



OPTIMASI PARAMETER SISTEM INFERENSI FUZZY MENGGUNAKAN ALGORITMA GENETIKA UNTUK REKOMENDASI BEBAN AWAL LATIHAN DEADLIFT YANG TERPERSONALISASI

Atha Redian Naufal^{1*}, Arief Hermawan²

^{1,2}Prodi Informatika, Universitas Teknologi Yogyakarta, Yogyakarta, 55285, Indonesia

atharediannaufal06@gmail.com¹; ariefdb@ut.ac.id²

*Penulis Koresponden

ABSTRAK

Risiko cedera pada latihan angkat beban, khususnya pada gerakan *deadlift*, seringkali disebabkan oleh penentuan beban awal yang subjektif dan diperparah oleh fenomena *egolifting*. Untuk memitigasi risiko ini, penelitian ini bertujuan mengembangkan sebuah model hibrida cerdas untuk personalisasi rekomendasi beban. Model ini mengintegrasikan Sistem Inferensi Fuzzy (FIS) dengan Algoritma Genetika (AG) untuk melakukan optimasi parameter secara *end-to-end*. Sistem fuzzy memanfaatkan empat input (IMT, WHtR, RHR, Pengalaman) untuk merepresentasikan kondisi pengguna. Algoritma Genetika kemudian secara otomatis menyetel 18 parameter krusial dari sistem, termasuk fungsi keanggotaan dan faktor-faktor penyesuaian, dengan 20 data riil dari pakar sebagai *ground truth*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa optimasi menggunakan AG berhasil meningkatkan performa secara drastis, menekan *Mean Absolute Error* (MAE) dari 18,78 kg menjadi 6,37 kg dan meningkatkan akurasi sistem dari 25,62% (model manual) menjadi 74,78%. Hal ini mengonfirmasi bahwa pendekatan hibrida Fuzzy-Genetika merupakan metode yang superior untuk *tuning* sistem rekomendasi kuantitatif, menghasilkan keputusan yang lebih presisi dan dapat diandalkan.

Kata kunci: Sistem Inferensi Fuzzy, Algoritma Genetika, Optimasi, Rekomendasi Beban, Deadlift.

ABSTRACT

The risk of injury in weightlifting, particularly in the deadlift movement, is often caused by subjective initial load determination and exacerbated by the egolifting phenomenon. To mitigate this risk, this research aims to develop an intelligent hybrid model for personalized load recommendation. This model integrates a Fuzzy Inference System (FIS) with a Genetic Algorithm (GA) to perform end-to-end parameter optimization. The fuzzy system utilizes four inputs (BMI, WHtR, RHR, Experience) to represent the user's condition. The Genetic Algorithm then automatically tunes 18 crucial system parameters, including membership functions and adjustment factors, using 20 real data points from an expert as the ground truth. The research results show that optimization using GA successfully and drastically improved performance, reducing the Mean Absolute Error (MAE) from 18.78 kg to 6.37 kg and increasing system accuracy from 25.62% (manual model) to 74.78%. This confirms that the hybrid Fuzzy-Genetic approach is a superior method for tuning quantitative recommendation systems, resulting in more precise and reliable decisions.

Keywords: Fuzzy Inference System, Genetic Algorithm, Optimization, Load Recommendation, Deadlift.

Histori Artikel:

Diserahkan: 17 Okt 2025

Diterima setelah Revisi: 17 Nov 2025

Diterbitkan: 29 Nov 2025

1. PENDAHULUAN

Risiko cedera dalam aktivitas kebugaran, terutama yang melibatkan peralatan olahraga, merupakan masalah signifikan. Berdasarkan analisis data dari National Safety Council, latihan menggunakan peralatan olahraga menjadi kategori dengan jumlah kunjungan gawat darurat tertinggi di Amerika Serikat pada tahun 2023, dengan total 482.886 kasus cedera. Di lingkungan pusat kebugaran (gym), risiko ini sangat relevan pada penggunaan angkat beban, di mana pemilihan beban awal yang tidak sesuai menjadi salah satu penyebab utama. Fenomena ini seringkali diperparah oleh "egolifting", yaitu kecenderungan individu, khususnya pemula, untuk memilih beban berdasarkan ego dan bukan kapabilitas fisik yang sebenarnya, sehingga meningkatkan risiko cedera pada otot dan sendi [1].

Dalam konteks ini, penelitian difokuskan pada *deadlift*, salah satu gerakan *compound* yang paling fundamental namun juga memiliki risiko tinggi. Pemilihan *deadlift* sebagai studi kasus utama didasarkan pada kompleksitas teknisnya serta tingginya insiden cedera yang terkait, khususnya pada area punggung bawah (*lower back*). Sebuah tinjauan literatur dan meta-analisis [2] mengonfirmasi bahwa gerakan *powerlifting*, termasuk *deadlift*, sangat membebani tulang belakang bagian lumbar dan menyumbang lebih dari sepertiga (35,4%) dari total cedera yang dilaporkan. Hal ini menggarisbawahi urgensi untuk mengembangkan alat bantu yang dapat memandu pengguna dalam memilih beban awal yang aman dan terpersonalisasi.

Untuk mengatasi permasalahan yang melibatkan ketidakpastian data fisiologis dan pengalaman atlet [3], pendekatan sistem cerdas seperti logika fuzzy telah terbukti sangat bermanfaat. Keberhasilan logika fuzzy dalam sistem pendukung keputusan telah terbukti di berbagai domain [4], [5], [6]. Secara khusus dalam bidang olahraga, sebuah penelitian [7] menggunakan *fuzzy decision support systems* (FDSS) untuk membantu atlet memilih jenis latihan yang sesuai, menunjukkan relevansi metode ini dalam konteks kebugaran. Namun, implementasi pada domain ini umumnya masih berfokus pada rekomendasi kualitatif (misalnya, memilih jenis latihan berdasarkan suasana hati atau tingkat stres) dan belum menyediakan rekomendasi beban kuantitatif (dalam kg) secara spesifik. Hal ini membuka celah penelitian untuk meningkatkan presisi dari rekomendasi kualitatif menjadi rekomendasi kuantitatif yang teroptimasi secara otomatis.

Selain kebutuhan akan output kuantitatif, penentuan parameter sistem fuzzy agar menghasilkan nilai yang presisi seringkali menjadi tantangan. Oleh karena itu, integrasi dengan algoritma optimasi seperti Algoritma Genetika (AG) menjadi sebuah solusi yang kuat. AG memiliki kemampuan untuk menyelesaikan berbagai masalah optimasi yang kompleks dengan meniru proses evolusi biologis untuk mencari solusi terbaik. Kombinasi Fuzzy-Genetika telah berhasil diterapkan untuk berbagai masalah optimasi, seperti peramalan kualitas udara [8], analisis portofolio saham [9], prediksi inflasi [10], optimasi kendali robot [11], hingga penyelesaian masalah rute terdekat dalam logistik [12], di mana AG digunakan untuk menyetel parameter fuzzy guna mendapatkan hasil yang lebih akurat dan optimal.

Melihat keberhasilan pendekatan hibrida tersebut, penelitian ini mengusulkan untuk mengimplementasikan metode serupa untuk mengisi celah penelitian tersebut, yaitu menyediakan rekomendasi kuantitatif yang teroptimasi. Metodologi hibrida ini sebelumnya juga telah ditunjukkan efektivitasnya dalam penelitian [13], di mana AG berhasil meningkatkan akurasi sistem pakar fuzzy secara signifikan dari 65,37% menjadi 82,93%. Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan dan memvalidasi sebuah sistem rekomendasi beban *deadlift* yang tidak hanya logis, tetapi juga memiliki tingkat akurasi yang tinggi setelah dioptimalkan, sehingga dapat menjadi alat bantu yang andal bagi anggota gym pemula.

2. METODE

Bagian ini mencakup langkah-langkah yang diambil peneliti untuk menjawab pertanyaan penelitian atau menguji hipotesis, serta teknik, alat, atau pendekatan yang digunakan dalam proses tersebut.

2.1 Alur Penelitian

Penelitian ini mengadopsi pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimental. Alur kerja penelitian dirancang secara sistematis yang divisualisasikan pada Gambar 1. Tahapan dimulai dari pengumpulan data, dilanjutkan dengan perancangan dan implementasi model hibrida Fuzzy-Genetika, proses optimasi untuk menemukan parameter terbaik, dan diakhiri dengan validasi performa model teroptimasi.



Gambar 1. Alur Penelitian

1. Tahap 1 (Pengumpulan Data): Tahap ini krusial untuk mengumpulkan data primer ($n=20$) dan data validasi dari pakar. Data pakar ini berfungsi sebagai *ground truth* yang menjadi tolok ukur keberhasilan optimasi.
2. Tahap 2 (Perancangan Model Hibrida): Pada tahap ini, arsitektur sistem didefinisikan, mencakup perancangan variabel dan aturan *Fuzzy Inference System* (FIS) serta pendefinisian struktur kromosom untuk Algoritma Genetika (AG).
3. Tahap 3 (Implementasi & Optimasi): Ini adalah inti dari penelitian, di mana model yang telah dirancang diimplementasikan ke dalam kode. Program AG dijalankan secara iteratif untuk menyetel (tuning) 18 parameter sistem secara otomatis guna menemukan kombinasi parameter terbaik yang meminimalkan *error*.
4. Tahap 4 (Pengujian & Validasi): Tahap akhir ini bertujuan untuk memvalidasi performa model yang telah teroptimasi. Model diuji menggunakan data validasi pakar untuk menghitung nilai MAE dan Akurasi final, sekaligus untuk membuktikan peningkatannya dibandingkan dengan model manual.

2.2 Akuisisi dan Pra-pemrosesan Data

Data primer yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan dari 20 partisipan pria dan wanita ($n=20$) dengan rentang usia 18 hingga 35 tahun. Setiap partisipan diukur berdasarkan beberapa variabel, yaitu: Berat Badan (kg), Tinggi Badan (cm), Lingkar Perut (cm), RHR (bpm), dan Pengalaman Latihan (Tahun). Sebagai variabel target (*ground truth*), seorang pelatih profesional bersertifikasi menentukan Beban Awal Deadlift (kg) yang ideal untuk setiap partisipan.

Dari data mentah tersebut, dilakukan tahap pra-pemrosesan untuk menghasilkan dua variabel input turunan yang krusial bagi sistem fuzzy, yaitu Indeks Massa Tubuh (IMT) dan Rasio Lingkar Pinggang-Tinggi Badan (WHtR). Ringkasan statistik deskriptif dari data yang digunakan sebagai input model disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Data Partisipan (n=20)

Variabel	Rata-rata	Standar Deviasi	Minimum	Maksimum
Usia (tahun)	23,00	3,78	18	35
IMT (kg/m ²)	23,69	5,42	17,36	37,22
WhtR	0,49	0,07	0,35	0,68
RHR (bpm)	85,40	7,97	70	102
Pengalaman (tahun)	0,82	0,92	0,10	4,00
Beban Pakar (kg)	25,25	17,65	5	70

Kedua variabel turunan tersebut dihitung menggunakan formula standar sebagai berikut:

- i. Indeks Massa Tubuh (IMT): Dihitung menggunakan formula standar pada Persamaan (1).

$$IMT = \frac{\text{berat badan}(kg)}{\left(\frac{\text{tinggi badan}(cm)}{100} \right)^2} \quad (1)$$

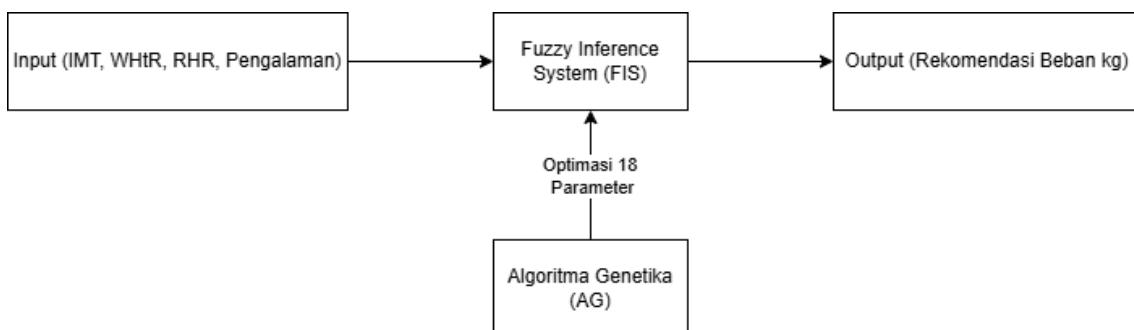
- ii. Rasio Lingkar Pinggang-Tinggi Badan (WhtR): Dihitung dengan formula pada Persamaan (2) .

$$WhtR = \frac{\text{lingkar pinggang}(cm)}{\text{tinggi badan}(cm)} \quad (2)$$

2.3 Perancangan Arsitektur Model Hibrida

Model yang diusulkan memiliki arsitektur hibrida yang mengintegrasikan Sistem Inferensi Fuzzy (FIS) dengan formula kalkulasi akhir yang parameternya dioptimalkan oleh AG. Pendekatan ini dipilih karena logika fuzzy sangat efektif dalam mengelola ketidakpastian data pada performa atlet [3].

Diagram blok sederhana pada Gambar 2 mengilustrasikan arsitektur dan alur data dari model hibrida yang diusulkan.



Gambar 2. Diagram Arsitektur Hibrida Fuzzy-Genetika

Secara konseptual, alur data pada model ini adalah sebagai berikut: (1) Empat variabel input (IMT, WhtR, RHR, Pengalaman) dimasukkan ke dalam FIS. (2) FIS memproses input tersebut

melalui basis aturan (dijelaskan pada Tabel 2) untuk menghasilkan nilai keluaran skor_fuzzy. (3) skor_fuzzy ini kemudian dimasukkan ke Formula Kalkulasi Akhir (Persamaan 4) untuk menghasilkan rekomendasi beban (kg) sebagai output final. Peran Algoritma Genetika (AG) adalah sebagai proses optimasi *offline* yang berjalan secara terpisah untuk menyetel (tuning) 18 parameter kunci dari FIS dan Formula Akhir tersebut guna meminimalkan MAE terhadap data pakar.

2.3.1 Komponen Sistem Inferensi Fuzzy (FIS)

Metode inferensi yang dipilih dalam penelitian ini adalah FIS tipe Mamdani yang diimplementasikan menggunakan pustaka *scikit-fuzzy*. Pemilihan ini didasarkan pada keunggulan metode Mamdani yang memiliki aturan linguistik yang mudah dipahami dan paling sesuai dengan penalaran intuitif manusia. Hal ini sejalan dengan temuan Barir, dkk. (2024) [14] yang menyatakan bahwa Logika Fuzzy Mamdani lebih unggul jika fokusnya adalah pada fleksibilitas dan keterbacaan aturan. Keandalan metode ini juga telah terbukti di bidang medis, di mana implementasinya untuk diagnosis penyakit mata mampu mencapai akurasi hingga 93.3%[15].

i. Variabel dan Fungsi Keanggotaan

Sistem ini memiliki 4 variabel input (antecedent) dan 1 variabel output (consequent).

Fungsi keanggotaan didefinisikan sebagai berikut:

- IMT: Normal (trapmf), Obesitas (trapmf).
- WhtR: Risiko Tinggi (trapmf).
- RHR: Sangat Bugar (trapmf), Bugar (trimf), RataRata (trapmf), Kurang Bugar (trapmf).
- Pengalaman: Pemula (trapmf), Menengah (trapmf), Mahir (trapmf).
- Rekomendasi Beban (Output): Sangat Rendah, Rendah, Sedang, Tinggi. Keempat himpunan fuzzy ini menggunakan fungsi keanggotaan segitiga (trimf), di mana titik-titik koordinatnya (total 12 parameter) menjadi target optimasi AG.

ii. Basis Aturan (Rule Base)

Inti dari logika inferensi sistem fuzzy terletak pada basis aturan, yang memetakan kondisi input ke konsekuensi output melalui serangkaian implikasi IF-THEN. Berdasarkan implementasi kode, penelitian ini menggunakan 7 aturan kunci yang merefleksikan pengetahuan pakar. Logika ini tidak mencakup semua kombinasi input yang memungkinkan, melainkan berfokus pada skenario yang paling relevan untuk rekomendasi beban secara aman dan efektif. Rincian dari basis aturan tersebut disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Basis Aturan Fuzzy

No	Keterangan	Basis Aturan	Hasil
1	rule_safety_1	(WhtR is 'Risiko Tinggi') OR (IMT is 'Obesitas')	Sangat Rendah
2	rule_pemula	(Pengalaman is 'Pemula')	Sangat Rendah
3	rule_menengah_bugar	(Pengalaman is 'Menengah') AND (RHR is 'Sangat Bugar' OR 'Bugar')	Rendah
4	rule_menengah_kurang	(Pengalaman is 'Menengah') AND (RHR is 'Rata-rata' OR 'Kurang Bugar')	Sangat Rendah
5	rule_mahir_super	(Pengalaman is 'Mahir') AND (RHR is 'Sangat Bugar') AND (IMT is 'Normal')	Tinggi
6	rule_mahir_bugar	(Pengalaman is 'Mahir') AND (RHR is 'Sangat Bugar' OR 'Bugar')	Sedang
7	rule_mahir_kurang	(Pengalaman is 'Mahir') AND (RHR is 'Rata-rata' OR 'Kurang Bugar')	Rendah

2.3.2 Formula Kalkulasi Akhir

Output dari FIS (defuzzifikasi dengan metode Centroid) menghasilkan skor_fuzzy (nilai 0-100). Metode Centroid menghitung titik pusat dari area himpunan fuzzy output menggunakan Persamaan (3)

$$z^* = \frac{\int \mu C(z) \cdot z dz}{\int \mu C(z) dz} \quad (3)$$

di mana adalah nilai *crisp* hasil defuzzifikasi (skor_fuzzy), dan adalah fungsi keanggotaan dari gabungan himpunan fuzzy output. Skor ini tidak langsung digunakan, melainkan diintegrasikan ke dalam formula kalkulasi akhir pada Persamaan (4) untuk mendapatkan rekomendasi beban dalam kilogram:

$$\begin{aligned} \text{Beban Sistem (kg)} &= (\text{skor_fuzzy}) / 100 \times \text{Berat Badan} \times \\ &\quad \text{Faktor Pengalaman} \times \text{Faktor Gerakan} \end{aligned} \quad (4)$$

Seluruh parameter non-fisik dalam formula ini (Faktor Pengalaman dan Faktor Gerakan) juga menjadi target optimasi AG.

2.4 Co-Optimasi Parameter dengan Algoritma Genetika (AG)

Proses optimasi merupakan inti dari penelitian ini, diimplementasikan menggunakan pustaka scikit-opt untuk mencari set parameter terbaik secara otomatis. Penggabungan sistem fuzzy dengan metode optimasi seperti Algoritma Genetika telah terbukti efektif untuk meningkatkan presisi dan akurasi sistem. Penelitian oleh Dewi, dkk. (2023) menunjukkan bahwa optimasi parameter fuzzy menggunakan AG mampu meningkatkan akurasi sistem secara signifikan, dari 65,37% menjadi 82,93%[13].

2.4.1 Representasi Kromosom

Setiap solusi potensial dalam populasi AG direpresentasikan sebagai sebuah kromosom, yaitu vektor bilangan riil (*real-coded*) dengan total panjang 18 gen. Setiap segmen gen mengkodekan bagian spesifik dari model hibrida, memungkinkan optimasi *end-to-end*. Struktur dan alokasi gen pada kromosom dirinci pada Tabel 3.

Tabel 3. Struktur Kromosom untuk Optimasi Parameter

Indeks Gen	Jumlah Gen	Deskripsi Parameter yang Dikodekan	Batas Bawah (lb)	Batas Atas (ub)
1-12	12	Titik-titik fungsi keanggotaan output 'Rekomendasi Beban'	0	100
13	1	Faktor pengali untuk gerakan 'Deadlift'	0,1	2,0
14-15	2	Ambang batas pengalaman (tahun)	0,5 ; 2,0	2,0 ; 0,5
16-18	3	Faktor pengali untuk setiap level pengalaman	0,1	1,5

2.4.2 Fungsi Fitness

Tujuan dari proses optimasi adalah untuk meminimalkan selisih antara prediksi model dengan data pakar. Oleh karena itu, fungsi fitness untuk setiap kromosom didefinisikan sebagai nilai Mean Absolute Error (MAE) yang dihasilkannya. Algoritma Genetika akan secara iteratif mencari kromosom dengan nilai MAE terendah.

2.4.3 Pengaturan Parameter AG

Proses evolusi pada Algoritma Genetika dijalankan dengan serangkaian parameter (hyperparameters) yang telah ditetapkan untuk memastikan konvergensi yang efektif. Pengaturan ini disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Pengaturan Parameter Algoritma Genetika

Parameter	Notasi	Nilai yang Digunakan
Ukuran Populasi	size_pop	100
Jumlah Generasi Maksimum	max_iter	200
Probabilitas Mutasi	prob_mut	0.01

2.5 Metrik Evaluasi Kinerja

Validasi performa model final dilakukan menggunakan dua metrik kuantitatif yang diimplementasikan sesuai dengan kode:

- i. Mean Absolute Error (MAE): Mengukur rata-rata selisih absolut antara beban prediksi sistem dan beban aktual dari pakar, dalam satuan kilogram (kg). Metrik MAE dipilih karena sifatnya yang lebih robust terhadap nilai pencilan (*outliers*) dibandingkan dengan *Root Mean Squared Error* (RMSE). MAE memberikan gambaran yang lebih representatif mengenai rata-rata kesalahan prediksi dalam satuan yang sama (kg) dengan output. Perhitungan MAE dilakukan menggunakan Persamaan (5).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (5)$$

- ii. Akurasi: Dihitung untuk memberikan representasi persentase kinerja dengan menormalisasi MAE terhadap rata-rata beban aktual dari pakar, seperti yang ditunjukkan pada Persamaan (6).

$$Akurasi (\%) = \left(1 - \frac{MAE}{Rata - rata Beban Aktual} \right) \times 100\% \quad (6)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil dari implementasi dan proses optimasi model hibrida Fuzzy-Genetika. Analisis mendalam dilakukan untuk mengevaluasi efektivitas model dan membahas implikasi temuan dalam konteks penelitian yang relevan.

3.1 Kinerja Model Awal(Sebelum Optimasi)

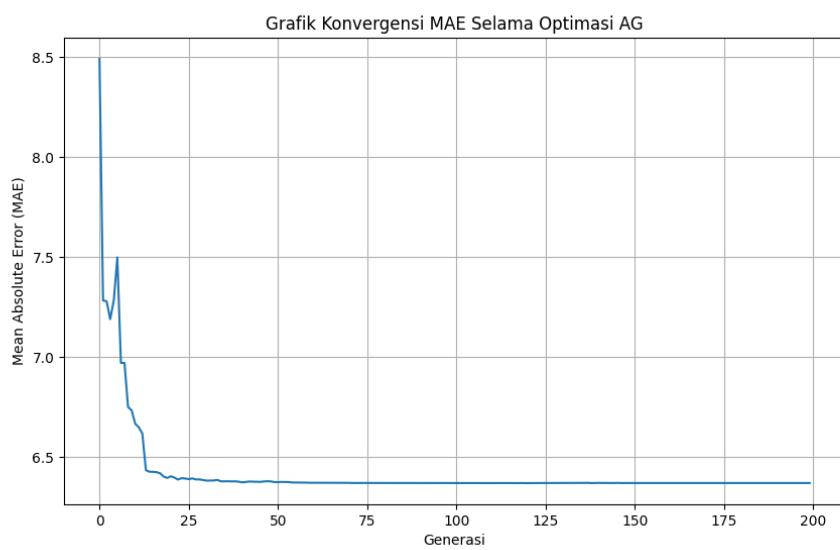
Sebelum proses optimasi diterapkan, model Sistem Inferensi Fuzzy (FIS) dievaluasi menggunakan parameter yang ditentukan secara manual berdasarkan pengetahuan dasar. Evaluasi awal ini penting untuk menetapkan *baseline* kinerja sebelum perbaikan dilakukan. Hasil evaluasi terhadap 20 data validasi menunjukkan performa sebagai berikut:

- i. Mean Absolute Error (MAE): 18.78 kg
- ii. Akurasi: 25.62 %

Hasil awal ini mengonfirmasi bahwa tanpa proses *tuning* yang presisi, sistem fuzzy meskipun memiliki logika yang benar menghasilkan selisih prediksi yang sangat besar dan akurasi yang rendah, sehingga tidak dapat diandalkan untuk aplikasi praktis.

3.2 Hasil Optimasi Algoritma Genetika

Proses optimasi menggunakan Algoritma Genetika (AG) dijalankan untuk mencari 18 parameter optimal secara simultan. Selama 200 generasi, AG berhasil menurunkan nilai MAE secara signifikan. Gambar 3 mengilustrasikan proses konvergensi ini. Grafik tersebut menunjukkan dua fase khas Algoritma Genetika, fase eksplorasi pada generasi-generasi awal, yang ditandai dengan penurunan *error* secara tajam saat AG menjelajahi ruang solusi, dan fase eksplorasi pada generasi selanjutnya, di mana kurva menjadi stabil saat AG melakukan *tuning* halus untuk mendekati solusi optimal.



Gambar 3. Grafik Konvergensi MAE Selama Optimasi AG

Setelah proses optimasi selesai, AG berhasil menemukan satu set parameter optimal yang memberikan nilai MAE terendah sebesar 6.368. Parameter-parameter ini, yang merepresentasikan "pengetahuan" yang diekstrak oleh AG dari data, disajikan secara rinci pada Tabel 5.

Tabel 5. Parameter Optimal Hasil Temuan Algoritma Genetika

Jenis Parameter	Parameter	Nilai Optimal
Fuzzy Output	Titik MF Sangat Rendah	[43,83; 71,03; 71,83]
	Titik MF Rendah	[5,68; 16,99, 52;14]
	Titik MF Sedang	[18,07; 28,01; 45,14]
	Titik MF Tinggi	[10,52; 64,83; 71,40]
	Faktor Deadlift	1,18
	Ambang Batas	[0,98; 4,96] tahun
Pengalaman	Faktor Pengali	[0,36; 0,89, 1,11]

3.3 Kinerja Model Teroptimasi

Dengan menggunakan parameter optimal dari hasil AG, model hibrida dievaluasi kembali. Tabel 6 menyajikan perbandingan kinerja model sebelum dan sesudah optimasi.

Tabel 6. Perbandingan Performa Model Sebelum dan Sesudah Optimasi

Metrik	Model Awal (Manual)	Model Teroptimasi (AG)	Peningkatan Kinerja
MAE (kg)	18,78 kg	6,37 kg	Penurunan 66.08%
Akurasi	25,62 %	74,78 %	Naik 49.16 Poin Percentase

Hasil pada Tabel 6 secara jelas menunjukkan dampak transformatif dari proses optimasi. Penerapan AG berhasil menekan MAE hingga lebih dari 66% dan akurasi sistem meningkat secara signifikan, membuktikan bahwa model menjadi jauh lebih presisi dan andal.

3.4 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model hibrida Fuzzy-Genetika yang diusulkan mampu mencapai akurasi 74,78% dengan MAE 6,37 kg. Peningkatan kinerja yang drastis dari akurasi awal 25,62% setelah optimasi menegaskan efektivitas metode ini. Tingkat akurasi yang tinggi ini sangat relevan mengingat tingginya risiko cedera pada olahraga angkat beban, khususnya pada gerakan kompleks seperti *deadlift* yang sangat membebani tulang belakang bagian lumbar. Dengan memberikan rekomendasi beban awal yang lebih objektif dan personal, model ini berpotensi menjadi alat bantu preventif untuk mengurangi risiko cedera yang seringkali diperparah oleh fenomena *egolifting* [2].

Keberhasilan Algoritma Genetika dalam meningkatkan performa secara drastis dapat diatribusikan pada kemampuannya untuk mengeksplorasi ruang solusi 18-dimensi yang sangat kompleks. Berbeda dengan *tuning* manual yang terbatas oleh intuisi dan bias manusia, AG mampu mengevaluasi ribuan kombinasi parameter non-intuitif. Proses ini memungkinkannya lolos dari *local optima* (solusi yang 'cukup baik') dan secara sistematis konvergen menuju solusi yang lebih superior secara matematis untuk meminimalkan MAE.

Kontribusi utama dan kebaruan (*novelty*) dari penelitian ini terletak pada implementasi Algoritma Genetika untuk proses optimasi *end-to-end* guna menghasilkan rekomendasi kuantitatif. Berbeda dengan sistem fuzzy konvensional yang parameternya ditentukan secara manual, model kami secara otomatis mencari kombinasi 18 parameter non-intuitif untuk mencapai akurasi tertinggi. Peningkatan performa yang sangat signifikan dalam penelitian ini, di mana akurasi melonjak sebesar 49,16 poin persentase, menggarisbawahi dampak transformatif dari penerapan Algoritma Genetika. Peningkatan ini bahkan lebih substansial dibandingkan dengan yang dilaporkan dalam penelitian sebelumnya [13], yang mencatat peningkatan sebesar 17,56 poin pada sistem mereka. Hal ini menunjukkan bahwa metode co-optimasi AG tidak hanya efektif, tetapi juga sangat berharga terutama pada sistem yang memiliki *baseline* performa awal yang rendah.

3.4.1 Keterbatasan Penelitian

Meskipun akurasi 74,78% menunjukkan efektivitas yang baik, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Perlu dicatat bahwa penerapan Fuzzy Mamdani di bidang lain seperti diagnosis medis mampu mencapai akurasi hingga 93,3% [15]. Perbedaan ini kemungkinan disebabkan oleh variabilitas data fisiologis untuk performa atletik yang lebih tinggi dibandingkan data gejala penyakit yang cenderung lebih terstruktur. Selain itu, ukuran sampel ($n=20$) yang digunakan dalam penelitian ini relatif kecil.

3.4.2 Saran Penelitian Lanjutan

Berdasarkan keterbatasan tersebut, penelitian di masa depan dapat difokuskan pada penambahan jumlah data latih untuk meningkatkan generalisasi model. Selain itu, eksplorasi variabel input lain, seperti data biomekanik atau metrik kekuatan spesifik, berpotensi untuk lebih meningkatkan presisi model.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah mengusulkan dan mengevaluasi sebuah model hibrida yang mengintegrasikan Sistem Inferensi Fuzzy (FIS) dengan Algoritma Genetika (AG) untuk personalisasi rekomendasi beban awal latihan *deadlift*. Tujuan utama untuk menciptakan sistem rekomendasi yang akurat dan teroptimasi telah tercapai, divalidasi dengan performa akhir model yang mencapai akurasi 74,78% dan *Mean Absolute Error* (MAE) 6,37 kg.

Kontribusi utama dari penelitian ini adalah demonstrasi keberhasilan pendekatan co-optimasi *end-to-end*, di mana Algoritma Genetika secara efektif menyetel 18 parameter kunci dari sistem fuzzy dan formula kalkulasi akhir secara simultan. Peningkatan kinerja yang drastis dari akurasi awal 25,62% menjadi 74,78% setelah optimasi membuktikan bahwa metode hibrida ini secara signifikan lebih unggul daripada sistem fuzzy yang disetel secara manual. Model ini menawarkan

solusi praktis untuk mengurangi risiko cedera akibat pemilihan beban yang subjektif (*egolifting*) di pusat kebugaran. Penelitian selanjutnya dapat difokuskan pada penambahan ukuran dataset dan eksplorasi variabel input biomekanik untuk lebih meningkatkan presisi model.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini tidak akan terlaksana tanpa dukungan dari berbagai pihak. Penulis mengucapkan terima kasih kepada Alief Shakia Sejati atas kontribusinya dalam penyediaan data pakar yang krusial untuk validasi model dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] National Safety Council, “Sports and Recreational Injuries,” 2023, Accessed: Nov. 07, 2025. [Online]. Available: <https://injuryfacts.nsc.org/home-and-community/safety-topics/sports-and-recreational-injuries/>
- [2] M. Preinl and K. Stolarz, “Injuries of the Lower Back in Powerlifting: A Literature Review with Meta-Analysis,” *Polish Journal of Sports Medicine*, vol. 40, no. 2, pp. 17–27, Jun. 2024, doi: 10.5604/01.3001.0054.6539.
- [3] Z. Shou and Y. Hou, “Optimizing Athlete Training and Injury Mitigation Using Fuzzy Information-Based Skeletal Motion Analysis,” *IEEE Access*, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3512416.
- [4] M Risky Febriansyah, Alvin Setya Candra, Satria Pinayungan Jati, Bahrul Hidayah, and Sulton Kodir, “Penerapan Logika Fuzzy Untuk Sistem Rekomendasi Peminatan Siswa Dalam Memenangkan Jurusan SMK Negeri 1 Seyegan,” *Jurnal Pendidikan dan Pengajaran*, vol. 3, no. 1, pp. 259–265, 2025.
- [5] I. Karima and A. Rahman, “Implementasi Metode Fuzzy Mamdani dalam Pengambilan Keputusan Rekomendasi Jumlah Produksi,” *Jurnal Inovasi Komputer (INOKOM)*, vol. 1, no. 1, 2024, [Online]. Available: <https://jurnal.citanusantara.id/index.php/inokom>
- [6] Arini Andhini Putri, Arya Maulana Yafi, Pranajelita Yuaini, and Sari Anggraini Puspita, “Prediksi Rekomendasi Restoran dengan Metode Fuzzy,” *Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA)*, vol. 3, pp. 2747–0563, 2023.
- [7] An Peng, “Fuzzy Decision Support Systems to Improve the Effectiveness of Training Programs in the Field of Sports Fitness,” *International Journal of Computational Intelligence Systems*, vol. 17, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1007/s44196-024-00555-z.
- [8] F. N. Kaulika, K. Yulianti, E. Puspita, and R. Marwati, “Peramalan Kualitas Udara Kota Bandung dengan Metode Fuzzy Mamdani dan Algoritma Genetika-Fuzzy Time Series,” *Epsilon: Jurnal Matematika Murni dan Terapan*, vol. 19, no. 1, pp. 41–53, 2025, [Online]. Available: <http://ppjp.ulm.ac.id/journals/index.php/epsilon>
- [9] Rahmat Fatoni and Rosita Kusumawati, “Analisis Portofolio Optimal Fuzzy Mean Absolute Deviation dengan Algoritma Genetika Optimal Portfolio Analysis of Fuzzy Mean Absolute Deviation Using Genetics Algorithm,” *J. Sains Dasar*, vol. 2022, no. 1, pp. 23–29, 2022, [Online]. Available: <https://finance.yahoo.com>.
- [10] A. Rifa'i, “Prediksi Inflasi Indonesia Berdasarkan Fuzzy Ann Menggunakan Algoritma Genetika,” *Jurnal ELTIKOM*, vol. 5, no. 1, pp. 12–24, Mar. 2021, doi: 10.31961/eltikom.v5i1.215.
- [11] R. Hartayu, K. Paranita Kartika Riyanti, A. Ridho, W. Setyo Pambudi, and M. Ary Heryanto, “Optimasi Parameter Membership Function pada Sistem Kendali Robot Balancing Menggunakan Algoritma Genetika,” *SinarFe7*, vol. 7, no. 1, pp. 315–322, 2025.
- [12] Rizqianingsih, “Algoritma Genetika Fuzzy dan Aplikasinya pada Permasalahan Rute Terdekat (Studi Kasus: Shopee Express),” 2025.

- [13] F. R. Dewi, N. L. Azizah, and H. Hindarto, “Implementasi Fuzzy Tsukamoto Dan Algoritma Genetika Pada Pemilihan Skincare,” *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 5, no. 2, pp. 95–102, Apr. 2023, doi: 10.47233/jteksis.v5i2.785.
- [14] M. Zuyyinal Haqqul Barir, F. Kurniawan, and S. Harini, “Perbandingan Metode Penjadwalan di Universitas Hasyim Asy’ari Menggunakan Logika Fuzzy Mamdani dan Sugeno Terhadap Algoritma Genetika,” *Teknik dan Teknologi Terapan*, vol. 1, no. 2, pp. 110–121, 2024, doi: 10.5281/zenodo.13749135.
- [15] Dwinita Arwidiyarti, J. Juhartini, and Surni Erniwati, “Sistem Pakar Mendiagnosis Penyakit Mata Manusia Menggunakan Metode Fuzzy Mamdani,” *Jurnal PROCESSOR*, vol. 19, no. 1, May 2024, doi: 10.33998/processor.2024.19.1.1627.