesan sensori, akan semakin mempertajam presisi adaptif sistem dalam pengaturan klinis di dunia nyata.

Daftar Referensi

- [1] J. M. Burton, N. A. Creaghead, A. Duncan, N. Silbert, A. D. Breit, and S. M. Grether, "Social Communication, Repetitive Behaviors and Interests, and Adaptive Behavior in Girls With Autism Spectrum Disorder Without Intellectual Disability," *J. Autism Dev. Disord.* 2025, pp. 1–16, Sep. 2025, doi: 10.1007/S10803-025-07035-Z.
- [2] V. M. Guillén, M. Verdugo, P. Jiménez, V. Aguayo, and A. M. Amor, "Support Needs of Children with Autism Spectrum Disorders: Implications for Their Assessment," *Behav. Sci.* 2023, Vol. 13, Page 793, vol. 13, no. 10, p. 793, Sep. 2023, doi: 10.3390/BS13100793.
- [3] L. Zuhria and A. R. Habibi, "Comparative Analysis of Random Forest and SVM Performance in Asthma Prediction," *Sink. J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 347–356, Jan. 2025, doi: 10.33395/SINKRON.V9I1.14346.
- [4] Erni Setiawati and Ervin Nurul Affrida, "Implementasi (Planning Matrix) Perencanaan pada Anak Usia 4-5 Tahun dengan Gangguan Lambat Bicara," *Indones. J. Early Child. J. Dunia Anak Usia Dini*, vol. 6, no. 1, pp. 51–61, 2024, doi: 10.35473/ijec.v6i1.2830.
- [5] S. S. Joudar, A. S. Albahri, and R. A. Hamid, "Intelligent triage method for early diagnosis Autism Spectrum Disorder (ASD) based on integrated fuzzy multi-criteria decision-making methods," *Informatics Med. Unlocked*, vol. 36, p. 101131, Jan. 2023, doi: 10.1016/J.IMU.2022.101131.
- [6] A. S. Albahri *et al.*, "Explainable Artificial Intelligence Multimodal of Autism Triage Levels Using Fuzzy Approach-Based Multi-criteria Decision-Making and LIME," *Int. J. Fuzzy Syst.* 2023 261, vol. 26, no. 1, pp. 274–303, Nov. 2023, doi: 10.1007/S40815-023-01597-9.
- [7] A. Bilgiç *et al.*, "Personalized recommendation algorithm for rehabilitation intervention in children with Autism Spectrum Disorder based on the cognitive diagnosis model," *Front. Psychol.*, vol. 16, p. 1696155, Jan. 2026, doi: 10.3389/FPSYG.2025.1696155.
- [8] G. Capitoli, M. S. Nobile, E. L. Ambags, V. L'Imperio, M. Provenzano, and P. Liò, "Assisting clinical diagnosis with interpretable fuzzy probabilistic modelling," *BMC Med. Informatics Decis. Mak.* 2025 253, vol. 25, no. 3, pp. 330-, Sep. 2025, doi: 10.1186/s12911-025-03183-5.
- [9] R. Saatchi, "Fuzzy Logic Concepts, Developments and Implementation," *Inf.* 2024, Vol. 15, Page 656, vol. 15, no. 10, p. 656, Oct. 2024, doi: 10.3390/INFO15100656.
- [10] S. Sharif and M. R. Akbarzadeh-T, "Distributed Probabilistic Fuzzy Rule Mining for Clinical Decision Making," *Fuzzy Inf. Eng.*, vol. 13, no. 4, pp. 436–459, Oct. 2021, doi: 10.1080/16168658.2021.1978803.
- [11] T. M. Alam *et al.*, "A Fuzzy Inference-Based Decision Support System for Disease Diagnosis," *Comput. J.*, vol. 66, no. 9, pp. 2169–2180, Sep. 2023, doi: 10.1093/COMJNL/BXAC068.
- [12] L. Widayanti, "Implementation of fuzzy analytical hierarchy process in ranking student learning achievement," *J. Ilm. Teknol. Inf. Asia*, vol. 19, no. 1, pp. 35–41, Mar. 2025, doi: 10.32815/JITIKA.V19I1.1112.
- [13] M. Hayden-Evans *et al.*, "Validating the International Classification of Functioning, Disability and Health Core Sets for Autism in a Sample of Australian School-Aged Children on the Spectrum," *J. Autism Dev. Disord.* 2024 554, vol. 55, no. 4, pp. 1424–1437, Feb. 2024, doi: 10.1007/S10803-024-06295-5.
- [14] M. Tohir, F. A. Ahda, and D. A. Sulisty, "Sistem Pendukung Keputusan Untuk Pemilihan Supplier Buah Di PT.Indomarca Prismatama Menggunakan Metode Analytical Hierarchy Process," *J. Ilm. Teknol. Inf. Asia*, vol. 16, no. 2, pp. 113–122, Jul. 2022, doi: 10.32815/JITIKA.V16I2.629.
- [15] S. Sukinah and D. B. Taqiyah, "Alternative teaching behaviour management strategies for

- children with autism: An Approach based on functional behavioral assessment,” *J. Kependidikan Penelit. Inov. Pembelajaran*, vol. 8, no. 1, pp. 118–128, May 2024, doi: 10.21831/JK.V8I1.66775.
- [16] J. F. Lima, A. Patiño-León, M. Orellana, and J. L. Zambrano-Martinez, “Evaluating the Impact of Membership Functions and Defuzzification Methods in a Fuzzy System: Case of Air Quality Levels,” *Appl. Sci.* 2025, Vol. 15, vol. 15, no. 4, Feb. 2025, doi: 10.3390/APP15041934.
- [17] Mufidatul Isamiyah, “Pemodelan Logika Fuzzy Pada Incubator Telur Ayam Kampung Dengan Metode Centroid,” *J. Ilm. Teknol. Inf. Asia*, vol. 18, no. 02, pp. 17–23, 2024.
- [18] A. S. Albahri *et al.*, “Prioritizing complex health levels beyond autism triage using fuzzy multi-criteria decision-making,” *Complex Intell. Syst.* 2024 105, vol. 10, no. 5, pp. 6159–6188, Jun. 2024, doi: 10.1007/S40747-024-01432-0.
- [19] G. Deng, M. Zhang, X. Meng, and J. Yuan, “Research on the problem of aggregation of multiple rules in fuzzy inference systems,” *J. Intell. Fuzzy Syst.*, vol. 45, no. 2, pp. 2393–2408, Jun. 2023, doi: 10.3233/JIFS-230866;WEBSITE:WEBSITE:SAGE;WGROU: STRING:PUBLICATION.
- [20] N. Cao, M. Holčápek, and R. Valášek, “On Inference Mechanisms of Fuzzy-Probabilistic Inference Systems,” *Proc. Eighteenth Int. Conf. Fuzzy Set Theory Appl.*, pp. 41–45, 2026, doi: 10.15452/978-80-7599-515-5.2026.06.
- [21] G. Filo, E. Lisowski, P. Lempa, and K. Wisowski, “Modelling a Fuzzy Logic-Based Multiple-Actuator Hydraulic Lifting and Positioning System,” *Appl. Sci.* 2025, Vol. 15, Page 10747, vol. 15, no. 19, p. 10747, Oct. 2025, doi: 10.3390/APP151910747.
- [22] J. J. Cardiel-Ortega and R. Baeza-Serrato, “Probabilistic Fuzzy System for Evaluation and Classification in Failure Mode and Effect Analysis,” *Process.* 2024, Vol. 12, Page 1197, vol. 12, no. 6, p. 1197, Jun. 2024, doi: 10.3390/PR12061197.
- [23] T. Zhan, W. T. Li, B. J. Fan, and S. Liu, “Experimental Evaluation on Defuzzification of TSK-type-based Interval Type-2 Fuzzy Inference Systems,” *Int. J. Control. Autom. Syst.* 2023 214, vol. 21, no. 4, pp. 1338–1348, Mar. 2023, doi: 10.1007/S12555-021-0370-Z.
- [24] T. Mitsuishi, “Definition of Centroid Method as Defuzzification,” *Formaliz. Math.*, vol. 30, no. 2, pp. 125–134, Dec. 2022, doi: 10.2478/FORMA-2022-0010.
- [25] I. Wahyuni *et al.*, “Penerapan Metode Hybrid FIS Tsukamoto dan Algoritma Genetika untuk Prediksi Curah Hujan di Daerah Batu,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 4, pp. 483–492, Oct. 2018, doi: 10.25126/JTIK.201854836.
- [26] M. Agustini, K. Fithriasari, and D. D. Prastyo, “An accuracy-level method for robust evaluation in predictive analytics,” *Decis. Anal. J.*, vol. 18, p. 100661, Mar. 2026, doi: 10.1016/J.DAJOUR.2025.100661.
- [27] H. Jabbari and H. Shahbandarzadeh, “Design of Multilevel Fuzzy Inference System to Measure Strategic Capability, Case Study: Municipal Organization,” *Commer. Strateg.*, vol. 17, no. 15, pp. 137–157, Aug. 2020, doi: 10.22070/CS.2020.3194.
- [28] R. Y. Coley, Q. Liao, N. Simon, and S. M. Shortreed, “Empirical evaluation of internal validation methods for prediction in large-scale clinical data with rare-event outcomes: a case study in suicide risk prediction,” *BMC Med. Res. Methodol.* 2023 231, vol. 23, no. 1, pp. 33–, Feb. 2023, doi: 10.1186/S12874-023-01844-5.
- [29] R. Sulek *et al.*, “Support Preferences and Clinical Decision Support Systems (CDSS) in the Clinical Care of Autistic Children: Stakeholder Perspectives,” *Adv. Neurodev. Disord.* 2024 92, vol. 9, no. 2, pp. 355–365, Jul. 2024, doi: 10.1007/S41252-024-00410-4.
- [30] R. Sulek, C. Edwards, R. Monk, L. Patrick, S. Pillar, and H. Waddington, “Community Priorities for Outcomes Targeted During Professional Supports for Autistic Children and their Families,” *J. Autism Dev. Disord.* 2024 555, vol. 55, no. 5, pp. 1890–1901, Apr. 2024, doi: 10.1007/S10803-024-06333-2.
- [31] N. Shoaip, S. El-Sappagh, T. Abuhmed, and M. Elmogy, “A dynamic fuzzy rule-based inference system using fuzzy inference with semantic reasoning,” *Sci. Reports* 2024 141, vol. 14, no. 1, pp. 4275–, Feb. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-54065-1.
- [32] C. C. Green *et al.*, “An Evaluation of Child and Parent Outcomes Following Community-Based Early Intervention with Randomised Parent-Mediated Intervention for Autistic Pre-Schoolers,” *Child Youth Care Forum* 2024 535, vol. 53, no. 5, pp. 1213–1233, Feb. 2024, doi: 10.1007/S10566-024-09792-X.
- [33] J. T. Megerian *et al.*, “Evaluation of an artificial intelligence-based medical device for

- diagnosis of autism spectrum disorder,” *npj Digit. Med.* 2022 51, vol. 5, no. 1, pp. 57-, May 2022, doi: 10.1038/s41746-022-00598-6.
- [34] V. N. Rathod, R. H. Goudar, and S. Sangani, “Unified interpretable AI for autism diagnosis and scalable severity-aware personalized adaptive e-learning,” *Discov. Appl. Sci.* 2026 84, vol. 8, no. 4, pp. 349-, Feb. 2026, doi: 10.1007/S42452-026-08335-4.
- [35] Y. Zheng, Z. Xu, T. Wu, and Z. Yi, “A systematic survey of fuzzy deep learning for uncertain medical data,” *Artif. Intell. Rev.* 2024 579, vol. 57, no. 9, pp. 230-, Aug. 2024, doi: 10.1007/S10462-024-10871-7.
- [36] G. Leroy *et al.*, “Transparent deep learning to identify autism spectrum disorders (ASD) in EHR using clinical notes,” *J. Am. Med. Informatics Assoc.*, vol. 31, no. 6, pp. 1313–1321, May 2024, doi: 10.1093/JAMIA/OCAE080.
- [37] R. Rosenbacke, Å. Melhus, M. McKee, and D. Stuckler, “How Explainable Artificial Intelligence Can Increase or Decrease Clinicians’ Trust in AI Applications in Health Care: Systematic Review,” *JMIR AI*, vol. 3, no. 1, p. e53207, Oct. 2024, doi: 10.2196/53207.
- [38] A. Aldrees *et al.*, “Data-centric automated approach to predict *Autism Spectrum Disorder* based on selective features and explainable artificial intelligence,” *Front. Comput. Neurosci.*, vol. 18, p. 1489463, Oct. 2024, doi: 10.3389/fncom.2024.1489463.