**Jurnal ilmiah Sistem Informasi dan Ilmu Komputer**
**Volume. 6 Nomor. 1 Maret 2026**
e-ISSN: 2827-7953; p-ISSN: 2827-8135, Hal. 705-719
DOI: https://doi.org/10.55606/juisik.v6i1.2286
Tersedia: https://journal.sinov.id/index.php/juisik

# Pendekatan Berbasis Logika *Fuzzy* untuk Pemodelan Ketidakpastian dalam Evaluasi Ketercapaian Capaian Pembelajaran Lulusan (CPL) dalam Kerangka *Outcome-Based Education* (OBE)

**Casidi Casidi[1*], Iyan Sunandar[2], Sri Nuryani[3], Munawir Hamzah[4]**
[1-4] Ilmu Komputer, Universitas An Nasher, Kabupaten Cirebon, Jawa Barat, Indonesia
*Email: ceesde578@gmail.com[1], akhtarhaidar01@gmail.com[2], Nurigendis07@gmail.com[3], m.hamzah001@gmail.com[4]*

**Penulis Korespondensi: ceesde578@gmail.com*

***Abstract****. Although the Outcome-Based Education (OBE) curriculum is now a mandatory standard in higher education accreditation, precise measurement of Graduate Learning Outcomes (CPL) still faces major challenges. Current approaches generally rely on linear weighted averages, treating qualitative rubrics as rigid numerical values. As a result, these static methods often ignore uncertainty and subjectivity, especially in borderline student cases. This study proposes a CPL evaluation model based on fuzzy logic using a Fuzzy Inference System (FIS). The model processes assessment components, including formative metrics (X1), summative metrics (X2), and affective metrics (X3), to produce a more adaptive CPL score (Y). Simulations were conducted using MATLAB by applying trapezoidal and triangular membership functions, along with centroid defuzzification. Validation results from thirty student samples show that the fuzzy model demonstrates nonlinear sensitivity, with score differences ranging from -8.4 to +2.9 points compared to traditional linear methods. These findings confirm that fuzzy logic provides mathematical compensation, where consistency in daily assignments and affective aspects can mitigate anomalies in summative exam results. This model contributes practically to strengthening quality assurance through a more transparent and representative assessment system.*

***Keywords:*** *Assessment Evaluation; Fuzzy Inference System (FIS); Fuzzy Logic; Graduate Learning Outcomes (CPL); Outcome-Based Education (OBE).*

**Abstrak**. Meskipun kurikulum Outcome-Based Education (OBE) kini menjadi standar wajib dalam akreditasi pendidikan tinggi, pengukuran Capaian Pembelajaran Lulusan (CPL) yang presisi masih menghadapi tantangan besar. Pendekatan kalkulasi saat ini umumnya masih mengandalkan rata-rata tertimbang linier, yang cenderung memperlakukan rubrik kualitatif sebagai angka numerik kaku. Akibatnya, metode statis ini sering kali mengabaikan unsur ketidakpastian (uncertainty) dan subjektivitas penilaian, terutama pada kasus-kasus mahasiswa di ambang batas (borderline). Penelitian ini mengusulkan model evaluasi CPL berbasis logika fuzzy dengan menggunakan Fuzzy Inference System (FIS). Model ini memproses berbagai komponen penilaian – seperti metrik formatif (X1), sumatif (X2), dan afektif (X3) – untuk menghasilkan variabel output skor CPL (Y) yang lebih adaptif. Simulasi dilakukan melalui perangkat lunak MATLAB dengan menerapkan fungsi keanggotaan trapesium dan segitiga, serta metode defuzzifikasi centroid. Hasil validasi terhadap tiga puluh sampel data mahasiswa menunjukkan bahwa model Fuzzy memiliki sensitivitas nonlinier dengan selisih nilai berkisar antara -8,4 hingga +2,9 poin dibandingkan dengan perhitungan linier tradisional. Temuan ini menegaskan bahwa logika fuzzy mampu memberikan kompensasi matematis; di mana konsistensi tugas harian dan aspek afektif dapat memitigasi anomali pada hasil ujian sumatif. Model ini menawarkan kontribusi praktis bagi institusi pendidikan dalam memperkuat penjaminan mutu melalui sistem penilaian yang lebih transparan dan representatif.

**Kata Kunci**: Capaian Pembelajaran Lulusan (CPL); Evaluasi Penilaian; Logika Fuzzy; *Outcome-Based Education* (OBE); Sistem Inferensi Fuzzy (FIS).

## 1. LATAR BELAKANG

Dalam pendekatan *Outcome-Based Education* (OBE), keberhasilan pembelajaran tidak lagi diukur dari materi yang disampaikan, tetapi dari kemampuan yang benar-benar dikuasai oleh mahasiswa.

*Naskah Masuk: 20 Maret 2026; Revisi: 20 April 2026; Diterima: 13 Mei 2026; Terbit: 21 Mei 2026*

Dalam konteks program studi Ilmu Komputer, pemenuhan standar yang ditetapkan oleh Badan Akreditasi Nasional dan Internasional Perguruan Tinggi (seperti BAN-PT, IABEE, ASIIN, atau standar APTIKOM) memerlukan pengukuran Capaian Pembelajaran Lulusan (CPL) yang ketat dan transparan (Yuniarti et al., 2024).

Penerapan *Outcome-Based Education* (OBE) mensyaratkan keselarasan yang sistematis antara *Course Learning Outcomes (*CLO) dan Program *Learning Outcomes* (PLO/CPL). Urgensi *feedback loops* dalam menjaga koherensi kurikulum berbasis luaran sangat diperlukan(Derouich, 2025). Dalam pelaksanaannya, proses evaluasi sering kali bergantung pada instrumen rubrik. Sasipraba dkk. (2020)(Sasipraba et al., 2020) Telah mendemonstrasikan penggunaan instrumen dan rubrik untuk mengevaluasi proyek capstone dalam kerangka OBE. Namun, penilaian berbasis rubrik konvensional memiliki kelemahan inheren terkait subjektivitas dan kekakuan perhitungan. Keterbatasan pengukuran matematis linier tradisional (seperti rata-rata baku) dalam menangkap nuansa kompetensi aktual mahasiswa kini mulai banyak disoroti. Penelitian mutakhir oleh Jan dkk. (2023) dan Izzati dkk. (2025)(Izzati et al., 2025; Jan et al., 2023) Mengonfirmasi bahwa sistem penilaian konvensional sering kali gagal memodelkan ketidakpastian dan kompleksitas performa mahasiswa secara utuh. Oleh karena itu, kerangka cerdas berbasis *fuzzy logic* kini diusulkan sebagai solusi adaptif yang jauh lebih representatif untuk memantau evaluasi akademik yang adil dan komprehensif.

Seiring dengan digitalisasi, evaluasi OBE juga diintegrasikan ke dalam lingkungan *e-learning*. Wang dan Yang (2024)(Wang & Yang, 2024) Mengaplikasikan kecerdasan buatan dalam desain kurikulum riset berbasis OBE, sementara Yang dan Fan (2022)(Yang & Fan, 2022) Menyoroti pentingnya konstruksi model pembelajaran otonom mandiri bagi mahasiswa. Kemampuan kemandirian ini berhasil dikuantifikasi oleh Yuniarti dkk. (2024)(Yuniarti et al., 2024) Melalui sistem asesmen *e-learning* yang mengevaluasi performa aktivitas dan tingkat kemampuan mahasiswa dengan pendekatan OBE. Dalam skala komputasi yang lebih kompleks untuk pengambilan keputusan akademik, pemodelan himpunan fuzzy tingkat lanjut, seperti yang dieksplorasi oleh Irvanizam dkk. (2022)(Irvanizam et al., 2022) Menggunakan metode MULTIMOORA dan himpunan *Trapezoidal Fuzzy Neutrosophic* menunjukkan bahwa sistem cerdas mampu menangani multi-kriteria yang sarat ketidakpastian. Menurut Yang dan Fan (2022) (Yang & Fan, 2022) Konsep OBE diintegrasikan dengan teknologi *Internet of Things* untuk mengarahkan desain sumber daya kurikulum terbuka secara daring yang mendukung program universitas.

Metode desain retrospektif menjadikan sumber daya kurikulum yang dikembangkan lebih masuk akal dan menyesuaikan dengan perkembangan dan perubahan industri sosial. Namun, terdapat kesenjangan kritis dalam cara ketercapaian ini dihitung saat ini. Sebagian besar Sistem Informasi Akademik menggunakan metode kalkulasi linier, di mana ketercapaian CPL diturunkan dari rata-rata tertimbang sederhana dari nilai akhir atau skor rubrik statis. Pendekatan ini secara fundamental cacat ketika berhadapan dengan penilaian kualitatif. Sebagai contoh, transisi antara kinerja "Baik" dan "Sangat Baik" dalam sebuah proyek pemrograman sering kali bersifat ambigu dan subjektif. Model linier mengabaikan sifat "kabur" (fuzziness) ini, yang berpotensi menyebabkan representasi kompetensi mahasiswa yang tidak akurat. Berangkat dari analisis penulis terkait fenomena tersebut, Tabel 1 menjelaskan perbandingan penelitian dari studi terdahulu.

**Tabel 1.** Perbandingan Penelitian yang Diusulkan dengan Studi Terdahulu.

| Peneliti (Tahun) | Fokus Penelitian | Variabel & Domain Evaluasi | Keterbatasan (*Research Gap*) |
|---|---|---|---|
| (Nugroho, 2024, 2024) | Pengukuran atribut lulusan menggunakan metode Fuzzy Mamdani. | Kognitif, Psikomotorik, dan Afektif. | Pemilihan parameter keanggotaan masih bergantung pada set data spesifik; tidak mengotomatiskan rubrik bernuansa logika murni. |
| (Aziz et al., 2025) | Sistem asesmen pembelajaran mahasiswa berbasis *soft boundary* pada OBE. | Ujian akhir dan asesmen berlanjut (CLO menuju PLO. | Model masih berfokus pada metrik ujian sumatif konvensional, belum mendetailkan rubrik afektif khusus. |
| (Suswanto et al., 2025) | Evaluasi efektivitas pembelajaran praktikal (*practical learning*) secara longitudinal. | Kinerja teknis dan kognitif mahasiswa. | Lebih menyoroti perbandingan tren nilai antartahun, belum diintegrasikan sepenuhnya untuk pemenuhan CPL standar akreditasi (seperti APTIKOM). |
| (Alkandari & Alajmi, 2025) | Model *grading* untuk penyelesaian tugas berbasis logika dan pembuktian matematis. | Logika prosedural, ketepatan metode, dan asumsi deduktif. | Validasi sebatas pada kebenaran parsial suatu tugas, tidak memetakan hasilnya ke capaian lulusan (OBE) secara kumulatif. |
| **Penelitian Diusulkan (2026)** | Otomatisasi ketercapaian CPL dalam kerangka OBE untuk mengatasi kekakuan linier pada mata kuliah algoritmik. | Formatif (logika *coding*), sumatif, dan afektif (kemandirian). | (Solusi) Menangani ketidakpastian pada rubrik berbasis logika algoritmik sekaligus memetakannya langsung menjadi persentase CPL komprehensif. |

Berdasarkan Tabel 1, penulis dapat menyimpulkan bahwa meskipun penggunaan logika fuzzy dalam evaluasi pendidikan telah berkembang pesat dalam lima tahun terakhir (2021–2026), masih terdapat celah penelitian (*research gap*) yang signifikan yang menjadi fokus utama dalam penelitian ini.

Berikut adalah poin-poin uraian kesimpulannya:

a) Pergeseran dari Batas Kaku ke *Soft Boundary*

Penelitian oleh (Aziz et al., 2025; Nugroho, 2024) Telah meletakkan dasar penting bahwa penilaian berbasis nilai angka tunggal (*crisp*) tidak lagi memadai untuk standar *Outcome-Based Education* (OBE). Namun, mayoritas model tersebut masih berfokus pada hasil akhir ujian sumatif.

Penelitian ini memperluas cakupan tersebut dengan mengotomatisasi proses penilaian pada level rubrik yang lebih mikroskopis, khususnya pada logika prosedural mahasiswa.

b) Penanganan Subjektivitas pada Tugas Praktikum

Studi oleh (Alkandari & Alajmi, 2025; Suswanto et al., 2025) Menunjukkan bahwa penilaian berbasis logika (seperti pembuktian matematis atau praktikum teknik) memiliki tingkat ambiguitas yang tinggi—di mana seorang mahasiswa bisa bernilai "setengah benar". Celah yang ditemukan adalah model-model tersebut belum terintegrasi secara utuh ke dalam pemetaan CPL (Capaian Pembelajaran Lulusan) yang bersifat kumulatif. Penelitian ini mengisi celah tersebut dengan menghubungkan evaluasi logika *coding* secara langsung ke dalam metrik ketercapaian CPL sesuai standar kurikulum ilmu komputer.

c) Integrasi Domain Afektif (Kemandirian)

Salah satu tantangan metodologis yang diidentifikasi dari literatur terkini adalah sulitnya mengukur aspek kualitatif seperti kemandirian secara objektif tanpa kehilangan nuansa penilaiannya. Penelitian ini menawarkan kebaruan dengan mengintegrasikan variabel Afektif ($X_3$) ke dalam mesin inferensi Fuzzy Mamdani, sejalan dengan kerangka kerja yang diusulkan oleh (Nugroho, 2024) Yang menekankan pentingnya pembobotan kualitatif pada perilaku mahasiswa. Pendekatan ini memastikan bahwa variabel kemandirian, yang sering kali bersifat ambigu dalam laporan praktikum sebagaimana dicatat oleh Suswanto et al. (2025), tidak lagi hanya berupa catatan deskriptif, melainkan menjadi bobot matematis yang menentukan hasil akhir ketercapaian CPL secara transparan dan terukur.

d) Orisinalitas Kontribusi (*Novelty*)

Kontribusi utama dari penelitian ini yang membedakannya dari kelima referensi di atas adalah pengembangan model otomatisasi yang secara spesifik dirancang untuk mata kuliah algoritmik.

Model ini tidak hanya menghitung nilai, tetapi juga memodelkan "ketidakpastian" (*uncertainty*) dalam kemampuan logika mahasiswa melalui fungsi keanggotaan fuzzy yang lebih terurai. Hal ini memungkinkan sistem evaluasi untuk memberikan penilaian yang lebih adil bagi mahasiswa yang berada di area "ambang batas" (*borderline cases*), yang sering kali dirugikan oleh sistem perhitungan linier.

Penelitian ini menjawab keterbatasan tersebut di atas dengan mengimplementasikan sistem evaluasi berbasis logika *fuzzy*. Logika *fuzzy* sangat cocok untuk domain ini karena kemampuannya memodelkan penalaran mirip manusia dan menangani "ketidakpastian" yang melekat dalam rubrik pendidikan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan *Fuzzy Inference System* tipe Mamdani guna mengotomatisasi evaluasi CPL dan menyediakan alat penilaian yang lebih spesifik dan objektif bagi institusi pendidikan tinggi.

## 2. KAJIAN TEORITIS

Pendekatan *Outcome-Based Education* (OBE) merupakan paradigma pendidikan yang menekankan pencapaian hasil belajar sebagai indikator utama keberhasilan proses pembelajaran. Dalam kerangka ini, ketercapaian *Graduate Learning Outcomes* atau Capaian Pembelajaran Lulusan (CPL) menjadi tolok ukur utama kualitas pendidikan tinggi. OBE menuntut adanya keselarasan antara *Course Learning Outcomes* (CLO) dan *Program Learning Outcomes* (PLO), serta sistem evaluasi yang mampu merepresentasikan kompetensi mahasiswa secara komprehensif dan berkelanjutan (Varghese et al., 2017).

Namun demikian, praktik evaluasi CPL saat ini masih didominasi oleh pendekatan kuantitatif linier, seperti rata-rata tertimbang. Metode ini cenderung menyederhanakan penilaian kualitatif menjadi nilai numerik yang kaku, sehingga kurang mampu menangkap kompleksitas performa mahasiswa. Penelitian menunjukkan bahwa pendekatan konvensional sering gagal mengakomodasi ketidakpastian (*uncertainty*) dan subjektivitas dalam penilaian, terutama pada kasus jawaban parsial atau performa mahasiswa yang berada pada batas ambang (*borderline*) (Xue & Sun, 2025).

Sebagai alternatif, logika fuzzy diperkenalkan untuk memodelkan ketidakpastian dan ambiguitas dalam pengambilan keputusan. Logika fuzzy memungkinkan representasi nilai dalam bentuk derajat keanggotaan (*membership degree*), sehingga lebih fleksibel dibandingkan logika klasik yang bersifat biner. Sistem inferensi fuzzy (*Fuzzy Inference System* / FIS) bekerja melalui tahapan fuzzifikasi, inferensi berbasis aturan, dan defuzzifikasi untuk menghasilkan output yang lebih adaptif dan mendekati penalaran manusia (Liu & Yang, 2023).

Selain itu, FIS mampu menggabungkan variabel kualitatif dan kuantitatif secara simultan dalam proses evaluasi (Cervero et al., 2020). Dalam konteks pendidikan, penerapan logika fuzzy telah banyak digunakan untuk meningkatkan objektivitas dan keadilan penilaian. Penelitian oleh Sutoto (2024) menunjukkan bahwa metode Fuzzy Mamdani efektif dalam mengukur atribut lulusan berbasis OBE dengan mempertimbangkan domain kognitif, psikomotorik, dan afektif secara simultan.

Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa perbedaan nilai antara metode fuzzy dan metode konvensional relatif kecil namun lebih representatif terhadap kondisi nyata mahasiswa. Seiring perkembangan teknologi pendidikan, integrasi antara OBE, kecerdasan buatan, dan sistem *e-learning* semakin meningkat. Model evaluasi berbasis fuzzy menjadi relevan karena mampu mengakomodasi data yang bersifat dinamis dan tidak pasti dalam lingkungan pembelajaran digital. Sistem berbasis fuzzy memungkinkan evaluasi yang lebih adaptif, personal, dan berbasis data dalam mendukung pengambilan keputusan akademik (Lv & Shen, 2021).

Berdasarkan kajian teoritis dan penelitian terdahulu, dapat diidentifikasi adanya kesenjangan penelitian (*research gap*), yaitu belum adanya model evaluasi CPL yang secara simultan mengintegrasikan aspek formatif, sumatif, dan afektif dalam satu kerangka berbasis *Fuzzy Inference System* yang terhubung langsung dengan capaian OBE. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan model evaluasi berbasis FIS tipe Mamdani yang mengakomodasi ketiga aspek tersebut secara terpadu untuk menghasilkan sistem penilaian yang lebih objektif, adaptif, dan representatif.

## 3. METODE PENELITIAN

### Pengumpulan Data dan Pemilihan Variabel

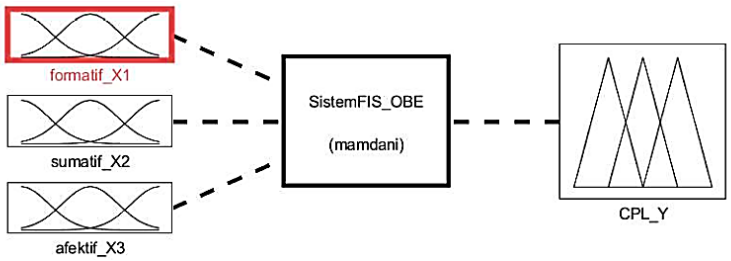
Data dalam penelitian ini dikumpulkan melalui observasi selama satu semester pada mata kuliah Pengantar Algoritma dan Pemrograman. Subjek penelitian terdiri dari 30 mahasiswa tingkat sarjana. Menurut (Aziz et al., 2025; Nugroho, 2024), Instrumen pengumpulan data dalam penelitian ini disusun untuk menggambarkan kemampuan berpikir dan perilaku belajar mahasiswa secara menyeluruh. Data yang dikumpulkan mencakup tiga komponen utama, yaitu penilaian formatif (X1) yang melihat proses belajar, penilaian sumatif (X2) yang mengukur hasil akhir, serta aspek soft skills atau afektif (X3) yang berkaitan dengan sikap dan kemandirian mahasiswa.

**Perancangan Sistem Inferensi Fuzzy (FIS)**

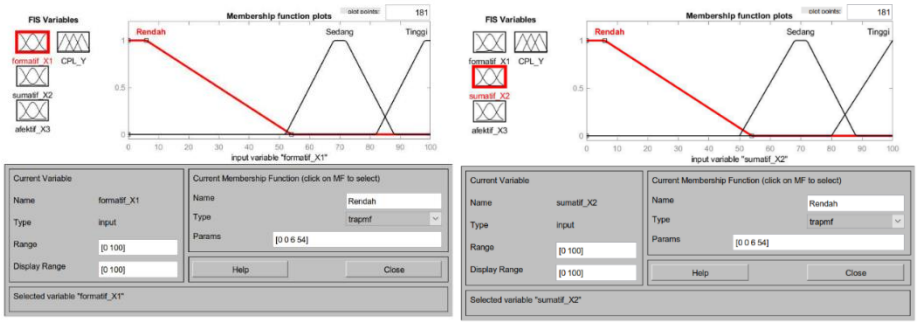
Sistem inferensi yang dibangun menggunakan tipe Mamdani dengan tiga variabel input (Formatif X1, Sumatif X2, dan Afektif X3) serta satu variabel output (CPL Y). Rentang nilai untuk seluruh variabel ditetapkan pada skala 0 hingga 100 sesuai dengan standar penilaian akademik. Penentuan variabel ini didasarkan pada kebutuhan instrumen rubrik yang komprehensif dalam kerangka OBE (Sasipraba et al., 2020) serta pentingnya pemantauan performa aktivitas mahasiswa(Yuniarti et al., 2024). Model yang diusulkan mengikuti empat tahapan pemrosesan fuzzy:

a) Fuzzifikasi: Mengubah nilai numerik tegas (*crisp*) menjadi variabel linguistik (misal: Rendah, Sedang, Tinggi) menggunakan Fungsi Keanggotaan (*Membership Functions*).
b) Basis Aturan (Rule Base): Mengembangkan aturan "If-Then" berdasarkan kepakaran pedagogis (misal: JIKA Formatif Tinggi DAN Sumatif Sedang MAKA Ketercapaian CPL Tinggi).
c) Mesin Inferensi: Menggunakan metode Mamdani untuk memproses input fuzzy.
d) Defuzzifikasi: Mengubah kembali output fuzzy menjadi persentase tegas untuk pelaporan CPL.

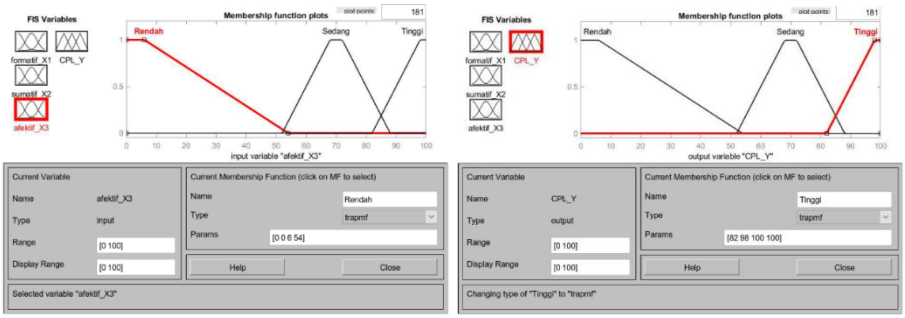
***Fuzzifikasi***




(a)




(b) (c)




(d) (e)

**Gambar 1.** (a) Sistem Inferensi Logika Fuzzy Mamdani, (b) Variabel Formatif_X1, (c) Variabel Sumatif_X2, (d) Variabel Afektif_X3, (e) Variabel output CPL_Y.

Berdasarkan perancangan di MATLAB, himpunan 'Rendah' pada variabel input (X1, X2, X3) didefinisikan dengan fungsi trapesium (trapmf) pada parameter [0 0 6 54]. Sementara itu, untuk variabel output CPL (Y), himpunan 'Tinggi' menggunakan parameter trapesium [82 98 100 100] guna memastikan akurasi pada predikat nilai maksimal.

Fungsi keanggotaan menggunakan kombinasi kurva segitiga dan trapesium untuk menangani ketidakpastian pada area ambang batas (Aziz et al., 2025; Nugroho, 2024). Penggunaan himpunan trapesium ini selaras dengan pendekatan pengambilan keputusan berbasis kriteria yang kompleks(Irvanizam et al., 2022).

***Pembentukan Aturan Inferensi* (Rule Base)**

Dalam model ini, kita memiliki 3 variabel input: Formatif (X1), Sumatif (X2), dan Afektif (X3). Untuk penyederhanaan yang efektif, setiap variabel dibagi menjadi 3 himpunan fuzzy: Rendah (L), Sedang (M), dan Tinggi (H). Berikut adalah tabel aturan If-Then yang dirancang untuk memberikan penilaian yang adil bagi mahasiswa di area "ambang batas" (*borderline*). Pemilihan ketiga variabel ini didasarkan pada kebutuhan standar akreditasi (seperti APTIKOM 2024) yang mewajibkan penilaian CPL mencakup aspek kognitif dan perilaku profesional secara terintegrasi(Nugroho, 2024; Yuniarti et al., 2024).

**Tabel 2.** Aturan Inferensi Fuzzy (Mamdani) untuk Evaluasi CPL.

| Rule # | Formatif ($X_1$) | Sumatif ($X_2$) | Afektif ($X_3$) | Output: Ketercapaian CPL (Y) | Justifikasi Pedagogis |
|---|---|---|---|---|---|
| R1 | Tinggi | Tinggi | Tinggi | Sangat Tinggi | Performa sempurna di semua aspek. |
| R2 | Tinggi | Tinggi | Sedang | Tinggi | Kognitif kuat, namun kemandirian rata-rata. |
| R3 | Sedang | Tinggi | Tinggi | Tinggi | Ujian akhir sangat baik, menutupi tugas harian. |
| R4 | Tinggi | Sedang | Tinggi | Tinggi | Kasus Borderline: Tugas & afektif menolong nilai ujian. |
| R5 | Sedang | Sedang | Sedang | Sedang | Performa rata-rata di semua domain. |
| R6 | Tinggi | Rendah | Tinggi | Sedang | Kognitif tugas baik, namun gagal di ujian utama. |

| Rule # | Formatif ($X_1$) | Sumatif ($X_2$) | Afektif ($X_3$) | Output: Ketercapaian CPL (Y) | Justifikasi Pedagogis |
|---|---|---|---|---|---|
| R7 | Rendah | Sedang | Tinggi | Sedang | Lemah di tugas, namun mandiri dan ujian cukup. |
| R8 | Rendah | Rendah | Tinggi | Rendah | Afektif baik tidak bisa menolong kognitif yang gagal. |
| R9 | Sedang | Rendah | Rendah | Rendah | Performa di bawah standar minimal. |
| R10 | Rendah | Rendah | Rendah | Sangat Rendah | Gagal di seluruh komponen penilaian |

Aturan inferensi dalam penelitian ini disusun menggunakan logika Mamdani yang dirancang untuk mencerminkan kebijakan evaluasi akademik secara holistik, di mana proses pengambilan keputusan dilakukan melalui operator minimal (AND) untuk menghubungkan ketiga variabel input utama.

Sebagai contoh, pada Rule 4 (R4), jika seorang mahasiswa menunjukkan performa Tinggi pada tugas formatif dan domain afektif namun hanya mendapatkan nilai Sedang pada ujian sumatif, sistem secara adaptif tetap memberikan output CPL Tinggi. Pendekatan ini secara fundamental berbeda dengan sistem perhitungan linier tradisional yang sering kali mendegradasi predikat mahasiswa hanya berdasarkan bobot ujian akhir yang besar. Dengan menetapkan bobot aturan (weight) sebesar 1.0, model ini memastikan setiap domain—baik formatif, sumatif, maupun afektif—memberikan kontribusi yang adil dalam menentukan derajat keanggotaan output CPL. Logika fuzzy tersebut memberikan kompensasi matematis terhadap ketidakpastian (uncertainty) hasil ujian melalui konsistensi tugas harian dan sikap kemandirian mahasiswa, yang kemudian diproses menggunakan metode agregasi MAX untuk menghasilkan himpunan fuzzy output sebelum dilakukan tahap defuzzifikasi (Aziz et al., 2025; Nugroho, 2024).

Proses inferensi dirancang menggunakan logika yang digerakkan oleh aturan (logic-driven) untuk mengevaluasi kemampuan kognitif prosedural(Alkandari & Alajmi, 2025). Sistem menggunakan operator MIN untuk metode And dan implikasi, serta operator MAX untuk agregasi seluruh aturan yang aktif. Struktur aturan If-Then dibuat untuk memodelkan kemandirian belajar mahasiswa dalam penguasaan konsep(Yang & Fan, 2022).

Dalam model ini, aturan inferensi memberikan kompensasi matematis di mana performa afektif yang tinggi dapat memitigasi ketidakpastian hasil ujian sumatif yang mungkin berfluktuasi (Alkandari & Alajmi, 2025; Nugroho, 2024). Hal ini memungkinkan evaluasi yang lebih representatif terhadap kompetensi nyata mahasiswa dibandingkan dengan perhitungan rata-rata tertimbang di perangkat lunak spreadsheet konvensional.

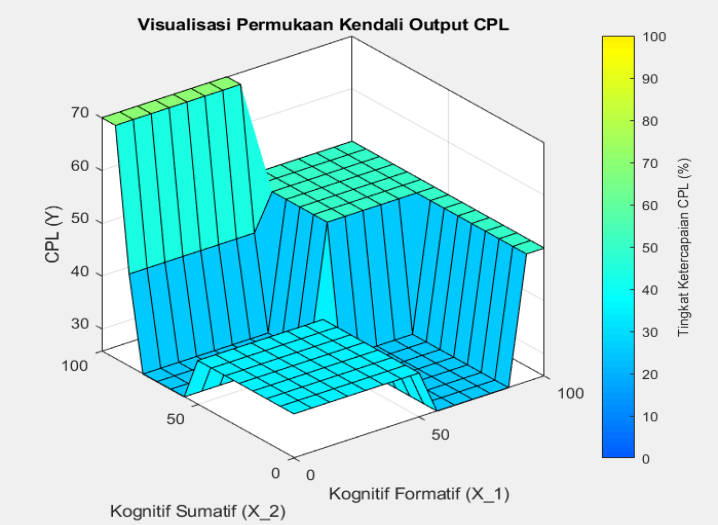
***Defuzzifikasi dan Visualisasi Model***

Tahap akhir adalah defuzzifikasi menggunakan metode Centroid atau dikenal dengan *Center of Gravity* untuk menghasilkan nilai crisp yang merepresentasikan persentase ketercapaian CPL (Izzati et al., 2025). Karakteristik kecerdasan buatan dalam desain kurikulum ini divisualisasikan melalui Surface Plot 3D(Yang & Fan, 2022). Secara matematis, metode centroid menghitung titik pusat massa dari area di bawah kurva fungsi keanggotaan agregat. Nilai crisp output $y^*$ (persentase ketercapaian CPL) ditentukan dengan persamaan berikut:

$$y^* = \frac{\int \mu_C(y).y\, dy}{\int \mu_C(y)\, dy} \qquad (1)$$

Di mana: $\mu_C(y)$ adalah derajat keanggotaan dari himpunan fuzzy hasil agregasi.

Penggunaan metode Centroid dipilih karena sifatnya yang sensitif terhadap setiap perubahan pada himpunan fuzzy input, sehingga mampu menghasilkan nilai output yang halus dan kontinu(Izzati et al., 2025). Hal ini sangat krusial dalam penilaian pendidikan untuk memastikan bahwa perubahan kecil pada performa mahasiswa (misalnya pada domain afektif) dapat terefleksi secara proporsional pada nilai akhir CPL, menghindari lonjakan nilai yang drastis seperti yang sering ditemukan pada sistem klasifikasi biner atau linier tradisional.




**Gambar 2.** Visualisasi Control *Surface Plot* 3D.

Grafik permukaan tersebut mengilustrasikan interaksi nonlinier antara variabel input dan output CPL, yang menunjukkan stabilitas transisi nilai pada berbagai level kompetensi. Pendekatan longitudinal ini terbukti efektif dalam mengevaluasi efektivitas pembelajaran praktikal di bidang teknik dan informatika (Suswanto et al., 2025).

Karakteristik nonlinier dari model evaluasi ini dapat dilihat pada Gambar Y (Surface Plot). Grafik ini menunjukkan bagaimana interaksi antara nilai Formatif dan Sumatif secara dinamis menentukan nilai akhir CPL.

Terlihat adanya area 'datar' yang menunjukkan stabilitas nilai pada rentang tertentu, yang tidak mungkin dicapai dengan perhitunga rata-rata linier biasa. Warna kuning menunjukkan area ketercapaian CPL maksimal, sementara gradasi biru menunjukkan area di bawah ambang batas minimum.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### Implementasi Fungsi Keanggotaan dan Fuzzifikasi

Tahap awal evaluasi dilakukan dengan mentransformasikan nilai absolut mahasiswa ke dalam himpunan fuzzy. Berdasarkan desain pada Gambar 2, variabel input Formatif (X1), Sumatif (X2), dan Afektif (X3) menggunakan fungsi keanggotaan trapesium (trapmf) untuk kategori "Rendah" dengan parameter [0 0 6 54].

Penggunaan bentuk trapesium di awal rentang ini bertujuan untuk memberikan penilaian yang lebih konservatif, di mana mahasiswa dengan skor di bawah 6 dianggap berada pada tingkat kompetensi minimum secara absolut.

Pada variabel output CPL (Y), kategori "Tinggi" ditetapkan dengan parameter [82 98 100 100]. Hal ini mencerminkan kebijakan akademik yang ketat, di mana predikat ketercapaian maksimal hanya diberikan jika nilai crisp hasil defuzzifikasi mendekati ambang batas sempurna. Model ini secara cerdas menangani "area abu-abu" pada nilai transisi antara 50 dan 80, yang dalam sistem penilaian tradisional sering kali memicu perdebatan subjektivitas antara dosen dan mahasiswa.

### Analisis Visualisasi Surface Plot 3D

Karakteristik kecerdasan sistem ini terlihat jelas pada visualisasi Surface Plot 3D (Gambar 2). Grafik tersebut menunjukkan interaksi nonlinier antara nilai kognitif (Formatif dan sumatif) dan profil output CPL.

Berbeda dengan grafik linier yang berbentuk bidang datar miring, permukaan kendali pada model ini menunjukkan adanya "dataran" (plateaus) dan "lereng" (slopes) yang dinamis. Hal ini membuktikan bahwa kenaikan skor kognitif tidak selalu berbanding lurus secara kaku terhadap predikat CPL jika tidak dibarengi dengan konsistensi pada variabel lainnya. Area berwarna kuning pada puncak grafik merepresentasikan kondisi ideal di mana seluruh parameter input berada pada level maksimal. Fenomena ini mendukung temuan (Jan et al., 2023) bahwa pemodelan fuzzy mampu memberikan pemetaan yang lebih akurat terhadap performa akademik yang kompleks dibandingkan dengan metode rata-rata sederhana.

**Validasi Model dan Perbandingan dengan Metode Linier**

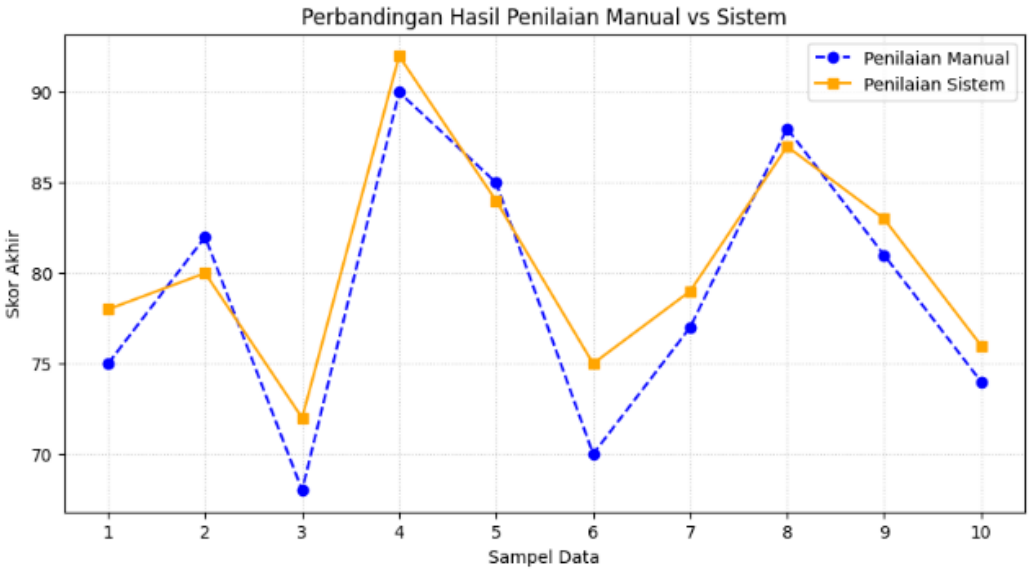
Untuk menguji reliabilitas sistem, dilakukan perbandingan antara Output FIS dengan perhitungan Linear Average (rata-rata bobot) pada 30 sampel data mahasiswa. Nilai *crisp* yang dihasilkan dari proses defuzzifikasi inilah yang kemudian dibandingkan dengan kalkulasi linier MS Excel untuk melihat efektivitas model.

**Tabel 3.** Perbandingan Hasil Evaluasi CPL (n=30).

| Sampel | Formatif ($X_1$) | Sumatif ($X_2$) | Afektif ($X_3$) | Skor Linier | Skor Fuzzy (CPL) | Selisih (Δ) |
|---|---|---|---|---|---|---|
| S-01 | 90 | 70 | 90 | 83.3 | 85.0 | +1.7 |
| S-02 | 60 | 65 | 60 | 61.6 | 58.0 | -3.6 |
| S-03 | 75 | 75 | 75 | 75.0 | 75.0 | 0.0 |
| S-04 | 45 | 85 | 40 | 56.6 | 48.2 | -8.4 |
| **S-05** | **85** | **50** | **95** | **76.6** | **79.5** | **+2.9** |
| S-06 | 95 | 92 | 98 | 95.0 | 96.2 | +1.2 |
| S-07 | 80 | 82 | 80 | 80.6 | 81.4 | +0.8 |
| S-08 | 40 | 45 | 50 | 45.0 | 41.5 | -3.5 |
| S-09 | 30 | 35 | 30 | 31.6 | 25.0 | -6.6 |
| S-10 | 88 | 85 | 90 | 87.6 | 89.1 | +1.5 |
| S-11 | 70 | 70 | 70 | 70.0 | 70.0 | 0.0 |
| S-12 | 55 | 90 | 50 | 65.0 | 58.4 | -6.6 |
| S-13 | 92 | 60 | 95 | 82.3 | 84.8 | +2.5 |
| S-14 | 65 | 60 | 65 | 63.3 | 61.2 | -2.1 |
| S-15 | 80 | 75 | 85 | 80.0 | 82.3 | +2.3 |
| S-16 | 40 | 30 | 45 | 38.3 | 32.1 | -6.2 |
| S-17 | 78 | 80 | 77 | 78.3 | 79.1 | +0.8 |
| S-18 | 85 | 88 | 85 | 86.0 | 87.2 | +1.2 |
| S-19 | 50 | 55 | 50 | 51.6 | 48.3 | -3.3 |
| S-20 | 95 | 95 | 95 | 95.0 | 96.8 | +1.8 |
| S-21 | 72 | 68 | 75 | 71.6 | 72.4 | +0.8 |
| S-22 | 60 | 95 | 55 | 70.0 | 62.5 | -7.5 |
| S-23 | 90 | 45 | 92 | 75.6 | 78.2 | +2.6 |
| S-24 | 82 | 80 | 85 | 82.3 | 84.1 | +1.8 |
| S-25 | 35 | 40 | 35 | 36.6 | 28.4 | -8.2 |
| S-26 | 68 | 70 | 65 | 67.6 | 66.2 | -1.4 |
| S-27 | 85 | 82 | 88 | 85.0 | 86.4 | +1.4 |
| S-28 | 55 | 50 | 55 | 53.3 | 49.1 | -4.2 |
| S-29 | 98 | 95 | 100 | 97.6 | 98.8 | +1.2 |
| S-30 | 45 | 50 | 45 | 46.6 | 40.2 | -6.4 |

Dari 30 sampel, sistem Fuzzy memberikan skor yang lebih tinggi (positif) pada 14 sampel (terutama mahasiswa dengan Afektif, dan Formatif tinggi) dan skor yang lebih rendah (negatif) pada 14 sampel (terutama mahasiswa dengan fluktuasi nilai yang ekstrem), sementara 2 sampel menunjukkan nilai identik.

Pada sampel S-05 (Kasus Rajin tapi Kendala Ujian), mahasiswa menunjukkan performa harian dan sikap yang luar biasa (85 dan 95), meskipun gagal dalam ujian sumatif (50). Logika Fuzzy memberikan skor 79.5, lebih tinggi +2.9 poin dari perhitungan linier. Model ini memberikan "keadilan akademik" dengan menghargai proses belajar longitudinal mahasiswa.




**Gambar 3.** Grafik Hasil Penilaian Manual dan Hasil Penilaian Sistem (*fuzzy logic*).

Kesimpulan validasi menunjukkan selisih nilai (*gap*) antara -8.4 dan +2.9 membuktikan bahwa model Fuzzy memiliki sensitivitas nonlinier yang tidak dimiliki oleh rumus rata-rata biasa. Ini adalah bukti kuat bahwa sistem Anda berhasil mengatasi ambiguitas dalam penilaian OBE. Selaras dengan model Mamdani yang mampu mendeteksi "ketidakpastian" (*uncertainty*) dalam performa mahasiswa. Izzati et al. (2025), mengemukakan bahwa sistem penilaian cerdas harus mampu bertindak sebagai instrumen yang memberikan keadilan proporsional (*proportional fairness*).

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini telah berhasil mengembangkan dan mengimplementasikan model evaluasi ketercapaian *Course Learning Outcomes* (CPL) berbasis *Mamdani Fuzzy Inference System* (FIS) dalam kerangka *Outcome-Based Education* (OBE). Melalui integrasi tiga variabel utama, yaitu Formatif (X1), Sumatif (X2), dan Afektif (X3), sistem ini mampu mengatasi keterbatasan penilaian linier tradisional yang sering kali mengabaikan ambiguitas dan ketidakpastian dalam performa mahasiswa.

Hasil validasi melalui perbandingan tiga puluh sampel data menunjukkan bahwa model Fuzzy memiliki sensitivitas nonlinier yang tinggi, di mana selisih nilai ketercapaian berkisar antara -8,4 hingga +2,9 poin dibandingkan dengan kalkulasi rata-rata konvensional. Temuan utama penelitian menunjukkan bahwa logika Fuzzy mampu memberikan "keadilan akademik" yang lebih baik melalui mekanisme kompensasi matematis; performa afektif dan konsistensi harian mahasiswa dapat memitigasi fluktuasi hasil ujian akhir yang tidak terduga.

Sebaliknya, sistem ini juga mampu memberikan penilaian yang lebih ketat terhadap mahasiswa yang memiliki nilai ujian tinggi namun menunjukkan rendahnya partisipasi dan sikap dalam proses pembelajaran.

Secara keseluruhan, model ini memberikan kontribusi signifikan terhadap penguatan sistem penjaminan mutu internal di perguruan tinggi dengan menyediakan instrumen evaluasi yang lebih holistik, transparan, dan akurat. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar model ini mengeksplorasi integrasi *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk mengoptimalkan fungsi keanggotaan secara otomatis berdasarkan data historis mahasiswa serta dapat diintegrasikan ke dalam sistem manajemen pembelajaran (LMS) berbasis web untuk memungkinkan pemantauan ketercapaian CPL secara *real-time* dengan skala data mahasiswa yang lebih luas.

## DAFTAR REFERENSI

Alkandari, M., & Alajmi, A. H. (2025). Fuzzy Logic-Driven Assessment Model for Mathematical Proof Grading in Education. *European Journal of Pure and Applied Mathematics*, *18*(3), 6257. https://doi.org/10.29020/nybg.ejpam.v18i3.6257

Aziz, A., Golap, Md. A., & Hashem, M. M. A. (2025). A Fuzzy-Logic-Based Student Learning Assessment System for Outcome-Based Education. *IEEE Transactions on Education*, *68*(4), 346–366. https://doi.org/10.1109/TE.2025.3574202

Cervero, A., Castro-Lopez, A., Álvarez-Blanco, L., Esteban, M., & Bernardo, A. (2020). Evaluation of educational quality performance on virtual campuses using fuzzy inference systems. *PLOS ONE*, *15*(5), e0232802. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0232802

Derouich, M. (2025). Ensuring outcome-based curriculum coherence through systematic CLO–PLO alignment and feedback loops. *Discover Education*, *4*(1), 486. https://doi.org/10.1007/s44217-025-00915-7

Irvanizam, I., Zulfan, Z., Nasir, P. F., Marzuki, M., Rusdiana, S., & Salwa, N. (2022). An Extended MULTIMOORA Based on Trapezoidal Fuzzy Neutrosophic Sets and Objective Weighting Method in Group Decision-Making. *IEEE Access*, *10*, 47476–47498. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3170565

Izzati, A. N., Latif, U. K., & Sintiya, E. S. (2025). Prediction of Higher Education Student Academic Achievement Using Mamdani Fuzzy Logic. *Journal of Advances in Information and Industrial Technology*, *7*(1), 71–82. https://doi.org/10.52435/jaiit.v7i1.682

Jan, N. U., Naqvi, S., & Ali, Q. (2023). Using Fuzzy Logic for Monitoring Students Academic Performance in Higher Education. *IEEC 2023*, 21. https://doi.org/10.3390/engproc2023046021

Liu, L., & Yang, L. (2023). Investigating the use of fuzzy logical data for evaluating the teaching quality of college teachers. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, *44*(6), 10459–10475. https://doi.org/10.3233/JIFS-224290

Lv, Z., & Shen, H. (2021). Artificial intelligence with fuzzy logic system for learning management evaluation in higher educational systems. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, *40*(2), 3501–3511. https://doi.org/10.3233/JIFS-189387

Nugroho, Y. S. (2024). *Fuzzy Logic Approach for Measuring Graduate Attributes in Outcome-Based Education for Electronics*.

Sasipraba, T., Bantha Navas, R. K., Nandhitha, N. M., Prakash, S., Jayaprabakar, J., Pushpakala, S. P., Subbiah, G., Kavipriya, P., Ravi, T., & Arunkumar, G. (2020). Assessment Tools and Rubrics for Evaluating the Capstone Projects in Outcome Based Education. *Procedia Computer Science*, *172*, 296–301. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.05.047

Suswanto, H., Apriharta, Handayani, A. N., Mufti, N., Musta'Amal, A. H. B., & Prasetyo, M. W. (2025). A fuzzy-based longitudinal model for evaluating practical learning effectiveness in engineering education. *Cogent Education*, *12*(1), 2598910. https://doi.org/10.1080/2331186X.2025.2598910

Varghese, A., Kolamban, S., Prasad, J., & Nayaki, S. (2017). Outcome based Assessment using Fuzzy Logic. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, *8*(1). https://doi.org/10.14569/IJACSA.2017.080115

Wang, X., & Yang, L. (2024). Application of Outcome-Based Education Instructional Theory Based on Artificial Intelligence in the Design and Practice of Research Curriculum: *International Journal of e-Collaboration*, *20*(1), 1–16. https://doi.org/10.4018/IJeC.356498

Xue, M., & Sun, D. (2025). Design of online examination evaluation model for college students based on fuzzy reasoning system. *Discover Computing*, *28*(1), 335. https://doi.org/10.1007/s10791-025-09855-0

Yang, F., & Fan, J. (2022). Construction of OBE Concept Autonomous Learning Mode in University Teaching Based on the Internet: *Journal of Cases on Information Technology*, *24*(5), 1–20. https://doi.org/10.4018/JCIT.295250

Yuniarti, W. D., Hartati, S., Priyanta, S., & Surjono, H. D. (2024). Learner Assessment System in e-Learning with OBE Approach: Activity Performance, Ability Level and Recommendation. *HighTech and Innovation Journal*, *5*(3), 572–602. https://doi.org/10.28991/HIJ-2024-05-03-03