

Klasifikasi tingkat stres berbasis *fuzzy* mamdani menggunakan indikator aktivitas harian

¹Sandi Badiwibowo Atim, ^{2*}Erin Eka Citra

^{1,2}Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung

^{1,2}Jl. Prof. Dr. Ir. Sumantri Brojonegoro No.1, Lampung, Indonesia

¹sandibadiwibowoatim@fmipa.unila.ac.id, ²erinekacitra@fmipa.unila.ac.id

Abstract

The increasing workload and decreasing sleep quality in modern lifestyles have triggered a rise in individual stress levels, which are often assessed subjectively and inaccurately using conventional approaches. This study proposes a stress level classification model based on the Mamdani Fuzzy Inference System (FIS) to handle uncertainty and subjectivity in lifestyle indicators. The model utilizes four input variables: sleep duration, sleep quality, physical activity level, and daily steps, with stress level as the output variable. The research data is sourced from the sleep health and lifestyle dataset, consisting of 374 records. The system is designed using 20 fuzzy rules and the centroid defuzzification method, implemented through an interactive web-based application. The testing results demonstrate excellent model performance with a Root Mean Square Error (RMSE) of 1.292 with an accuracy of 88.50% and a Mean Squared Error (MSE) of 1.671. These findings indicate that fuzzy logic is effective in providing stable classification results and high interpretability in representing human conditions.

Keywords: fuzzy logic, FIS Mamdani, stress level, daily activity, sleep patterns.

Abstrak

Peningkatan beban kerja dan penurunan kualitas tidur dalam pola hidup modern telah memicu peningkatan tingkat stres individu, yang sering kali dinilai secara subjektif dan kurang akurat menggunakan pendekatan konvensional. Penelitian ini mengusulkan model klasifikasi tingkat stres berbasis *Fuzzy Inference System* (FIS) Mamdani untuk menangani ketidakpastian dan subjektivitas pada indikator gaya hidup. Model ini menggunakan empat variabel *input*: *sleep duration*, *sleep quality*, *physical activity level*, dan *daily steps*, dengan tingkat stres sebagai variabel *output*. Data penelitian bersumber dari *sleep health and lifestyle dataset* sebanyak 374 data. Sistem dirancang menggunakan 20 aturan *fuzzy* dan metode defuzzifikasi *centroid* yang diimplementasikan melalui aplikasi berbasis web interaktif. Hasil pengujian menunjukkan performa model yang sangat baik dengan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 1.292 dengan akurasi sebesar 88.50% dan *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 1.671. Hasil ini menunjukkan bahwa logika fuzzy efektif dalam memberikan hasil klasifikasi yang stabil dan memiliki interpretabilitas tinggi dalam merepresentasikan kondisi manusia.

Kata Kunci: *fuzzy logic*, FIS Mamdani, *stress level*, *physical activity level*, pola tidur.

1. Pendahuluan

Perkembangan pola hidup modern yang ditandai dengan tingginya intensitas beban kerja dan mobilitas harian telah berkontribusi terhadap meningkatnya prevalensi stres di masyarakat [1]. Stres merupakan respons fisiologis dan psikologis individu terhadap tekanan yang ditandai dengan munculnya kecemasan, ketegangan, dan kesulitan dalam beradaptasi [2]. Kondisi ini sering kali berkorelasi dengan penurunan kualitas tidur serta

ketidakseimbangan aktivitas fisik, yang pada akhirnya berdampak pada produktivitas dan kesehatan mental secara keseluruhan [3]. Oleh karena itu diperlukan suatu mekanisme pemantauan dini yang mampu mengidentifikasi tingkat stres secara lebih akurat sebagai langkah preventif dalam pengelolaan kesehatan mental.

Berbagai penelitian sebelumnya telah mengkaji klasifikasi tingkat stres menggunakan pendekatan konvensional berbasis ambang batas tegas (*crisp threshold*) maupun metode berbasis *machine learning* [4], [5]. Pendekatan konvensional cenderung kurang mampu merepresentasikan kondisi manusia yang bersifat gradual dan ambigu. Sementara itu, metode *machine learning* meskipun memiliki tingkat akurasi yang tinggi sering kali bersifat *black-box* dan kurang interpretatif dalam menjelaskan proses pengambilan keputusan, khususnya dalam konteks kesehatan mental yang membutuhkan transparansi [5]. Selain itu, beberapa penelitian yang memanfaatkan *Fuzzy Inference System* (FIS) seperti pada [6] dan [7] menunjukkan bahwa pendekatan *fuzzy* mampu digunakan untuk klasifikasi tingkat stres, namun masih terbatas pada penggunaan indikator tertentu dan belum mengintegrasikan variabel gaya hidup secara simultan.

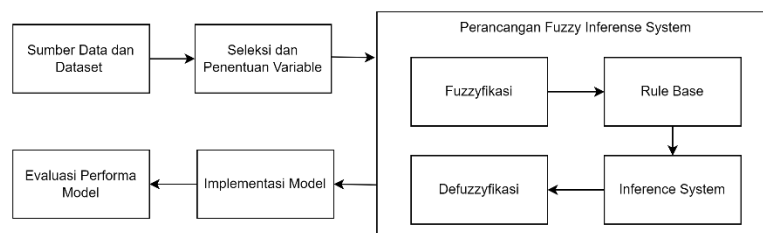
Terdapat *research gap* berupa keterbatasan pendekatan yang mampu mengakomodasi sifat subjektif dan gradual dari indikator gaya hidup sekaligus mempertahankan transparansi dalam proses pengambilan keputusan. Pendekatan FIS dapat digunakan untuk mengatasi permasalahan tersebut karena mampu memodelkan ketidakpastian melalui variabel linguistik dan fungsi keanggotaan. Pendekatan ini juga telah terbukti efektif dalam memprediksi kondisi mental seperti depresi berdasarkan aktivitas dan perasaan individu secara lebih fleksibel dan interpretatif [7], [8].

Namun, penerapan FIS dalam konteks klasifikasi tingkat stres yang mengintegrasikan indikator kualitas tidur dan aktivitas fisik secara simultan masih belum banyak dieksplorasi secara mendalam. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi tingkat stres berbasis FIS dengan mempertimbangkan kedua indikator tersebut guna menghasilkan sistem yang lebih fleksibel, interpretatif, dan realistis.

Berdasarkan uraian di atas, rumusan masalah dalam penelitian ini yakni bagaimana merancang model FIS untuk mengklasifikasikan tingkat stres berdasarkan kualitas tidur dan aktivitas fisik, serta bagaimana kinerja model yang dihasilkan dalam merepresentasikan kondisi stres secara lebih akurat dan interpretatif. Adapun tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan dan mengevaluasi model klasifikasi tingkat stres berbasis FIS yang mampu mengakomodasi ketidakpastian serta memberikan hasil yang mudah dipahami.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimental, yang bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi model klasifikasi tingkat stres berbasis FIS. Pendekatan *fuzzy logic* dipilih untuk menangani ketidakpastian dan subjektivitas pada indikator aktivitas harian dan pola tidur dalam menentukan tingkat stres individu. Gambar 1 merupakan tahapan dari penelitian yang telah dilakukan.



Gambar 1. Tahapan penelitian

2.1 Sumber data dan dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari *Sleep Health and Lifestyle Dataset* yang tersedia secara terbuka pada platform Kaggle [9]. *Dataset* ini berisi informasi yang merepresentasikan pola tidur, aktivitas harian, dan tingkat stres individu, dengan variabel utama meliputi *sleep duration* dalam satuan jam per hari, *sleep quality* menggunakan skala penilaian subjektif dari 1–10 di mana nilai yang lebih tinggi menunjukkan kualitas tidur yang lebih baik, *physical activity level* dalam satuan menit perhari, *daily steps* dengan menghitung jumlah kaki per hari dan *stress level* yang diukur menggunakan skala 1–10, di mana skor yang lebih tinggi menunjukkan tingkat stres yang lebih berat. Pemilihan *dataset* ini didasarkan pada kesesuaiannya dengan tujuan penelitian, yaitu mengklasifikasikan tingkat stres berdasarkan indikator gaya hidup sehari-hari. Variabel-variabel yang tersedia dalam *dataset* bersifat gradual dan mencerminkan kondisi manusia yang tidak dapat direpresentasikan secara tegas, sehingga memungkinkan pemodelan tingkat stres yang lebih realistis.

Integrasi *dataset* dari Kaggle dalam penelitian ini dilakukan berdasarkan pertimbangan ilmiah untuk mendukung aspek transparansi dan reproduibilitas penelitian [10]. Struktur data yang terorganisir dengan baik mendukung proses analisis yang sistematis, sehingga memungkinkan hasil klasifikasi yang diperoleh dapat diverifikasi serta dikembangkan lebih lanjut dalam studi mendatang. Karakteristik data yang bersifat subjektif dan tidak pasti menjadikan pendekatan *fuzzy logic* sebagai metode yang sesuai untuk mengakomodasi ambiguitas pada indikator aktivitas dan tidur [11]. Lebih lanjut, penggunaan *dataset* terbuka mendukung prinsip transparansi dan reproduibilitas penelitian, sehingga hasil yang diperoleh dapat diverifikasi dan dikembangkan lebih lanjut oleh peneliti lain. Dengan mempertimbangkan kelengkapan variabel, kesesuaian dengan pendekatan FIS, serta keterbukaannya untuk validasi ilmiah, *dataset* ini dipandang sebagai sumber data yang tepat untuk pengembangan dan evaluasi model klasifikasi tingkat stres dalam penelitian ini.

2.2 Seleksi dan penentuan variabel

Seleksi dan penentuan variabel pada model yang digunakan merupakan tahapan krusial untuk memastikan bahwa proses pemodelan mampu merepresentasikan permasalahan secara tepat [11]. Variabel yang dipilih harus relevan dengan tujuan penelitian, memiliki keterkaitan logis dengan variabel *output*, serta didukung oleh landasan teori dan karakteristik data yang tersedia [12]. Pada model ini, variabel *input* ditentukan berdasarkan kontribusinya dalam menjelaskan pola data dan kemampuannya dalam meningkatkan kinerja model, seperti akurasi dan stabilitas prediksi. Proses seleksi dilakukan untuk menghindari variabel yang bersifat redundan, tidak informatif, atau berpotensi menimbulkan *noise* yang dapat menurunkan performa model.

Pentingnya seleksi dan penentuan variabel terletak pada dampaknya terhadap efektivitas, efisiensi, dan interpretabilitas model [10]–[12]. Variabel yang tepat akan membantu model belajar secara optimal, mengurangi risiko *overfitting*, serta mempercepat proses komputasi, terutama ketika jumlah fitur relatif banyak [12]. Selain itu, pemilihan variabel yang baik juga mempermudah analisis hasil dan penarikan kesimpulan, sehingga model tidak hanya unggul secara kinerja, tetapi juga mampu memberikan pemahaman yang lebih mendalam terhadap faktor-faktor utama yang memengaruhi *output*. Dengan demikian, seleksi dan penentuan variabel menjadi fondasi penting dalam membangun model yang akurat, *robust*, dan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah.

a. Variabel *input*

Variabel *input* yang digunakan sebagai indikator aktivitas harian dan tidur yakni *sleep duration*, *sleep quality*, *physical activity level*, dan *daily steps*. Pembagian variabel *input* menjadi *sleep duration*, *sleep quality*, *physical activity level*, dan *daily steps* dilakukan karena keempat variabel tersebut mewakili aspek fundamental gaya hidup yang berpengaruh langsung terhadap kondisi fisik dan mental individu. *Sleep duration* dan *sleep quality* digunakan secara terpisah untuk membedakan antara kuantitas dan efektivitas tidur, sehingga model dapat menangkap kondisi tidur secara lebih akurat. Sementara itu, *physical activity level* merepresentasikan intensitas aktivitas fisik secara umum, sedangkan *daily steps* memberikan ukuran objektif terhadap tingkat pergerakan harian. Kombinasi keempat variabel ini memungkinkan model memperoleh gambaran gaya hidup yang komprehensif, saling melengkapi, serta relevan untuk meningkatkan akurasi dan interpretabilitas hasil klasifikasi.

b. Variabel *output*

Variabel *output* dalam penelitian ini adalah tingkat stres (*stress level*) yang merepresentasikan kondisi stres individu sebagai hasil proses inferensi dari variabel *input* berupa indikator tidur dan aktivitas harian. Variabel ini dipilih karena selaras dengan tujuan utama penelitian, yaitu melakukan klasifikasi tingkat stres berdasarkan pola gaya hidup sehari-hari. Dalam model FIS, tingkat stres dinyatakan dalam bentuk kategori linguistik, seperti rendah, sedang, dan tinggi, sehingga mampu merepresentasikan kondisi stres yang bersifat subjektif dan tidak dapat ditentukan secara tegas (*crisp*). Pendekatan ini memungkinkan sistem *fuzzy* menangkap variasi kondisi stres manusia secara lebih realistis.

Penetapan tingkat stres sebagai variabel *output* juga mempertimbangkan aspek interpretabilitas model, yang menjadi salah satu fokus penelitian ini. Hasil klasifikasi yang dihasilkan tidak hanya berupa nilai numerik, tetapi juga dapat dijelaskan secara konseptual melalui aturan dan fungsi keanggotaan *fuzzy*. Dengan demikian, hubungan antara indikator tidur, aktivitas harian, dan tingkat stres dapat dipahami dengan lebih jelas. Pendekatan ini mendukung tujuan penelitian dalam menghasilkan model klasifikasi stres yang sederhana, mudah diinterpretasikan, dan aplikatif, serta relevan untuk digunakan pada data gaya hidup yang bersifat tidak pasti.

2.3 Perancangan FIS

Pada penelitian ini, metode FIS Mamdani dipilih karena memiliki tingkat interpretabilitas yang tinggi dan sangat sesuai untuk merepresentasikan permasalahan yang melibatkan penilaian manusia, seperti klasifikasi tingkat stres [13]. Mamdani menggunakan aturan berbentuk IF-THEN dengan konsekuen berupa himpunan *fuzzy*, sehingga proses pengambilan keputusan dapat dijelaskan secara linguistik dan intuitif [13], [14]. Karakteristik ini menjadi keunggulan utama dibandingkan metode *fuzzy* lainnya, seperti Sugeno atau Tsukamoto, yang umumnya menghasilkan keluaran numerik secara langsung dan cenderung kurang mudah dipahami oleh pengguna non-teknis [15]. Dalam konteks penelitian ini, kemampuan untuk menjelaskan hubungan antara indikator aktivitas harian, pola tidur, dan tingkat stres menjadi aspek yang lebih diutamakan daripada kompleksitas perhitungan.

Selain itu, metode Mamdani lebih fleksibel dalam menangani ketidakpastian dan subjektivitas yang melekat pada variabel gaya hidup, seperti *sleep duration*, *sleep quality*, dan *physical activity level*. Pendekatan ini memungkinkan perancangan fungsi keanggotaan dan aturan *fuzzy* yang menyerupai cara berpikir manusia dalam menilai kondisi stres. Dibandingkan dengan metode Sugeno yang lebih cocok untuk optimasi dan integrasi dengan sistem kontrol adaptif, Mamdani dinilai lebih tepat untuk penelitian ini yang berfokus pada klasifikasi, interpretasi hasil, dan kemudahan implementasi.

Tahapan perancangan FIS meliputi:

a. Fuzzyfikasi

Fuzzyfikasi adalah proses mengubah nilai *input* tegas (*crisp*) dari *dataset* menjadi derajat keanggotaan *fuzzy* pada beberapa himpunan linguistik [13]–[16]. Pada penelitian ini, data numerik seperti *sleep duration* atau *daily steps* tidak langsung diproses, tetapi dipetakan terlebih dahulu ke dalam kategori linguistik seperti pendek, sedang, atau panjang dengan nilai keanggotaan antara 0 hingga 1.

Pendekatan ini penting karena kondisi manusia, khususnya terkait stres, tidak bersifat biner atau pasti. Seseorang dengan durasi tidur 6 jam, misalnya, tidak dapat langsung dikategorikan sebagai “kurang” atau “cukup” secara mutlak. Oleh karena itu, fuzzyfikasi memungkinkan sistem merepresentasikan ketidakpastian dan ambiguitas yang terdapat pada data gaya hidup manusia [16]. Dari keempat variabel *input* yang sudah ditentukan, akan didefinisikan ke dalam tiga himpunan linguistik untuk menjaga keseimbangan antara kesederhanaan model dan kemampuan representasi data.

Himpunan linguistik dan nilai derajat keanggotaan dalam penelitian ini tidak ditentukan secara arbitrer, melainkan didasarkan pada: distribusi data pada *dataset*, pengetahuan domain (*sleep & activity research*), praktik standar *fuzzy* Mamdani dalam literatur, dan tujuan interpretabilitas model. Penentuan domain dan fungsi keanggotaan adalah tahapan paling penting dalam sistem *fuzzy* [17].

b. Basis aturan *fuzzy* (*rule base*)

Penyusunan basis aturan *fuzzy* merupakan tahapan kunci dalam perancangan FIS karena berfungsi sebagai mekanisme utama yang menghubungkan variabel *input* dengan variabel *output*. Pada tahap ini, pengetahuan dan asumsi logis mengenai hubungan antar variabel direpresentasikan dalam bentuk aturan linguistik *IF-THEN*. Aturan-aturan tersebut memungkinkan sistem *fuzzy* untuk meniru proses penalaran manusia dalam mengambil keputusan berdasarkan kondisi yang bersifat tidak pasti dan gradual, khususnya dalam konteks penilaian tingkat stres yang dipengaruhi oleh kombinasi indikator aktivitas harian dan *sleep quality*.

Selain itu, kualitas dan kelengkapan basis aturan *fuzzy* secara langsung mempengaruhi akurasi, konsistensi, serta interpretabilitas hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh sistem. Aturan *fuzzy* yang dirancang secara sistematis dan logis dapat mengurangi ambiguitas dalam proses inferensi serta memastikan bahwa setiap kombinasi kondisi *input* memiliki representasi yang jelas terhadap *stress level*. Oleh karena itu, penyusunan *fuzzy rule base* tidak hanya berperan sebagai komponen teknis, tetapi juga sebagai elemen konseptual yang memperkuat validitas model *fuzzy* dan mendukung tujuan penelitian untuk menghasilkan sistem klasifikasi stres yang sederhana, transparan, dan mudah dipahami.

Perancangan aturan *fuzzy* dalam penelitian ini dilakukan menggunakan pendekatan *knowledge-based*, di mana aturan disusun berdasarkan hubungan logis antara indikator kualitas tidur, *physical activity level*, dan *stress level*. Strategi perancangan *rule* didasarkan pada pemetaan sebab-akibat, dengan asumsi bahwa durasi dan *sleep quality* yang rendah serta aktivitas fisik dan jumlah *daily steps* yang rendah cenderung meningkatkan *stress level*, sementara kondisi sebaliknya berasosiasi dengan stres yang lebih rendah. Aturan *fuzzy* dirancang untuk merepresentasikan kondisi ekstrem maupun transisi secara gradual, dengan menerapkan prinsip *monotonic reasoning* agar tidak terjadi konflik logika antar aturan. Asumsi ini memungkinkan sistem *fuzzy* merepresentasikan ketidakpastian kondisi manusia secara lebih fleksibel dan interpretatif, sekaligus mendukung tujuan penelitian dalam menghasilkan model klasifikasi stres yang sederhana, rasional, dan mudah dipahami.

c. *Inference system*

Tahapan ini merupakan mekanisme penalaran dalam sistem *fuzzy* yang bertujuan untuk menentukan tingkat keanggotaan variabel *output* berdasarkan kombinasi nilai *fuzzy* pada variabel *input* dan aturan *fuzzy* yang telah ditetapkan. Proses inferensi ini terdiri dari beberapa tahapan utama, yaitu evaluasi aturan, implikasi, dan agregasi *output*.

Pada tahap evaluasi aturan, setiap aturan *fuzzy* dievaluasi dengan menghitung nilai *firing strength* (α) menggunakan operator logika *fuzzy*. Dalam penelitian ini digunakan operator *AND* (minimum), sehingga derajat kebenaran suatu aturan ditentukan oleh nilai keanggotaan terkecil dari seluruh variabel *input* yang terlibat dalam aturan tersebut. Tahap ini mencerminkan tingkat kekuatan suatu aturan dalam merepresentasikan kondisi *input*.

Selanjutnya, pada tahap implikasi, nilai *firing strength* digunakan untuk memotong (*clipping*) fungsi keanggotaan variabel *output* sesuai dengan himpunan linguistik yang ditentukan dalam aturan. Hasil implikasi dari seluruh aturan kemudian digabungkan pada tahap agregasi menggunakan operator maksimum, sehingga diperoleh satu himpunan *fuzzy output* yang merepresentasikan *stress level* secara keseluruhan. Himpunan *fuzzy output* ini selanjutnya akan diproses pada tahap defuzzifikasi untuk menghasilkan nilai stres tegas (*crisp*).

1) Evaluasi aturan (*Rule Firing Strength*)

Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan dengan mengamati aktivasi aturan (*rule firing*). *Rule firing* merupakan proses mengaktifkan aturan *fuzzy* (*IF-THEN rules*) berdasarkan derajat keanggotaan (*membership degree*) dari nilai *input* yang telah melalui tahap fuzzyfikasi [18], [19]. Dalam konteks FIS Mamdani, derajat aktivasi setiap aturan ditentukan menggunakan operator *MIN*, yaitu dengan mengambil nilai minimum dari seluruh derajat keanggotaan variabel *input* yang terlibat dalam suatu aturan [19]. *Rule firing* menjawab pertanyaan “aturan mana yang bekerja dan seberapa kuat aturan tersebut bekerja” ketika suatu data *input* dimasukkan ke dalam sistem *fuzzy* [18], [19].

Selanjutnya, hasil aktivasi dari seluruh aturan yang aktif digabungkan pada tahap agregasi menggunakan operator *MAX*, yang berfungsi untuk menentukan kontribusi maksimum dari masing-masing aturan terhadap himpunan *fuzzy output*. Pendekatan *MIN-MAX* ini dipilih karena merupakan mekanisme inferensi standar pada metode Mamdani yang mampu merepresentasikan hubungan logis antar variabel secara transparan dan mudah ditelusuri [19]. Melalui mekanisme ini, setiap aturan yang aktif benar-benar mencerminkan keterkaitan antara indikator aktivitas harian dan *stress level*.

2) Agregasi

Proses agregasi dilakukan dengan menggabungkan seluruh hasil implikasi dari aturan-aturan *fuzzy* yang aktif untuk membentuk satu himpunan *fuzzy output* gabungan. Secara umum, hasil agregasi diperoleh menggunakan operator maksimum (*MAX*) terhadap seluruh fungsi keanggotaan keluaran hasil implikasi, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$\mu_{agregasi}(z) = \max(\mu'_{R_1}(z), \mu'_{R_2}(z), \dots, \mu'_{R_n}(z)) \quad (1)$$

Pada contoh ini, terdapat dua aturan aktif yang menghasilkan konsekuensi Stres Sedang dengan nilai *firing strength* masing-masing sebesar 0.40 dan 0.20. Fungsi keanggotaan keluaran hasil implikasi dari kedua aturan tersebut diperoleh sebagai berikut:

$$\mu'_{R_1}(z) = \min(0.40, \mu_{StresSedang}(z))$$

$$\mu'_{R_2}(z) = \min(0.20, \mu_{\text{StresSedang}}(z))$$

Selanjutnya, kedua hasil implikasi tersebut digabungkan menggunakan operator *MAX* sehingga diperoleh fungsi keanggotaan keluaran seperti pada Persamaan (2).

$$\mu_{\text{output}}(z) = \max(\mu'_{R_1}(z), \mu'_{R_2}(z)) \quad (2)$$

Karena tidak terdapat aturan aktif yang menghasilkan konsekuensi Stres Tinggi, maka himpunan *fuzzy* tersebut tidak memberikan kontribusi pada proses agregasi. Jika terdapat beberapa aturan aktif, maka seluruh *fuzzy output* hasil implikasi akan digabungkan menggunakan operator *MAX* sehingga menghasilkan satu himpunan *fuzzy* keluaran gabungan yang selanjutnya digunakan pada proses defuzzifikasi.

d. Defuzzifikasi

Defuzzifikasi adalah proses mengubah himpunan *fuzzy output* hasil dari agregasi menjadi satu nilai tegas (*crisp*) yang merepresentasikan tingkat stres akhir [20]–[22]. Pada penelitian ini *fuzzy output* adalah Stres Rendah dan Stres Sedang dengan hasil akhir adalah satu nilai numerik *stress level*. Metode yang digunakan dalam proses ini adalah *centroid* (*center of gravity*), merupakan proses mengubah keluaran *fuzzy* menjadi satu nilai tegas (*crisp*) dengan mencari titik pusat massa dari daerah *fuzzy* hasil inferensi [23][24]. Nilai ini diperoleh dengan menghitung rata-rata tertimbang dari semua nilai keluaran berdasarkan derajat keanggotaannya [23]. Metode *centroid* memiliki kelebihan karena mampu menghasilkan nilai keluaran yang paling representatif terhadap keseluruhan daerah *fuzzy*, sehingga hasilnya lebih halus dan stabil [21]. Oleh karena itu, peneliti sering menggunakan metode ini karena secara matematis konsisten, intuitif, dan memberikan hasil yang mendekati cara pengambilan keputusan manusia. Dengan metode *centroid*, nilai stres akhir dihitung sebagai pusat massa dari area *fuzzy output* hasil agregasi. Nilai *crisp* inilah yang menjadi prediksi *stress level* dari sistem *fuzzy*. Rumus defuzzifikasi *centroid* ditulis dalam Persamaan (3).

$$z^* = \frac{\int z \cdot \mu_{\text{output}}(z) dz}{\int \mu_{\text{output}}(z) dz} \quad (3)$$

dengan z^* menyatakan nilai stres akhir (*crisp*) dan $\mu_{\text{output}}(z)$ merupakan fungsi keanggotaan hasil agregasi.

2.4 Implementasi Model

Tahapan implementasi model pada penelitian ini dilakukan dengan mengembangkan sistem FIS berbasis metode Mamdani menggunakan bahasa pemrograman JavaScript yang diintegrasikan dalam lingkungan HTML. Pemilihan JavaScript didasarkan pada kemampuannya dalam menangani perhitungan numerik secara efisien serta fleksibilitas dalam membangun aplikasi interaktif yang portabel tanpa ketergantungan pada perangkat lunak khusus. Dengan pendekatan ini, sistem dapat dijalankan langsung melalui peramban web, sehingga mendukung aspek aplikatif dan reusabilitas model yang diusulkan.

Pada tahap implementasi, seluruh komponen FIS dirancang secara eksplisit dalam kode program, meliputi definisi variabel *input* dan *output*, fungsi keanggotaan berbentuk segitiga dan trapesium, serta basis aturan yang terdiri dari 20 aturan *fuzzy*. Mekanisme inferensi Mamdani diimplementasikan menggunakan operator minimum (*min*) untuk fungsi implikasi dan maksimum (*max*) untuk agregasi. Selanjutnya, proses defuzzifikasi menggunakan metode *centroid* dengan pendekatan diskretisasi numerik guna memperoleh nilai keluaran *crisp stress level*.

Sistem ini dilengkapi dengan dua fitur utama yang dirancang untuk memperkuat metodologi penelitian. Pertama, fitur visualisasi interaktif menggunakan Plotly.js, yang mampu menyajikan kurva fungsi keanggotaan secara *real-time*. Fitur ini memungkinkan peneliti untuk memantau proses fuzzyfikasi melalui garis penanda (*marker*) dinamis yang bergerak sesuai dengan nilai *input* yang dimasukkan. Kedua, fitur pemrosesan *batch* via CSV, yang memungkinkan sistem melakukan inferensi terhadap *dataset* dalam jumlah besar secara sekaligus.

Keunggulan dari implementasi ini terletak pada aspek transparansi dan validasi data. Dengan adanya visualisasi kurva yang interaktif, setiap tahapan fuzzyfikasi hingga defuzifikasi dapat ditelusuri secara visual, sehingga memperkuat interpretabilitas model. Selain itu, fitur pemrosesan *batch* memfasilitasi tahap evaluasi performa model secara masif, di mana hasil prediksi sistem dapat langsung diunduh dan dibandingkan dengan data aktual untuk penghitungan metrik RMSE. Hal ini memastikan bahwa model yang dibangun tidak hanya bersifat teoritis, tetapi juga teruji validitasnya secara empiris dan teknis.

2.5 Evaluasi Performa Model

Evaluasi performa model dilakukan dengan menggunakan metrik RMSE, yaitu sebuah metode pengukuran tingkat kesalahan yang menghitung akar kuadrat dari rata-rata selisih kuadrat antara nilai prediksi model dan nilai aktual pada data observasi [25], [26]. RMSE dipilih karena menghitung akar dari rata-rata kuadrat error, sehingga error yang besar memperoleh bobot yang lebih tinggi dibandingkan error yang kecil. Oleh karena itu, RMSE efektif digunakan untuk mengidentifikasi deviasi signifikan pada *output* sistem. [26]. Metrik ini menjadi standar yang sering digunakan dalam evaluasi model prediksi karena hasilnya dinyatakan dalam satuan yang sama dengan variabel target, sehingga memudahkan proses interpretasi secara praktis. Alasan utama penggunaan RMSE dalam penelitian ini adalah untuk memastikan presisi numerik dari sistem *fuzzy* yang dibangun, di mana nilai RMSE yang semakin mendekati nol menunjukkan bahwa model mampu merepresentasikan data aktual dengan tingkat akurasi yang tinggi dan kesalahan minimal [27].

3. Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini, masing-masing variabel *input* dan *output* dibagi ke dalam tiga himpunan *fuzzy* sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1 dan Tabel 2.

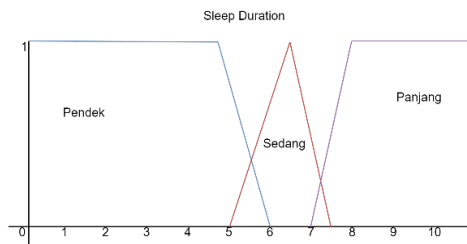
Tabel 1. *Variable input*

Variabel	Himpunan	Bentuk (fungsi)	Parameter	$\mu = 1$
<i>Sleep Duration</i>	Pendek	Trapesium	(4, 4, 5, 6)	4–5
	Sedang	Segitiga	(5, 6.5, 7.5)	6.5
	Panjang	Trapesium	(7, 8, 9, 9)	8–9
<i>Sleep Quality</i>	Rendah	Trapesium	(4, 4, 5, 5.5)	4–5
	Sedang	Segitiga	(5, 6, 7.5)	6
	Tinggi	Trapesium	(7, 7.5, 9, 9)	7.5–9
<i>Physical Activity</i>	Redah	Trapesium	(20, 20, 35, 50)	20–35
	Sedang	Segitiga	(40, 55, 70)	55
	Tinggi	Trapesium	(60, 75, 90, 90)	75–90
<i>Daily Steps</i>	Sedikit	Trapesium	(2000, 2000, 4000, 6000)	2000–4000
	Sedang	Segitiga	(5000, 7500, 10000)	7500
	Banyak	Trapesium	(9000, 11000, 15000, 15000)	11000–15000

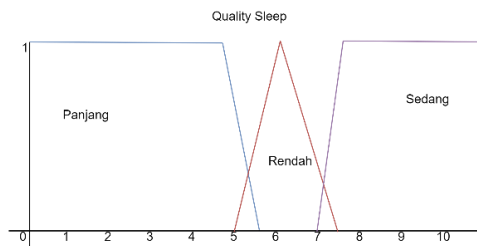
Tabel 2. Variable output

Variabel	Himpunan	Bentuk	Parameter	$\mu = 1$
<i>Stress Level</i>	Rendah	Trapesium	(0, 0, 2, 4)	0–2
	Sedang	Segitiga	(3, 5, 7)	5
	Tinggi	Trapesium	(6, 8, 10, 10)	8–10

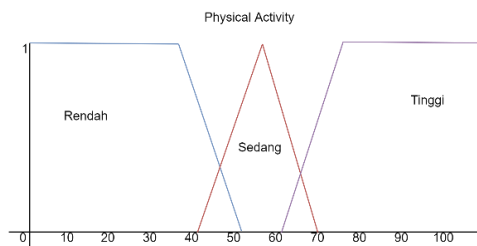
Variabel *input* yang digunakan meliputi *sleep duration*, *sleep quality*, *physical activity*, dan *daily steps*, yang dipilih karena memiliki keterkaitan langsung dengan kondisi stres individu. Pembagian himpunan ini memungkinkan representasi kondisi yang bersifat gradual, sehingga lebih sesuai dengan karakteristik data kesehatan yang tidak bersifat biner. Hal ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa indikator gaya hidup memiliki pengaruh signifikan terhadap kondisi mental [3]. Bentuk fungsi keanggotaan untuk masing-masing variabel divisualisasikan pada Gambar 2 hingga Gambar 6.



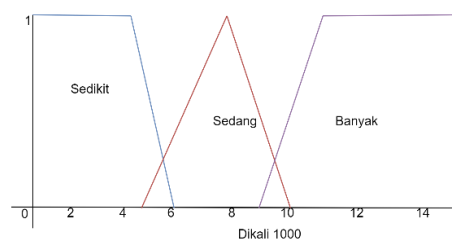
Gambar 2. Kurva variabel *input* sleep duration



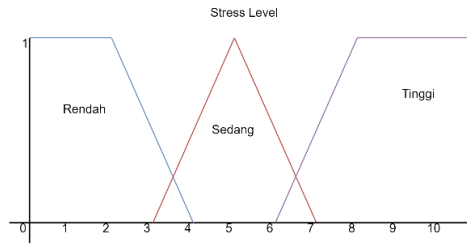
Gambar 3. Kurva variabel *input* sleep quality



Gambar 4. Kurva variabel *input* physical activity



Gambar 5. Kurva variabel *input* daily steps



Gambar 6. Kurva variabel *output stress level*

Visualisasi tersebut menunjukkan bahwa fungsi trapesium dan segitiga digunakan untuk merepresentasikan transisi antar kategori secara halus. Pendekatan ini memungkinkan sistem menangkap perubahan kecil pada nilai *input* tanpa menghasilkan perubahan *output* yang ekstrem, sehingga meningkatkan stabilitas model. Tabel 3 merupakan tabel *rule base* pada *fuzzy* yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 3. *Rule base*

No	<i>Sleep Duration</i>	<i>Sleep Quality</i>	<i>Physical Activity</i>	<i>Daily Steps</i>	Stress Level
1	Pendek	Rendah	Rendah	Sedikit	Tinggi
2	Pendek	Rendah	Rendah	Sedang	Tinggi
3	Pendek	Rendah	Sedang	Sedikit	Tinggi
4	Pendek	Sedang	Rendah	Sedikit	Tinggi
5	Pendek	Sedang	Sedang	Sedikit	Sedang
6	Pendek	Sedang	Sedang	Sedang	Sedang
7	Sedang	Rendah	Rendah	Sedikit	Tinggi
8	Sedang	Rendah	Sedang	Sedikit	Sedang
9	Sedang	Sedang	Rendah	Sedikit	Sedang
10	Sedang	Sedang	Sedang	Sedang	Sedang
11	Sedang	Sedang	Tinggi	Sedang	Rendah
12	Sedang	Tinggi	Sedang	Sedang	Rendah
13	Panjang	Sedang	Sedang	Sedang	Rendah
14	Panjang	Tinggi	Sedang	Sedang	Rendah
15	Panjang	Tinggi	Tinggi	Banyak	Rendah
16	Sedang	Tinggi	Tinggi	Banyak	Rendah
17	Pendek	Rendah	Tinggi	Banyak	Sedang
18	Pendek	Tinggi	Rendah	Sedikit	Sedang
19	Panjang	Rendah	Rendah	Sedikit	Sedang
20	Panjang	Sedang	Tinggi	Banyak	Rendah

Aturan (*rule*) 1 - 4 kondisi ekstrem negatif □ *Stress Tinggi*

Aturan (*rule*) 5 - 10 kondisi transisi □ *Stress Sedang*

Aturan (*rule*) 11 - 16 kondisi positif dan ideal □ *Stress Rendah*

Aturan (*rule*) 17 - 20 kombinasi tidak ekstrem □ menjaga fleksibilitas inferensi

Berikut ini diberikan contoh nilai-nilai dari tiap variabel *input* yang meliputi *Sleep duration* = 5.8 jam, *Sleep Quality* = 6.2 jam, *Physical Activity* = 50, dan *Daily Steps* = 6000. Proses fuzzyfikasi *input* dilakukan dengan mengubah nilai *input crisp* menjadi derajat keanggotaan berdasarkan fungsi keanggotaan yang telah didefinisikan pada Tabel 1. Sebagai contoh untuk *input sleep duration* sebesar 5.8 jam bernilai 0.2 pada himpunan pendek yang diperoleh dari hasil perbandingan selisih nilai parameter di himpunan pendek dimana 5.8 terletak diantara 5 dan 6 (selisih 6 dengan 5.8 dibagi dengan selisih 6 dengan 5). Oleh karena itu, variabel *sleep duration* memiliki derajat keanggotaan sebesar 0.2 pada kategori pendek

dan 0.533 pada kategori sedang, sedangkan kategori panjang bernilai 0. Nilai ini menunjukkan bahwa *sleep duration* cenderung berada pada kategori sedang. Untuk variabel *sleep quality* dengan nilai 6.2, derajat keanggotaan tertinggi berada pada kategori sedang sebesar 0.867, sementara kategori rendah dan tinggi bernilai 0. Hal ini menunjukkan bahwa kualitas tidur berada pada tingkat sedang.

Pada variabel *physical activity* dengan nilai 50, diperoleh derajat keanggotaan sebesar 0.667 pada kategori sedang, sedangkan kategori rendah dan tinggi bernilai 0. Adapun untuk variabel *daily steps* sebesar 6000 langkah, diperoleh derajat keanggotaan sebesar 0.4 pada kategori sedang dan 0 pada kategori lainnya. Hasil fuzzyfikasi ini menunjukkan bahwa seluruh variabel *input* cenderung berada pada kategori sedang dengan derajat keanggotaan yang berbeda-beda, yang selanjutnya digunakan dalam proses inferensi *fuzzy*.

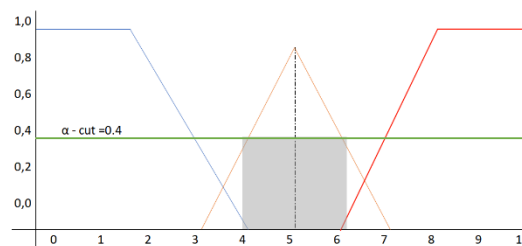
Pada proses inferensi *fuzzy*, aturan yang aktif berdasarkan nilai *input* yang diberikan adalah *rule ke-6* dan *rule ke-10*. *Rule ke-6* menyatakan bahwa jika *sleep duration* berada pada kategori pendek, *sleep quality* pada kategori sedang, *physical activity* pada kategori sedang, dan *daily steps* pada kategori sedang, maka tingkat stres diklasifikasikan sebagai sedang. Berdasarkan hasil fuzzyfikasi sebelumnya, diperoleh nilai *firing strength* untuk *rule* ini sebesar 0.2 yang merupakan nilai minimum dari derajat keanggotaan masing-masing variabel yaitu $\min(0.2, 0.867, 0.667, 0.4)$. Sementara itu, *rule ke-10* menyatakan bahwa jika seluruh variabel *input* berada pada kategori sedang, maka tingkat stres juga diklasifikasikan sebagai sedang. Nilai *firing strength* yang dihasilkan pada *rule* ini juga sebesar 0.4, yang diperoleh dari nilai minimum derajat keanggotaan variabel yang terlibat yaitu $\min(0.533, 0.867, 0.667, 0.4)$. Berdasarkan hasil evaluasi kedua aturan tersebut, *rule ke-10* dianggap lebih representatif karena seluruh variabel berada dalam kategori yang sama, yaitu sedang. Karena hanya himpunan sedang yang aktif dari dua aturan tersebut, fungsi nilai *firing strength* yang didapatkan dari fungsi MAX yang digunakan dalam proses selanjutnya adalah sebesar 0.4.

Hasil proses inferensi *fuzzy* pada tahap agregasi ditunjukkan pada Tabel 4, yang memperlihatkan bahwa himpunan *stress sedang* memiliki derajat keanggotaan tertinggi sebesar 0.40, *stress rendah* dan *stress tinggi* 0. Hal ini menunjukkan bahwa berdasarkan kombinasi *input* yang diberikan, kondisi individu cenderung berada pada tingkat stres rendah menuju sedang.

Tabel 4. Output tahap agregasi

Himpunan Output	Bentuk	Rentang	Tinggi Maksimum
Stress Rendah	Trapesium	(0, 0, 2, 4)	0
Stress Sedang	Segitiga	(3, 5, 7)	0.4
Stress Tinggi	Trapesium	(6, 8, 0, 0)	0

Proses agregasi tersebut divisualisasikan melalui teknik *clipping* pada Gambar 7, yang menunjukkan kontribusi masing-masing himpunan terhadap *output* akhir. Berdasarkan distribusi nilai pada rentang domain, terlihat bahwa area dominan berada pada himpunan *stress sedang*, yang kemudian digunakan dalam proses defuzzifikasi.



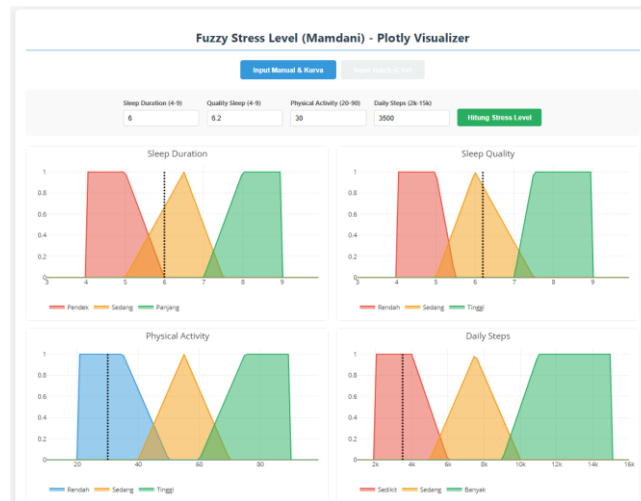
Gambar 7. Clipping kurva output

Hasil perhitungan defuzzifikasi menggunakan metode *centroid* ditunjukkan pada Tabel 5, dengan nilai pusat bentuk yang merepresentasikan kontribusi masing-masing himpunan. Berdasarkan perhitungan tersebut, diperoleh nilai akhir sebesar 5, yang secara interpretatif dikategorikan sebagai *stress sedang*. Hasil ini menunjukkan bahwa individu masih berada dalam kondisi yang relatif stabil, namun mulai menunjukkan indikasi peningkatan stres.

Tabel 5. Pusat bentuk

Himpunan	Tinggi	Pusat bentuk
Stress Sedang	0.4	5

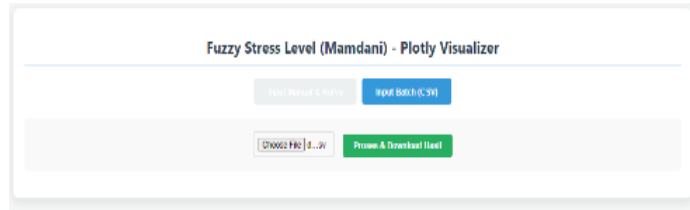
Visualisasi implementasi sistem ditampilkan pada Gambar 8 hingga Gambar 10, yang menunjukkan hasil pengujian baik secara manual maupun *batch*. Visualisasi ini memberikan kemudahan dalam memahami proses inferensi *fuzzy* secara interaktif, sehingga meningkatkan transparansi sistem. Hal ini menjadi keunggulan dibandingkan metode *machine learning* yang cenderung bersifat *black-box* dan sulit diinterpretasikan [7].



Gambar 8. Program *input* manual 1



Gambar 9. Program *input* manual 2



Gambar 10. Program *input batch*

Untuk menjamin objektivitas dalam evaluasi sistem, maka dilakukan proses kategorisasi terhadap hasil defuzzifikasi (nilai *centroid*). Penentuan kategori ini didasarkan pada nilai domain dengan derajat keanggotaan tertinggi ($\mu = 1$) atau titik tengah antar himpunan *fuzzy*. Skema kategorisasi yang digunakan sebagai standar penilaian akurasi didefinisikan sebagai berikut: nilai $0 \leq Z < 4.0$ dikategorikan sebagai Rendah, $4.0 \leq Z < 7.0$ sebagai Sedang dan $7.0 \leq Z \leq 10.0$ sebagai Tinggi. Skema ini disajikan pada Tabel 6. Berdasarkan ambang batas tersebut, perbandingan antara *output* sistem, dengan data aktual disajikan pada Tabel 7. Tabel tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar klasifikasi memiliki kesesuaian antara kategori *output fuzzy* dengan label *dataset* asli. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu menangkap pola hubungan antar *variabel input* dengan cukup baik. Meskipun terdapat beberapa deviasi, hal tersebut masih dalam batas toleransi dan disebabkan oleh sifat subjektif dari indikator yang digunakan.

Tabel 6. Skala penilaian tingkat stres berdasarkan nilai *crisp*

No	Rentang Nilai <i>Fuzzy</i> (Z)	Kategori <i>Output</i>
1	$0 \leq Z < 4.0$	Rendah
2	$4.0 \leq Z < 7.0$	Sedang
3	$7.0 \leq Z \leq 10.0$	Tinggi

Tabel 7. Perbandingan *output fuzzy* dengan hasil riil

No	<i>Sleep Duration</i>	<i>Sleep Quality</i>	<i>Physical Activity</i>	<i>Daily Steps</i>	<i>Output Fuzzy</i>	<i>Actual Result</i>	Kategori <i>Fuzzy</i>	Label <i>Dataset</i>	Kesesuaian
1	6.1	6	42	4200	5	6	Sedang	Sedang	Sesuai
2	6.2	6	60	10000	7	8	Tinggi	Tinggi	Sesuai
3	6.2	6	60	10000	7	8	Tinggi	Tinggi	Sesuai
4	5.9	4	30	3000	8	8	Tinggi	Tinggi	Sesuai
5	5.9	4	30	3000	8	8	Tinggi	Tinggi	Sesuai
6	5.9	4	30	3000	8	8	Tinggi	Tinggi	Sesuai
7	5.9	4	30	3000	8	8	Sedang	Tinggi	Sesuai
8	6.3	6	40	3500	5	7	Sedang	Tinggi	Tidak Sesuai
9	7.8	7	75	8000	5	6	Tinggi	Tinggi	Sesuai
10	7.8	7	75	8000	5	6	Tinggi	Tinggi	Sesuai
...
374	8.1	9	75	7000	2	3	Rendah	Rendah	Sesuai

Untuk mengukur performa model secara kuantitatif, dilakukan evaluasi menggunakan MSE dan RMSE yang hasilnya ditampilkan pada Tabel 7. Berdasarkan tabel tersebut, diperoleh nilai MSE sebesar 1.671 dan RMSE sebesar 1.292, serta tingkat akurasi sebesar 88.5%. Nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang relatif rendah dan mampu merepresentasikan kondisi aktual secara baik.

Tabel 8. Hasil evaluasi

No	Output Fuzzy	Actual Result	Kategori Fuzzy	Label Dataset	Kesesuaian	Error (E)	Squared Error (SE)
1	5	6	Sedang	Sedang	Sesuai	1	1
2	7	8	Tinggi	Tinggi	Sesuai	1	1
3	7	8	Tinggi	Tinggi	Sesuai	1	1
4	8	8	Tinggi	Tinggi	Sesuai	0	0
5	8	8	Tinggi	Tinggi	Sesuai	0	0
6	8	8	Tinggi	Tinggi	Sesuai	0	0
7	8	8	Sedang	Sedang	Sesuai	0	0
8	5	7	Sedang	Tinggi	Tidak Sesuai	2	4
9	5	6	Tinggi	Tinggi	Sesuai	1	1
10	5	6	Tinggi	Tinggi	Sesuai	1	1
...	1	1
374	2	3	Rendah	Rendah	Sesuai	1	1
<i>Sum Squared Error</i>							635.0
MSE							1.671
RMSE							1.292
Total Kesesuaian							331
Persentase akurasi							88.5%

Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan pendekatan FIS [6], hasil yang diperoleh menunjukkan performa yang kompetitif dengan keunggulan tambahan pada integrasi beberapa indikator gaya hidup secara simultan. Selain itu, dibandingkan dengan metode *machine learning* yang memiliki akurasi tinggi namun kurang interpretatif [7], pendekatan FIS dalam penelitian ini menawarkan keseimbangan antara akurasi dan transparansi.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa FIS efektif dalam mengklasifikasikan tingkat stres dengan mempertimbangkan ketidakpastian dan subjektivitas data. Integrasi indikator kualitas tidur dan aktivitas fisik memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan representasi kondisi stres secara lebih realistis, sehingga model yang dihasilkan tidak hanya akurat tetapi juga mudah dipahami dan diaplikasikan dalam konteks nyata.

4. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi tingkat stres berbasis FIS dengan mempertimbangkan indikator kualitas tidur dan aktivitas fisik. Berdasarkan hasil yang diperoleh, model FIS yang dirancang mampu mengklasifikasikan tingkat stres secara efektif serta merepresentasikan kondisi yang bersifat gradual dan tidak pasti melalui pendekatan berbasis aturan (*rule-based*). Selain itu, model yang dikembangkan menunjukkan keunggulan dalam aspek interpretabilitas, di mana proses penentuan tingkat stres dapat dijelaskan secara transparan melalui mekanisme *rule firing*. Hal ini menjadikan pendekatan FIS lebih mudah dipahami dibandingkan metode *machine learning* yang cenderung bersifat *black-box*, khususnya dalam konteks pengambilan keputusan di bidang kesehatan mental.

Kontribusi utama penelitian ini terletak pada pengembangan model klasifikasi tingkat stres yang mengintegrasikan indikator kualitas tidur dan aktivitas fisik secara simultan dalam kerangka FIS, sehingga mampu memberikan representasi kondisi stres yang lebih fleksibel, interpretatif, dan mendekati kondisi nyata. Namun penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada jumlah variabel *input* yang digunakan. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya

disarankan untuk mengintegrasikan parameter tambahan, seperti indikator fisiologis atau faktor lingkungan, guna meningkatkan akurasi dan keandalan model.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Laksika Tharmalingan atas data berlisensi publik yang dapat diakses pada Kaggle, serta kepada Ilmu Komputer Universitas Lampung yang telah memberikan dukungan atas penelitian ini.

Pernyataan

Kontribusi Penulis. S.B.A: perancangan metode, implementasi program, analisis data. E.E.C.: konseptualisasi, penulisan draf awal, validasi eksperimen, evaluasi hasil, peninjauan dan penyuntingan naskah.

Pendanaan. Penelitian ini didanai oleh penulis.

Konflik Kepentingan. Penulis menyatakan tidak terdapat konflik kepentingan terkait publikasi artikel ini.

Ketersediaan Data. Data tersedia secara publik pada: <https://www.kaggle.com/datasets/uom190346a/sleep-health-and-lifestyle-dataset>.

Penggunaan Kecerdasan Buatan (AI). Penulis menyatakan bahwa penggunaan alat berbasis kecerdasan buatan (AI) hanya terbatas pada aspek penyuntingan bahasa dan tidak mempengaruhi substansi ilmiah penelitian.

Daftar Referensi

- [1] N. Inayah and D. T. Kurniawati, "Pengaruh beban kerja terhadap stres kerja melalui kompensasi bagi sandwich generation," *J. Kewirausahaan Inov.*, vol. 3, no. 3, pp. 793–804, Aug. 2024, doi: 10.21776/jki.2024.03.3.15.
- [2] A. Chairani and Rosdiana, "Sistem diagnosa stres menggunakan metode fuzzy logic," *J. Energi Elektrik*, vol. 11, no. 2, pp. 34–40, 2018.
- [3] I. Pardyani and I. H. Susilowati, "Stress kerja dan kualitas tidur sebagai determinan utama kelelahan kerja pada pekerja konstruksi," *J. Penelit. Kesehat. Suara Forikes*, vol. 15, no. 2, pp. 197–202, Apr.–Jun. 2024, doi: 10.33846/sf15205.
- [4] H. Chandra and A. I. Wahyuni, "Integrating perceived stress scale, principal component analysis, and fuzzy logic to classify stress level," *J. Ilm. Tek. Ind.*, vol. 23, no. 2, pp. 224–234, Dec. 2024, doi: 10.23917/jiti.v23i2.6357.
- [5] S. Hameed, M. Nauman, N. Akhtar, M. A. B. Fayyaz, and R. Nawaz, "Explainable AI-driven depression detection from social media using natural language processing and black box machine learning models," *Front. Artif. Intell.*, vol. 8, Art. no. 1627078, Sept. 2025, doi: 10.3389/frai.2025.1627078.
- [6] F. H. D. Aryanto, A. F. Syuhada, F. P. Putra, S. P. Mahardika, A. P. Jayanegara, and F. I. Sanjaya, "Deteksi tingkat stres mahasiswa dengan logika fuzzy Tsukamoto," *RIGGS: J. Artif. Intell. Digit. Bus.*, vol. 4, no. 2, pp. 3462–3471, Jun. 2025, doi: 10.31004/riggs.v4i2.1042.
- [7] M. G. Sutisna, M. A. S. Yudono, M. Artiyasa, P. Narputo, and A. E. Jakfar, "Sistem pendukung keputusan tingkat stres mahasiswa dengan fuzzy Mamdani," *RIGGS: J. Artif. Intell. Digit. Bus.*, vol. 4, no. 1, pp. 255–264, Apr. 2025, doi: 10.31004/riggs.v4i1.403.

- [8] U. Saha, S. M. M. Hossain, and I. H. Sarker, "Predicting depression level based on human activities and feelings: A fuzzy logic-based analysis," *Data Sci. Manag.*, Dec. 2024, doi: 10.1016/j.dsm.2024.11.003.
- [9] S. Tharmalingam, "Sleep Health and Lifestyle Dataset" [Data set], *Kaggle*, 2023. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/uom190346a/sleep-health-and-lifestyle-dataset> (accessed Jan. 20, 2026).
- [10] I. G. A. Gunadi and D. O. Rachmawati, "A comparative study on the impact of feature selection and dataset resampling on the performance of the k-nearest neighbors (KNN) classification algorithm," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform. (JANAPATI)*, vol. 13, no. 2, pp. 419–427, Jul. 2024, doi: 10.23887/janapati.v13i2.82174.
- [11] Z. M. Zamzani, M. R. Nurdiansyah N.A, and B. Y. Yana, "Deteksi stres manusia melalui analisis tidur dengan metode fuzzy," *TECHNOVATAR J. Teknol. Ind. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 58–71, Nov. 2023, doi: 10.61434/technovatar.v1i1.60.
- [12] L. Sofia, N. N. Yasmin, A. R. P. Sabrina, S. A. P. Utomo, D. A. Nugroho, and I. P. Pujiono, "Fuzzy assessment untuk mengukur burnout mahasiswa dengan dukungan basis data terstruktur," *RIGGS: J. Artif. Intell. Digit. Bus.*, vol. 4, no. 4, pp. 3932–3945, Dec. 2025, doi: 10.31004/riggs.v4i4.4157.
- [13] E. E. Setiawati, "Fuzzy inference system metode Mamdani untuk memprediksi IPM di Kota Langsa," *Media Teknol. dan Inform.*, vol. 1, no. 3, pp. 126–133, Jul. 2024.
- [14] I. M. B. Suwadnyana and A. A. G. B. Ariana, "Fuzzy inference sistem Mamdani untuk penentuan kredit pada KPN Estika Dewata," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform. (JANAPATI)*, vol. 1, no. 2, pp. 153–163, Jul. 2013, doi: 10.23887/janapati.v2i2.9788.
- [15] R. Rumfot, Y. A. Lesnussa, and D. L. Rahakbauw, "Perbandingan metode fuzzy Mamdani, Sugeno dan Tsukamoto untuk menentukan jumlah produksi batu pecah," *MATHunesa: J. Ilm. Mat.*, vol. 12, no. 1, pp. 157–168, 2024, doi: 10.26740/mathunesa.v12n1.p157-168.
- [16] Junaidi, "Implementasi fuzzy logic dengan metode Mamdani untuk sistem pendukung keputusan kinerja dosen," *J. Inf. Syst. (JIS)*, vol. 3, no. 1, pp. 17–27, May 2023, doi: 10.61488/jis.v3i1.256.
- [17] I. Ummah, N. Yannuansa, and I. Mufarrihah, "Pengaruh penentuan domain, fungsi keanggotaan dan rule dalam membangun sistem fuzzy," *J. Tecnoscienza*, vol. 6, no. 1, pp. 165–175, Oct. 2021, doi: 10.51158/tecnoscienza.v6i1.607.
- [18] G. D'Aniello, "Fuzzy logic for situation awareness: A systematic review," *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, vol. 14, no. 4, pp. 4419–4438, Apr. 2023, doi: 10.1007/s12652-023-04560-6.
- [19] E. Küçüktopçu, B. Cemek, and H. Simsek, "Application of Mamdani fuzzy inference system in poultry weight estimation," *Animals*, vol. 13, no. 15, Art. no. 2471, Jul. 2023, doi: 10.3390/ani13152471.
- [20] I. Irfanianingrum, A. R. Chaidir, S. Sumardi, G. A. Rahardi, and D. W. Herdiyanto, "Sistem pendeteksi dini kebakaran hutan berbasis logika fuzzy dengan integrasi Telegram," *Emitor: J. Tek. Elektro*, vol. 23, no. 2, pp. 120–127, Sept. 2023, doi: 10.23917/emitor.v22i2.22019.
- [21] M. Sovina and F. A. Harahap, "Penentuan status gizi dengan indeks massa tubuh (IMT) menggunakan logika fuzzy," *InfoSys Journal*, vol. 7, no. 1, pp. 105–116, Aug. 2022, doi: 10.22303/infosys.7.1.20221.105-116.
- [22] A. S. K. R. Nasution, G. W. Nurcahyo, and A. Ramdhanu, "Penerapan metode fuzzy Mamdani untuk mengidentifikasi kepribadian siswa," *Jurnal KomtekInfo*, vol. 11, no. 3, pp. 157–162, Sept. 2024, doi: 10.35134/komtekinfo.v11i3.567.

- [23] Yulmaini, “Penggunaan metode fuzzy inference system (FIS) Mamdani dalam pemilihan peminatan mahasiswa untuk tugas akhir,” *J. Inform.*, vol. 15, no. 1, pp. 10–23, Jun. 2015.
- [24] D. Y. Klau, T. Tursina, and H. Novriando, “Implementasi metode fuzzy inference system (FIS) Mamdani dalam pemilihan bidang keahlian mahasiswa,” *J. Impresi Indones.*, vol. 2, no. 4, pp. 372–383, Apr. 2023, doi: 10.58344/jii.v2i4.2389.
- [25] P. Korkidis and A. Dounis, “Intelligent fuzzy models: WM, ANFIS, and patch learning for the competitive forecasting of environmental variables,” *Sustainability*, vol. 15, no. 10, Art. no. 8032, May 2023, doi: 10.3390/su15108032.
- [26] G. Liu, Z. Jin, and H. Yu, “Short-term electrical load forecasting based on fuzzy rough set feature selection and multi-kernel extreme learning machine,” *Int. J. Comput. Intell. Syst.*, vol. 17, p. 160, Jun. 2024, doi: 10.1007/s44196-024-00577-7.
- [27] M. A. Firmansyah, A. A. Murtopo, and N. Fadilah, “Penerapan metode fuzzy Tsukamoto untuk prediksi jumlah produksi PT Wings Padaharja,” *RIGGS: J. Artif. Intell. Digit. Bus.*, vol. 4, no. 3, pp. 2758–2764, Aug. 2025, doi: 10.31004/riggs.v4i3.2173.