

**PENENTUAN PEMILIHAN POSISI PEMAIN BASKET MENGGUNAKAN
METODE ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM
(STUDI KASUS: ASOSIASI BOA BASKET
UIN MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG)**

SKRIPSI

Oleh :
AHMAD GAFRIL MANDIRI
NIM. 210605110163



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2025**

**PENENTUAN PEMILIHAN POSISI PEMAIN BASKET MENGGUNAKAN
METODE *ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM*
(STUDI KASUS: ASOSIASI BOA BASKET
UIN MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG)**

SKRIPSI

Diajukan kepada:
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Oleh :
AHMAD GAFRIL MANDIRI
NIM. 210605110163

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2025**

HALAMAN PERSETUJUAN

PENENTUAN PEMILIHAN POSISI PEMAIN BASKET MENGGUNAKAN METODE *ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM* (STUDI KASUS: ASOSIASI BOA BASKET UIN MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG)

SKRIPSI

Oleh :
AHMAD GAFRIL MANDIRI
NIM. 210605110163

Telah disetujui pada tanggal
10 Desember 2025

Pembimbing I,



Tri Mukti Lestari, M. Kom
NIP. 19911108 202012 2 005

Pembimbing II,


Dr. Cahya Crysdiyan, M. CS
NIP. 19740424 200901 1 008

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



HALAMAN PENGESAHAN

PENENTUAN PEMILIHAN POSISI PEMAIN BASKET MENGGUNAKAN METODE *ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM* (STUDI KASUS: ASOSIASI BOA BASKET UIN MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG)

SKRIPSI

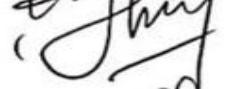
Oleh :
AHMAD GAFRIL MANDIRI
NIM. 210605110163

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Pengaji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Tanggal: 23 Desember 2025

Susunan Dewan Pengaji

Ketua Pengaji	: <u>Okta Oomaruddin Aziz, M.Kom</u> NIP. 19911019 201903 1 013
Anggota Pengaji I	: <u>Shoffin Nahwa Utama, M.T</u> NIP. 19860703 202012 1 003
Anggota Pengaji II	: <u>Tri Mukti Lestari, M. Kom</u> NIP. 19911108 202012 2 005
Anggota Pengaji III	: <u>Dr. Cahyo Crysdiyan, M. CS</u> NIP. 19740424 200901 1 008

()
()
()
()

Mengetahui dan Mengesahkan,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Suriyono, M. Kom
NIP. 19841010 201903 1 012

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Ahmad Gafril Mandiri
NIM : 210605110163
Fakultas / Program Studi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika
Judul Skripsi : Penentuan Pemilihan Pemain Basket Menggunakan Metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (Studi Kasus: Asosiasi Bola Basket UIN Maulana Malik Ibrahim Malang)

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 10 Desember 2025
Yang membuat pernyataan,



Ahmad Gafril Mandiri
NIM. 210605110163

MOTTO

*“Lelah boleh singgah, tapi menyerah bukan pilihan
bagi jiwa yang telah berjuang sejauh ini”*

HALAMAN PERSEMBAHAN

Puji syukur kehadirat Allah Subhanahu wa Ta’ala atas rahmat dan hidayah-Nya sehingga skripsi ini dapat terselesaikan. Shalawat dan salam semoga tercurah kepada Nabi Muhammad Shallallahu ‘alaihi wasallam.

Penulis mempersembahkan karya ini kepada Ayah tercinta, yang senantiasa memberikan doa dan dorongan, Almarhumah Ibu tersayang, yang meski telah tiada namun kasih sayangnya tetap hidup dalam setiap langkah, serta keluarga dan orang-orang terdekat yang selalu mendukung dan menemani penulis hingga terselesaikannya skripsi ini.

KATA PENGANTAR

Bismillahirrahmaanirrahiim, Assalamu ’alaikum wr. wb

Segala puji dan syukur yang tak terhingga penulis panjatkan kepada Allah SWT atas rahmat dan petunjuk-Nya. Berkat karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi yang berjudul “Penentuan Pemilihan Posisi Pemain Basket Menggunakan Metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (Studi Kasus : Asosiasi Bola Basket Uin Maulana Malik Ibrahim Malang)”. Oleh karena itu, dengan penuh rendah hati, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Hj. Ilfi Nur Diana, M.Si., selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Prof. Dr. Agus Mulyono, M.Kes, selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Supriyono, M. Kom., selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang, atas motivasi dan arahan yang diberikan selama proses perkuliahan.
4. Tri Mukti Lestari, M.Kom, selaku dosen Pembimbing 1 yang telah membimbing dan mengajarkan saya banyak pelajaran berharga hingga selesai.
5. Dr. Cahyo Crysdiyan, M.Cs., selaku dosen pembimbing II, yang dengan penuh kesabaran membimbing penulis hingga selesai.
6. Okta Qomaruddin Aziz, M.Kom dan Shoffin Nahwa Utama, M.T, selaku dosen penguji saya, yang telah memberikan kritik dan saran yang berharga selama proses ujian skripsi.
7. Teristimewa dan yang paling istimewa untuk ayah saya, Drs. Musolli yang setia

mendampingi langkah saya dan senantiasa menguatkan saya untuk terus maju.

Skripsi ini adalah wujud kecil dari segala harapan dan perjuangan yang telah kita jalani bersama. Semoga karya ini menjadi kebanggaan kecil bagi mu, sebagaimana engkau telah menjadi kebanggaan terbesar dalam hidupku.

8. Almarhumah Ibunda tercinta, Mustada'afin, yang telah lebih dahulu pulang.

Meski raga tak lagi bersama, kasih sayang dan doa Ibu senantiasa hidup dalam langkah dan keputusan saya. Segala perjuangan ini saya dedikasikan untuk Ibu, yang cintanya tak pernah lekang oleh waktu. Semoga setiap pencapaian ini menjadi doa yang terus mengalir untuk Ibu di alam sana.

9. Untuk Nilam, terima kasih telah mendukung penulis hingga mampu menyelesaikan perjalanan yang amat panjang ini sehingga mampu mencapai apa yang di inginkan ketika pertama memulai perjalanan di Universitas ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki kekurangan, sehingga masukan, kritik, dan saran yang membangun dari pembaca sangat diharapkan untuk perbaikan di masa mendatang. Semoga karya ini dapat bermanfaat bagi para pembaca sekalian serta memberikan kontribusi positif dalam pengembangan ilmu pengetahuan.

Malang, 10 Desember 2025

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGAJUAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN.....	v
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR TABEL	xii
ABSTRAK	xiii
ABSTRACT.....	xiv
مستخلص البحث	vx
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Pernyataan Masalah	5
1.3 Tujuan Penelitian	6
1.4 Manfaat Penelitian	6
1.5 Batasan Masalah	6
BAB II STUDI PUSTAKA	8
2.1 Klasifikasi Posisi dalam Bola Basket	8
BAB III METODE PENELITIAN.....	15
3.1 Pengumpulan Data	15
3.2 Desain Sistem.....	19
3.2.1 Atribut Pemain	20
3.2.2 Normalisasi Data.....	21
3.2.3 Arsitektur Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)	23
3.2.4 Update Bobot pada ANFIS.....	26
3.3 Bahasa Pemrograman yang Digunakan	28
BAB IV UJI COBA DAN PEMBAHASAN.....	29
4.1 Skenario Pengujian.....	29
4.2 Hasil Uji Coba.....	30
4.2.1 Training.....	30
4.2.2 Testing.....	37
4.3 Implementasi Antar Muka Pemilihan Posisi Pemain Basket	47
4.4 Pembahasan.....	50
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....	54
5.1 Kesimpulan	54
5.2 Saran	55
DAFTAR PUSTAKA	
LAMPIRAN	

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Tahapan Penelitian	15
Gambar 3.2 Desain Sistem.....	20
Gambar 3.3 Arsitektur ANFIS 8 Input.....	23
Gambar 4.1 Loss Convergence Skenario 1	31
Gambar 4.2 Loss Convergence Skenario 2	32
Gambar 4.3 Loss Convergence Skenario 3	34
Gambar 4.4 Loss Convergence Skenario 4	35
Gambar 4.5 Multi-Class Confusion Matrix Skenario 1	38
Gambar 4.6 Multi-Class Confusion Matrix Skenario 2	40
Gambar 4.7 Multi-Class Confusion Matrix Skenario 3	43
Gambar 4.8 Multi-Class Confusion Matrix Skenario 4	45
Gambar 4.9 Form Input.....	48
Gambar 4.10 Output Prediksi Posisi Pemain Basket	49

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu	11
Tabel 3.1 Pelabelan Pemain	18
Tabel 3.2 Atribut Pemain	20
Tabel 3.3 Tabel Sebelum Normalisasi Data.....	21
Tabel 3.4 Tabel Setelah Normalisasi Data.....	22
Tabel 4.1 Data Pemain	29
Tabel 4.2 Skenario Data Training	30
Tabel 4. 3 Detail Training 1-4.....	36
Tabel 4.4 Detail Testing Skenario 1.....	38
Tabel 4.5 Detail Testing Skenario 2.....	41
Tabel 4.6 Detail Testing Skenario 3.....	44
Tabel 4.7 Detail Testing Skenario 4.....	47

ABSTRAK

Mandiri, Ahmad Gafril. 2025. **Penentuan Pemilihan Posisi Pemain Basket Menggunakan Metode Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (Studi Kasus : Asosiasi Bola Basket UIN Maulana Malik Ibrahim Malang).** Skripsi. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Tri Mukti Lestari, M.Kom (II) Dr. Cahyo Crysdiyan, M.Cs.

Kata kunci: *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*, klasifikasi, pemain basket, performa pemain, akurasi.

Penentuan posisi pemain basket di Asosiasi Bola Basket UIN Maulana Malik Ibrahim Malang masih dilakukan secara subjektif sehingga sering menimbulkan ketidaktepatan komposisi tim. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan posisi pemain secara objektif berdasarkan delapan atribut performa, yaitu tinggi badan, *lay-up*, *shooting*, *under ring*, *vertical jump*, *dribbling*, *free throw*, dan *VO_{2max}*. Metode yang digunakan adalah *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk melakukan klasifikasi berdasarkan pola data historis. Sebanyak 80 data pemain digunakan sebagai dataset yang kemudian dinormalisasi dan dilatih dalam delapan skenario kombinasi *membership function*, *learning rate*, dan epoch. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi 50%, dengan nilai *precision* rata-rata 58%, *recall* rata-rata 51%, dan *F1-score* rata-rata 51%. Beberapa kelas menunjukkan performa unggul, seperti Center dengan *precision* 100%, *recall* 67%, dan *F1-score* 80%, serta Point Guard dengan *precision* 47%, *recall* 70%, dan *F1-score* 56%. Meskipun kelas lainnya seperti Power Forward, Shooting Guard, dan Small Forward belum mencapai performa tinggi, masing-masing tetap menunjukkan peningkatan dibandingkan skenario awal.

ABSTRACT

Mandiri, Ahmad Gafril. 2025. **Determining Basketball Player Positions Using the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Method (Case Study: UIN Maulana Malik Ibrahim Malang Basketball Association).** Thesis. Informatics Engineering Study Program, Faculty of Science and Technology, State Islamic University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Supervisor: (I) Tri Mukti Lestari, M.Kom (II) Dr. Cahyo Crysdiyan, M.Cs.

Keywords: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, classification, basketball player, performance attributes, accuracy.

The positioning of basketball players in the UIN Maulana Malik Ibrahim Malang Basketball Association is still done subjectively, often resulting in inaccurate team composition. This study aims to determine player positions objectively based on eight performance attributes, namely height, lay-up, shooting, under ring, vertical jump, dribbling, free throw, and VO₂max. The method used is the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) to perform classification based on historical data patterns. A total of 80 player data were used as a dataset, which was then normalized and trained in eight scenarios combining membership functions, learning rates, and epochs. The results showed that the model achieved 50% accuracy, with an average precision of 58%, an average recall of 51%, and an average F1-score of 51%. Several classes showed superior performance, such as Center with 100% precision, 67% recall, and 80% F1-score, and Point Guard with 47% precision, 70% recall, and 56% F1-score. Although other classes such as Power Forward, Shooting Guard, and Small Forward did not achieve high performance, each still showed improvement compared to the initial scenario.

مستخلص البحث

مانديري، أحمد جافريل. ٢٠٢٥. تحديد اختيارات مراكز لاعبي كرة السلة باستخدام طريقة نظام الاستدلال العصبي الضبابي التكيفي (دراسة حالة: اتحاد كرة السلة في جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج). بحث الجامعي، قسم هندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج.

المشرفة (١) نري موكتي ليساري، الماجستير (٢) الدكتور كاهيو كريسيديان، الماجستير

الكلمات الأساسية: نظام الاستدلال العصبي الضبابي التكيفي، تصنیف مراكز لاعبي كرة السلة، سمات الأداء، دقة النموذج.

لا يزال تحديد موقع لاعبي كرة السلة في اتحاد كرة السلة جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج يتم بشكل ذاتي، مما يؤدي في كثير من الأحيان إلى تشكيل فريق غير دقيق. تهدف هذا البحث إلى تحديد موقع اللاعبين بشكل موضوعي بناءً على ثمانية سمات أداء، وهي الطول، والرمية المائلة، والرمية، والرمية تحت السلة، والقفز العمودي، والمراوغة، والرمية الحرة، و $VO_{2\max}$. ويكون طريقة نظام الاستدلال العصبي الضبابي التكيفي (ANFIS) لإجراء التصنیف بناءً على أنماط البيانات التاريخية. تم استخدام ما مجموعه ٨٠ بيانات لاعب كمجموعة بيانات، والتي تم بعد ذلك تطبيقها وتدریبها في ثمانية سيناريوهات تجمع بين وظائف العضوية ومعدلات التعلم والعصور. أظهرت النتائج أن النموذج حقق دقة بنسبة ٥٠٪، بمتوسط دقة ٥٨٪، ومتوسط استرجاع ٥١٪، ومتوسط درجة F1 ٥١٪. أظهرت عدة فئات أداءً متميّزاً، مثل مركز الملعب بدقة ١٠٠٪، واسترجاع ٦٧٪، ودرجة F1 ٨٠٪، وحارس النقاط بدقة ٤٧٪، واسترجاع ٧٠٪، ودرجة F1 ٥٦٪ على الرغم من أن الفئات الأخرى مثل المهاجم القوي، وحارس الرميات، والمهاجم الصغير لم تتحقق أداءً عاليًا، إلا أن كل منها أظهر تحسناً مقارنة بالسيناريو الأولي.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perguruan tinggi tidak hanya memiliki tugas menghasilkan lulusan yang unggul dalam bidang akademik, tetapi juga berkewajiban menyediakan wadah untuk pengembangan minat dan bakat mahasiswa di luar kelas. Salah satu bentuknya adalah Unit Kegiatan Mahasiswa (UKM), yang berfungsi sebagai sarana menyalurkan potensi, kreativitas, serta keterampilan mahasiswa (Abdullah & Sirajuddin, 2022). UKM Asosiasi Bola Basket UIN Maulana Malik Ibrahim Malang menjadi contoh nyata, di mana mahasiswa yang memiliki minat terhadap olahraga bola basket dapat berlatih, berkompetisi, dan mengembangkan kemampuannya melalui berbagai kegiatan, baik internal maupun eksternal kampus.

Pemilihan pemain basket yang tepat untuk setiap posisi merupakan faktor kunci dalam menentukan performa tim dan mencapai kemenangan (Gregorry & Nataliani, 2022). Setiap pemain memiliki karakteristik dan keahlian yang berbeda, sehingga penempatan yang sesuai dengan kemampuan mereka dapat meningkatkan efektivitas permainan. Posisi dalam tim basket umumnya terdiri dari *point guard*, *shooting guard*, *small forward*, *power forward*, dan *center*, masing-masing menuntut kombinasi keterampilan seperti kecepatan, ketepatan *shooting*, kemampuan bertahan, serta tinggi badan (Rizki *et al.*, 2022). Selain itu, terdapat sejumlah indikator yang memengaruhi kemenangan dalam pertandingan (Hidayatullah, 2020). Untuk meningkatkan performa pemain dalam permainan bola

basket, dibutuhkan penguasaan beberapa teknik dasar, antara lain: 1) stabilitas atau keseimbangan tubuh, 2) keterampilan dalam menguasai bola seperti *dribbling*, *passing*, dan *shooting*, serta 3) kemampuan pemain dalam mengatur dan mengendalikan jalannya permainan (Aris & Mu'arifuddin, 2020).

Pemilihan posisi pemain yang masih dilakukan secara subjektif oleh pelatih atau kapten tim tanpa mempertimbangkan data performa objektif dapat menyebabkan ketidakseimbangan komposisi tim, seperti kurangnya pemain bertahan yang kuat atau dominasi pemain dengan postur tubuh di bawah rata-rata pada posisi yang membutuhkan tinggi badan lebih. Di Asosiasi Bola Basket UIN Maulana Malik Ibrahim Malang, proses penentuan posisi masih dilakukan secara manual tanpa pelatih tetap, sehingga sering kali bersifat subjektif dan kurang akurat. Kondisi ini berdampak pada strategi tim, sebagaimana terlihat dalam pertandingan persahabatan terakhir yang berakhir dengan kekalahan akibat komposisi pemain yang tidak tepat. Ketidakseimbangan, terutama dalam aspek tinggi badan pemain, turut memengaruhi efektivitas permainan, baik dalam penyerangan maupun pertahanan (Suryadi *et al.*, 2022).

Beberapa penelitian sebelumnya telah membahas topik serupa. Salah satunya adalah penelitian yang dilakukan oleh (Rahmaningtyas, 2022) yang berjudul Penentuan Pemilihan Posisi Pemain Basket dengan *Fuzzy & Best Worst Method*. Hasil pengujian menggunakan metode tersebut pada pemain IBL dalam rentang tahun 2019–2022 menunjukkan tingkat akurasi mencapai 88%. Dengan akurasi yang tinggi, metode ini mampu menghasilkan klasifikasi terbaik sehingga dapat diterapkan dalam proses penentuan posisi pemain basket. Penelitian kedua

dilakukan oleh) (Nulngafan *et al.*, 2023) berjudul *Implementasi Metode Fuzzy Mamdani pada Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Posisi Pemain Bola Basket Berbasis Web* juga membahas klasifikasi posisi pemain. Berdasarkan analisis data yang dilakukan, penelitian ini mengidentifikasi distribusi pemain bola basket putra di SMK 1 Wonosobo, yang terdiri dari 2 pemain di posisi *Forward*, 4 pemain di posisi *Guard*, dan 3 pemain di posisi *Center*.

Untuk mengatasi ketidaktepatan dalam menentukan posisi pemain basket yang berdampak pada kurang optimalnya strategi tim, diperlukan metode cerdas yang mampu melakukan klasifikasi secara adaptif berdasarkan data performa pemain seperti *lay-up*, *shooting*, *under basket*, tinggi badan, dan kecepatan. Salah satu pendekatan yang potensial adalah *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS), yaitu metode *hybrid* yang menggabungkan kelebihan logika *fuzzy* dan jaringan saraf tiruan. ANFIS mampu belajar dari data historis dalam kondisi tidak pasti dan dinamis, serta menghasilkan output prediktif yang akurat melalui proses pembelajaran maju dan mundur. Metode ini telah terbukti efektif dalam berbagai bidang peramalan karena mampu beradaptasi terhadap perubahan data tanpa kehilangan validitas model (Atma & Sugiyarto, 2020). Keunggulan ANFIS juga dibuktikan oleh penelitian (Sinaga *et al.* 2024) yang menunjukkan akurasi hingga 96% dalam memprediksi kelulusan mahasiswa berdasarkan data akademik. Kemampuan ini berasal dari kombinasi sistem inferensi *fuzzy* dan jaringan saraf tiruan yang adaptif, dengan pelatihan *hybrid* menggunakan *Least Squares Estimator* (LSE) untuk alur maju dan gradient descent untuk alur mundur. Dengan fleksibilitas strukturnya, ANFIS sangat cocok diterapkan pada masalah klasifikasi

yang melibatkan banyak variabel dan ketidakpastian, seperti penentuan posisi pemain basket.

Sejumlah penelitian sebelumnya telah mengembangkan sistem pendukung keputusan untuk penentuan posisi pemain bola basket menggunakan metode seperti *Fuzzy Logic* dan *Best Worst Method*, namun umumnya difokuskan pada tim profesional atau tingkat sekolah dengan data performa yang telah distandarisasi. Sebaliknya, di UKM Asosiasi Bola Basket UIN Maulana Malik Ibrahim Malang, penentuan posisi pemain masih dilakukan secara manual dan subjektif tanpa pelatihan tetap maupun sistem berbasis data, sehingga berpotensi menurunkan ketepatan strategi tim. Penelitian ini menggunakan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) karena kemampuannya mengintegrasikan logika *fuzzy* dan jaringan saraf tiruan untuk mengklasifikasikan pemain berdasarkan parameter performa yang kompleks dan tidak pasti. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan sistem klasifikasi posisi pemain yang lebih akurat, objektif, dan sesuai dengan kebutuhan tim bola basket mahasiswa, sekaligus meningkatkan efisiensi serta kualitas permainan tim secara keseluruhan.

Dalam Islam, penempatan seseorang dalam suatu posisi harus disesuaikan dengan kapasitas dan keahliannya. Prinsip ini tercermin dalam Surah Yusuf ayat 55, ketika Nabi Yusuf ‘alaihissalam mengajukan diri sebagai pengelola perbendaharaan negara karena memiliki kecakapan dan integritas. Dalam penelitian ini, nilai tersebut menjadi dasar penerapan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk menentukan posisi pemain basket secara objektif dan adaptif. ANFIS mengolah data karakteristik pemain seperti kemampuan fisik, tinggi

badan, dan ketangkasan dengan menggabungkan logika *fuzzy* dan jaringan saraf guna menghasilkan klasifikasi posisi yang paling sesuai berdasarkan pola performa yang dipelajari. Hal ini mencerminkan ajaran QS. Yusuf: 55 yang menekankan pentingnya menempatkan individu yang terpercaya dan kompeten sesuai dengan keahliannya:

قَالَ اجْعُلْنِي عَلَى خَرَابِ الْأَرْضِ إِنِّي حَفِظْتُ عَلِيهِمْ

“*Jadikanlah aku pengelola pertendaharaan negeri (Mesir). Sesungguhnya aku adalah orang yang pandai menjaga (amanah) lagi sangat berpengetahuan.*” (QS. Yusuf: 55).

Ayat ini mengajarkan bahwa penempatan seseorang pada jabatan harus berdasarkan kapasitas dan kemampuannya. Islam menekankan bahwa amanah hanya layak diberikan kepada orang yang jujur, bertanggung jawab, dan kompeten. Nabi Yusuf ‘alaihissalam menegaskan dirinya *hafiz* (dapat dipercaya) dan ‘*alim* (berilmu), sehingga layak memegang tanggung jawab besar. Prinsip ini menuntun agar tugas diberikan kepada orang yang tepat demi efektivitas, keadilan, dan kemaslahatan, serta menghindari kerugian akibat salah penempatan amanah. (TafsirWeb.com, n.d.).

1.2 Pernyataan Masalah

Bagaimana metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) memprediksi posisi pemain basket berdasarkan data performa, dan sejauh mana akurasi prediksi tersebut dapat mengurangi subjektivitas penentuan posisi di Asosiasi Bola Basket UIN Maulana Malik Ibrahim Malang?

1.3 Tujuan Penelitian

1. Menerapkan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk melakukan prediksi posisi pemain basket berdasarkan delapan atribut performa pemain.
2. Menghasilkan rekomendasi posisi pemain yang lebih objektif sehingga dapat mengurangi subjektivitas dalam proses penentuan posisi pada Asosiasi Bola Basket UIN Maulana Malik Ibrahim Malang.

1.4 Manfaat Penelitian

1. Memberikan wawasan kepada pembaca mengenai cara kerja algoritma ANFIS dalam mengklasifikasi pemain berdasarkan kemiripan data historis serta bagaimana metode ini dapat digunakan untuk mengambil keputusan.
2. Penelitian ini memiliki manfaat bagi peneliti selanjutnya yang memiliki tema sama. Penelitian ini dapat dijadikan sebagai referensi dalam melakukan penelitian selanjutnya.

1.5 Batasan Masalah

1. Obyek penelitian ini adalah Unit Kegiatan Mahasiswa (UKM) Asosiasi Bola Basket (ABB) UIN Maulana Malik Ibrahim Malang yang menjadi fokus dalam penentuan posisi pemain basket.
2. Data penelitian diperoleh dari hasil pengukuran performa pemain UKM ABB yang mencakup delapan atribut utama, yaitu tinggi badan, *lay-up*, *shooting*, *under ring*, *vertical jump*, *dribbling*, *free throw*, dan *VO_{2max}*. Seluruh data tersebut digunakan sebagai input dalam metode *Adaptive Neuro-Fuzzy*.

Inference System (ANFIS) untuk melakukan klasifikasi posisi pemain secara objektif.

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Klasifikasi Posisi dalam Bola Basket

Setiap posisi pemain basket memiliki peran dan karakteristik khusus yang saling melengkapi, meliputi *point guard* sebagai pengatur serangan, *shooting guard* sebagai penembak utama, *small forward* sebagai pemain serba bisa, *power forward* sebagai pemain fisik di bawah ring, dan *center* sebagai pemain tertinggi yang menguasai area rebound (Tarigan & Wahjoedi, 2025). *Point guard* berfungsi sebagai otak tim yang mengendalikan alur permainan dengan mengatur serangan dan mengkoordinasi strategi tim (Pardini & Febriyanto, 2023). Posisi ini membutuhkan keterampilan mengoper, menggiring bola, serta kecerdasan membaca permainan untuk menciptakan peluang mencetak angka bagi rekan setimnya. *Shooting guard* merupakan posisi pemain yang berperan sebagai penembak utama dan pencipta poin dari jarak menengah hingga tiga angka (Saputra *et al.*, 2022). Pemain ini biasanya memiliki akurasi tembakan tinggi, kemampuan penetrasi, serta kelincahan untuk melepaskan diri dari penjagaan lawan. Posisi *small forward* berperan sebagai pemain multifungsi yang mengisi celah antara *guard* dan *forward*. Mereka dituntut memiliki kelengkapan teknik mulai dari *shooting* jarak jauh, *driving* ke ring, hingga membantu pertahanan (Lestari & Hendy, 2018). *Power Forward* adalah pemain kunci yang bertugas menguasai rebound untuk mencegah lawan menguasai bola dan menciptakan peluang mencetak poin (Franklyn & Nataliani, 2022). Posisi ini membutuhkan fisik kuat, tinggi badan ideal, dan lompatan tinggi, dengan keunggulan dalam tembakan jarak

menengah/jauh dibanding center. Terakhir, *Center* berperan ganda dalam pertahanan dan penyerangan, bertugas menghalau serangan lawan di dekat ring (lay-up/dunk) sekaligus mengatur serangan dengan umpan ke rekan yang terbuka (Hasyim & Harliawan, 2024). Posisi ini membutuhkan fisik dominan (tinggi & besar) untuk duel fisik bawah ring dan mencetak poin.

Pemilihan kelima posisi dalam basket harus dilakukan pelatih melalui analisis mendalam terhadap kondisi fisik, keahlian individu, dan kompatibilitas taktik setiap pemain. Keputusan ini menjadi fondasi penting untuk menciptakan harmoni tim, pola permainan efektif, serta sistem pertahanan dan penyerangan yang optimal. Proses seleksi ini juga harus mempertimbangkan perkembangan terbaru dalam strategi permainan modern yang menuntut pemain multi-dimensional. Faktor lain yang tak kalah penting adalah sinergi antaranggota tim dan fleksibilitas mereka dalam menghadapi berbagai skenario pertandingan, yang kesemuanya berperan besar dalam membentuk tim yang tangguh dan berdaya saing tinggi. Pelatih yang bijak akan selalu melakukan evaluasi berkala terhadap penempatan posisi pemain untuk menyesuaikan dengan dinamika perubahan dalam tim dan kompetisi.

Terdapat penelitian yang menggabungkan metode *Fuzzy Logic* dan *Best Worst Method* (BWM) untuk menentukan posisi optimal pemain basket. Metode ini memanfaatkan pendekatan *fuzzy* dalam matriks keputusan BWM guna mengolah data dan menghasilkan rekomendasi posisi pemain yang sesuai (Rahmaningtyas, 2022).

Penelitian selanjutnya menerapkan metode *Fuzzy Mamdani* dalam sistem pendukung keputusan berbasis web untuk klasifikasi posisi pemain bola basket.

Sistem ini mengelompokkan sembilan pemain SMK 1 Wonosobo ke dalam tiga posisi: *forward*, *guard*, dan *center*. Proses klasifikasi dilakukan melalui tahapan fuzzifikasi, inferensi, dan defuzzifikasi dengan aturan yang telah ditentukan sebelumnya (Nulngafan *et al.*, 2023).

Sistem seleksi pemain bola basket putra untuk kejuaraan PORPROV dikembangkan menggunakan metode *Analytical Hierarchy Process* (AHP). Sistem ini mempermudah pelatih dalam mengevaluasi performa pemain serta menyederhanakan proses seleksi berdasarkan kriteria usia KU-18, dengan fitur cetak hasil seleksi dalam bentuk PDF (Isro, 2021).

Sistem pendukung keputusan untuk seleksi pemain menggunakan metode *Simple Additive Weighting* (SAW) yang dikombinasikan dengan pembobotan ROC (Rank Order Centroid). Proses seleksi mempertimbangkan delapan aspek penilaian, meliputi kemampuan bertahan, akurasi tembakan, serta kecepatan dan kelincahan. Pemain dengan skor tertinggi kemudian terpilih sebagai anggota tim basket Cendekia Comets (Fadli *et al.*, 2024).

Dengan pendekatan *Fuzzy Tsukamoto*, sebuah sistem rekomendasi posisi pemain basket berhasil memberikan hasil klasifikasi yang sesuai dengan karakteristik pemain, seperti kemampuan *dribble*, *shooting*, dan tinggi badan. (Sumirat *et al.*, 2023).

Penelitian ini memanfaatkan metode ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*) untuk mendukung perencanaan operasi dan pengembangan sistem tenaga listrik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ANFIS mampu membantu menentukan besaran daya listrik yang tepat untuk disalurkan ke

konsumen, sehingga transmisi menjadi lebih efisien dan sesuai kebutuhan. Temuan ini menunjukkan potensi metode ANFIS dalam pengambilan keputusan berbasis data di bidang ketenagalistrikan (Ainun Aziz *et al.*, 2022).

Prediksi kelulusan mahasiswa dilakukan dengan menggunakan metode ANFIS berdasarkan data indeks prestasi kumulatif. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ANFIS mampu meramalkan kelulusan berdasarkan data indeks prestasi kumulatif (IPK), yang menjadi indikator utama pencapaian akademik. Temuan ini mendukung pemanfaatan metode kecerdasan buatan dalam membantu pengambilan keputusan akademik berbasis data (Sinaga *et al.*, 2024).

Metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) juga diterapkan untuk memprediksi harga saham X. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ANFIS mampu mengenali pola pergerakan harga saham dengan baik, meskipun data mengalami fluktuasi signifikan, seperti saat proses akuisisi oleh Elon Musk. Temuan ini mendukung efektivitas ANFIS dalam pengambilan keputusan berbasis data di bidang keuangan (Damayanti & Agustina, 2024). Tabel 2.1 menyajikan perbedaan fokus, pendekatan, serta hasil dari berbagai penelitian yang terdahulu yang berkaitan dengan topik ini.

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No	Nama Peneliti dan Judul	Data atau Variabel	Metode	Hasil	Perbedaan Peneliti
1.	Nilmadiana Nur Sa'adah Rahmaningtyas (Penentuan Pemilihan Posisi Pemain Basket Dengan <i>Fuzzy Logic</i> dan <i>Best Worst Method</i>)	1. Tinggi Badan 2. <i>Dribbling</i> 3. <i>Shooting</i> 4. VO_{2max} 5. <i>Vertical Jump</i>	<i>Fuzzy Logic</i> dan <i>Best Worst Method</i>	Pengujian dengan data IBL 2019-2022 menunjukkan akurasi sebesar 88%, yang tergolong dalam klasifikasi terbaik (<i>best classification</i>).	Penelitian ini memiliki perbedaan pada metode yang digunakan yaitu metode ANFIS dan terdapat penambahan variable: 1. <i>Lay Up</i>

					2. <i>Under Ring</i> 3. <i>Free Throw</i>
2.	Nulngafan <i>et al</i> (Implmentasi Metode <i>Fuzzy Mamdani</i> Pada Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Posisi Pemain Bola Basket Berbasis Web)	1. Tinggi Badan 2. <i>Dribbling</i> 3. <i>Shooting</i> 4. VO_{2max} 5. <i>Vertical Jump</i> 6. Lari Ilionis	<i>Fuzzy Mamdani</i>	Sistem pendukung keputusan berbasis <i>fuzzy</i> berhasil mengklasifikasikan 9 pemain basket SMK 1 Wonosobo menjadi 2 forward, 4 guard, dan 3 center.	Penelitian ini memiliki perbedaan pada metode yang digunakan yaitu metode ANFIS dan terdapat penambahan variable: 1. <i>Lay Up</i> 2. <i>Under Ring</i> 3. <i>Free Throw</i>
3.	Muhammad Nuzril Isro (Sistem Seleksi Pemain Bola Basket Putra Kejuaraan Porprov Menggunakan <i>Analytical Hierarchy Process</i> (Ahp) (Studi Kasus : Kabupaten Magelang))	1. <i>Field Goal</i> 2. <i>Foul</i> 3. <i>Rebound</i> 4. <i>Turn Over</i>	<i>Analytic al Hierarchy Process</i> (Ahp)	Sistem seleksi pemain basket PORPROV berbasis AHP membantu pelatih mengevaluasi pemain dan menentukan posisi ideal berdasarkan performa, sekaligus menyederhanakan proses seleksi dengan menghilangkan kebutuhan tim pemantau KU-18.	Penelitian ini memiliki perbedaan pada metode yang digunakan yaitu metode ANFIS dan terdapat penambahan variable: 1. <i>Lay Up</i> 2. <i>Under Ring</i> 3. <i>Free Throw</i>
4.	Fadli <i>et al</i> (Sistem Pendukung Keputusan Seleksi Pemain Basket Menggunakan Metode SAW dengan Pembobotan ROC)	1. <i>Defensive Skills</i> 2. <i>Ball Handling</i> 3. <i>Shooting</i> 4. <i>Passing</i> 5. Kekuatan Fisik 6. Pengambilan Keputusan 7. Kerjasama Tim 8. Kecepatan dan Kelincahan	<i>Simple Additive Weighting</i> (SAW)	Nilai preferensi tertinggi dalam metode SAW menjadi penentu pemain terbaik, dan hasilnya menunjukkan bahwa alternatif A4 (Muslim) memperoleh skor tertinggi 0,952, sehingga terpilih sebagai anggota Tim Basket Cendekia Comets.	Penelitian ini memiliki perbedaan pada metode yang digunakan yaitu metode ANFIS dan terdapat penambahan variable: 1. <i>Lay Up</i> 2. <i>Under Ring</i> 3. <i>Free Throw</i>
5.	Sumirat <i>et al</i> (Sistem Rekomendasi)	1. <i>Dribble</i> 2. <i>Shooting</i> 3. <i>Passing</i>	<i>Fuzzy Tsukamoto</i>	Sistem rekomendasi posisi pemain basket berbasis <i>Fuzzy</i>	Penelitian ini memiliki perbedaan pada metode yang

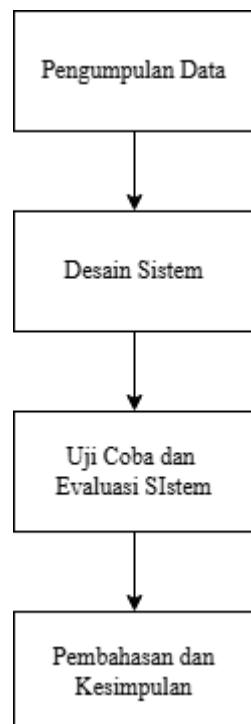
	Posisi Pemain Basket Dengan Metode Fuzzy Tsukamoto Berbasis Web)	4. Tinggi Badan		<i>Tsukamoto</i> berhasil menentukan posisi optimal dengan akurasi 85,71%, seperti pada pemain 3 (<i>Center</i> : 66,55), pemain 7 (<i>Small Forward</i> : 71,67), dan pemain 11 (<i>Shooting Guard</i> : 65).	digunakan yaitu metode ANFIS dan terdapat penambahan variable: 1. <i>Lay Up</i> 2. <i>Under Ring</i> 3. <i>Free Throw</i>
6.	Ainun Aziz <i>et al</i> (Penggunaan Metode ANFIS (<i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i>) untuk Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek)	Data-data beban listrik.	<i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> (ANFIS)	Hasil analisis prediksi konsumsi beban listrik menggunakan software Matlab menunjukkan bahwa pada tahap pelatihan (<i>training</i>), model mampu mengikuti pola beban listrik harian dengan nilai MSE sebesar 0,2938 dan MAPE sebesar 4,7892%, yang termasuk dalam kategori 'sangat baik' karena berada di bawah 10%. Sementara itu, pada tahap pengujian (<i>testing</i>), diperoleh nilai MSE sebesar 0,4361 dan MAPE sebesar 14,6062%, yang masih tergolong 'baik' karena berada dalam rentang 10% - 20%, meskipun lebih tinggi dibandingkan dengan hasil pelatihan.	Penelitian ini menerapkan metode ANFIS dalam bidang ketenagalistrikan untuk meramalkan beban konsumsi listrik harian berdasarkan data teknis. Sementara itu, penelitian ini difokuskan pada klasifikasi posisi pemain bola basket menggunakan data performa atlet. Perbedaan utama terletak pada bidang penerapan serta jenis data yang dianalisis.
7.	Mikha Dayan Sinaga <i>et al</i> (Penerapan Metode <i>Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System</i> (ANFIS) untuk	IP (Indkes Prestasi) mahasiswa mulai dari semester 1 hingga semester 5.	<i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> (ANFIS)	Penelitian ini menunjukkan bahwa terdapat 4 data dari 100 yang tidak cocok antara data aktual dan hasil prediksi menggunakan ANFIS.	Penelitian ini menerapkan ANFIS untuk memprediksi kelulusan mahasiswa berdasarkan IPK,

	Memprediksi Kelulusan Mahasiswa)			Temuan tersebut mengindikasikan bahwa model ANFIS yang dikembangkan memiliki tingkat akurasi sebesar 96%.	dengan fokus pada capaian akademik. Sementara itu, penelitian ini menekankan klasifikasi posisi pemain basket berdasarkan keterampilan teknis. Perbedaan utama terletak pada tujuan dan jenis data yang digunakan, yakni data akademik versus performa fisik.
8.	Adelia Damayanti & Dwi Agustina (Implementasi Metode <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> (ANFIS) dalam Prediksi Harga Saham X)	Harga saham Twitter selama sembilan tahun, yaitu dari November 2013 – Oktober 2022.	<i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> (ANFIS)	Berdasarkan hasil penelitian, metode ANFIS mampu memprediksi arah tren naik dan turun pada harga saham X secara akurat. Hasil uji statistik menunjukkan nilai RMSE sebesar 0,005. Artinya, tingkat akurasi prediksi mencapai 99%, yang menandakan bahwa metode ini memberikan hasil yang sangat baik dan tepat	Penelitian ini menggunakan metode ANFIS untuk menganalisis dan meramalkan pergerakan harga saham berdasarkan data keuangan historis dengan pendekatan time-series. Sebaliknya, penelitian ini menerapkan ANFIS dalam bidang olahraga untuk mengklasifikasikan posisi pemain basket berdasarkan parameter keterampilan seperti shooting, lay-up, dan dribbling.

BAB III

METODE PENELITIAN

Metode penelitian merupakan bab yang membahas mengenai pendekatan yang digunakan untuk menganalisis data guna menjawab memecahkan masalah yang diteliti. Pada gambar 3.1 menjelaskan mengenai tahapan penelitian yang digunakan dalam penelitian. Penempatan posisi pemain di Asosiasi Bola Basket UIN Maulana Malik Ibrahim Malang masih bersifat manual dan tidak melibatkan pelatih tetap, sehingga pengambilan keputusan cenderung kurang tepat dan dipengaruhi oleh persepsi pribadi. Akibatnya, strategi permainan tim menjadi kurang optimal.



Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

3.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini dilaksanakan di Unit Kegiatan Mahasiswa (UKM) Asosiasi

Bola Basket (ABB) UIN Maulana Malik Ibrahim Malang. Pemilihan lokasi ini didasarkan pada permasalahan nyata yang terjadi di UKM ABB, yaitu penentuan posisi pemain yang masih dilakukan secara manual dan subjektif. Waktu pelaksanaan penelitian dimulai pada bulan September 2025 hingga Oktober 2025. Proses penelitian mencakup tahap pengumpulan data, pengolahan data menggunakan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS), analisis hasil, serta evaluasi sistem dalam mendukung proses seleksi posisi basket di UKM ABB UIN Malang. Dalam penelitian ini, data dikumpulkan melalui beberapa teknik, yaitu:

1. Observasi

Pengamatan langsung terhadap aktivitas latihan pemain UKM ABB untuk mencatat kriteria fisik dan teknis yang dibutuhkan dalam seleksi posisi.

2. Studi Dokumentasi

Pengumpulan data sekunder berupa catatan performa pemain, data fisik, dan hasil pertandingan yang pernah diikuti oleh UKM ABB.

3. Pengukuran Langsung, Tes-tes yang digunakan:

- a. Tinggi Badan
- b. *Lay-Up*: 10 kali percobaan.
- c. *Shooting*: 15 kali percobaan dari jarak tertentu.
- d. *Under Ring*: 10 kali percobaan.
- e. *Vertical Jump*: Menggunakan alat ukur lompatan.
- f. $Vo_{2\max}$: Menggunakan *Beep Test*.
- g. *Dribbling*: *Dribbling Zig-Zag* dengan pengukuran waktu.

h. *Free Throw*: 10 kali percobaan.

Dalam penelitian ini digunakan 8 variabel utama untuk menentukan posisi pemain. Mengacu pada prinsip bahwa jumlah data ideal minimal adalah sepuluh kali jumlah variabel, maka dibutuhkan setidaknya 80 data. Untuk itu, peneliti mengumpulkan 80 sampel data pemain dari anggota aktif dan cadangan UKM ABB UIN Maulana Malik Ibrahim Malang. Jumlah ini dianggap memadai untuk membangun model ANFIS yang mampu merepresentasikan kondisi sebenarnya serta menghasilkan rekomendasi posisi pemain yang lebih objektif dan akurat.

4. Pelabelan Posisi Pemain

Dalam penelitian ini, proses pelabelan posisi pemain merupakan tahapan penting untuk memberikan kategori pada setiap data latih yang akan digunakan dalam metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS). Tujuan dari pelabelan posisi pemain adalah untuk menyediakan data referensi yang sudah terklasifikasi sehingga metode (ANFIS) dapat melakukan prediksi posisi pemain dengan membandingkan pemain baru terhadap data yang sudah dilabeli. Tanpa adanya pelabelan, algoritma tidak dapat mengenali kategori yang harus diprediksi.

Dalam penelitian ini, posisi pemain basket yang digunakan sebagai label adalah sebagai berikut:

1. *Point Guard* (PG): Pemain yang bertugas mengatur serangan dan distribusi bola, biasanya memiliki kemampuan *lay-up* dan kecepatan tinggi.
2. *Shooting Guard* (SG): Pemain yang memiliki kemampuan *shooting* jarak jauh dan menengah yang kuat.

3. *Small Forward* (SF): Pemain serba bisa dengan kombinasi kekuatan, kecepatan, dan *shooting*.
4. *Power Forward* (PF): Pemain yang kuat dalam *rebound* dan permainan di area dekat ring.
5. *Center* (C): Pemain dengan postur tinggi dan kemampuan dominan di bawah ring, baik dalam bertahan maupun menyerang.

Dalam proses klasifikasi menggunakan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS), data latih yang digunakan harus memiliki label kategori yang jelas sebagai acuan prediksi. Maka dari itu, setiap pemain dalam penelitian ini diberi label posisi berdasarkan nilai-nilai atribut keterampilan yang telah dikumpulkan. Pelabelan ini dilakukan dengan mempertimbangkan karakteristik spesifik dari masing-masing posisi dalam permainan bola basket, seperti kemampuan *lay-up*, *shooting*, *dribbling*, hingga *VO_{2max}* (Rizki *et al.*, 2022). Tabel berikut menyajikan data pemain lengkap dengan atribut performa serta hasil pelabelan posisi pemain Tabel 3.1.

Tabel 3. 1 Pelabelan Pemain

No	Nama Pemain	Tinggi Badan (cm)	Lay-Up (%)	Vertical Jump (cm)	Shooting (%)	Dribbling (Skor 1-10)	Free Throw (%)	VO _{2max}	Under Ring (%)	Posisi (Label)
1	Gafril	168	85	52	80	9	80	56	65	<i>Point Guard</i> (PG)
2	Febri	165	80	48	75	9	78	54	60	<i>Shooting Guard</i> (SG)
3	Rizaldi	175	85	71	70	8	75	52	75	<i>Small Forward</i> (SF)
4	Deny	173	85	68	80	9	70	50	80	<i>Power Forward</i> (PF)
5	Bintang	184	85	74	60	6	68	48	85	<i>Center</i> (C)

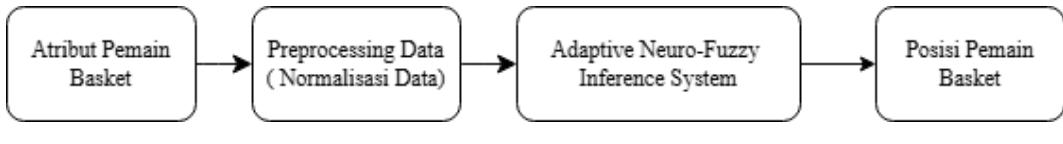
Berdasarkan Tabel 3.1, setiap pemain diklasifikasikan ke dalam salah satu dari lima posisi utama dalam permainan bola basket, yaitu *Point Guard* (PG), *Shooting Guard* (SG), *Small Forward* (SF), *Power Forward* (PF), dan *Center* (C). Proses pelabelan ini dilakukan secara manual dengan mengamati kecenderungan nilai atribut yang paling menonjol pada masing-masing pemain dan disesuaikan dengan peran umum dari posisi tersebut di lapangan.

Misalnya, pemain dengan nilai *dribbling*, *lay-up*, dan $VO_{2\text{max}}$ yang tinggi lebih sesuai mengisi posisi *Point Guard*, karena posisi ini membutuhkan kecepatan serta kemampuan penguasaan bola yang baik. Sementara itu, pemain dengan nilai *shooting* dan *free throw* tinggi cenderung sesuai untuk posisi *Shooting Guard*, yang berperan dalam mencetak poin dari jarak menengah hingga jauh. Adapun posisi *Center* umumnya diisi oleh pemain dengan tinggi badan yang dominan, lompatan vertical tinggi, serta keunggulan dalam melakukan tembakan dari area dekat ring. Dengan adanya pelabelan ini, sistem klasifikasi berbasis ANFIS dapat membandingkan pemain baru dengan data historis yang telah terklasifikasi dan memberikan rekomendasi posisi yang sesuai secara otomatis.

3.2 Desain Sistem

Sistem ini dirancang agar mampu mengolah data performa pemain basket dan mengubahnya menjadi informasi terstruktur yang dapat diproses oleh metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS). Desain sistem ini juga mencakup alur kerja terintegrasi yang terdiri dari tahapan normalisasi data, proses inferensi, hingga menghasilkan rekomendasi posisi pemain secara otomatis. Dengan susunan tahapan yang jelas, sistem mampu bekerja secara sistematis untuk memberikan

hasil klasifikasi yang objektif dan konsisten.



Gambar 3.2 Desain Sistem

Pada Gambar 3.2, tahapan sistem dimulai dari pengumpulan data atribut performa pemain basket yang diperoleh melalui proses pengukuran sebelumnya. Data tersebut kemudian masuk ke tahap *Preprocessing Data*, yaitu proses penyelarasan skala setiap atribut agar berada pada rentang yang sama sehingga tidak ada variabel yang mendominasi proses perhitungan. Selanjutnya, data yang telah dinormalisasi diproses pada tahap *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk dilakukan pelatihan dan klasifikasi berdasarkan pola performa pemain. Setelah melalui proses inferensi dan pembelajaran, sistem akhirnya menghasilkan output berupa rekomendasi posisi pemain basket. Berikut adalah penjelasan lebih lengkapnya.

3.2.1 Atribut Pemain

Atribut-atribut yang digunakan sebagai variabel dalam proses klasifikasi posisi pemain basket Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Atribut Pemain

No	Atribut	Satuan	Keterangan
1	Tinggi Badan	cm	Tinggi tubuh pemain
2	Lay-Up	%	Rasio keberhasilan mencetak poin dengan mendekati ring
3	Vertical Jump	cm	Lompatan vertical dari posisi diam
4	Shooting	%	Rasio keberhasilan tembakan ke ring

5	<i>Dribbling</i>	Skor 1-10	Penilaian teknik dribble pemain
6	<i>Free Throw</i>	%	Rasio keberhasilan dari tembakan bebas
7	<i>VO_{2max}</i>	mL	Lama pemain bertahan bermain
8	<i>Under Ring</i>	%	Rasio keberhasilan tembakan dari dekat ring

3.2.2 Normalisasi Data

Normalisasi merupakan proses penting dalam tahap pra-pemrosesan data yang bertujuan untuk menyetarakan skala nilai antar atribut, sehingga tidak ada satu atribut pun yang mendominasi proses perhitungan dalam sistem klasifikasi. Dalam penelitian ini, normalisasi dilakukan untuk menyelaraskan rentang nilai dari setiap atribut performa pemain, seperti tinggi badan, *lay-up*, *shooting*, *dribbling*, dan lainnya, ke dalam skala 0 hingga 1. Hal ini bertujuan agar semua data memiliki kontribusi yang seimbang terhadap proses pelatihan pada model ANFIS. Metode normalisasi yang digunakan adalah *Min-Max Normalization* pada persamaan 3.1:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (3.1)$$

Tabel 3.3 Tabel Sebelum Normalisasi Data

No	Tinggi Badan (cm)	Lay-Up (%)	Vertical Jump (cm)	Shooting (%)	Dribbling (Skor 1-10)	Free Throw (%)	VO _{2max}	Under Ring (%)
1	196	81	74	51	3	62	48	89
2	169	87	62	78	7	69	43	68
3	178	89	53	68	9	84	57	76
4	182	85	70	73	6	67	40	96
5	193	72	90	72	5	82	52	98
6	176	78	54	87	6	75	51	61
7	185	90	72	84	9	67	58	68
8	172	80	66	77	8	68	59	42
9	161	81	43	93	9	72	59	52
10	196	81	74	51	3	62	48	89
...								
80	175	78	64	70	6	73	61	74

Penerapan normalisasi *Min-Max* memerlukan penentuan nilai minimum X_{min} dan maksimum X_{max} untuk setiap atribut berdasarkan keseluruhan *dataset*. Setelah ditentukan nilai minimum dan nilai maksimum pada setiap atribut berdasarkan keseluruhan dataset, dilakukan proses normalisasi data menggunakan metode Min-Max. Hasil dari proses normalisasi tersebut disajikan pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4 Tabel Setelah Normalisasi Data

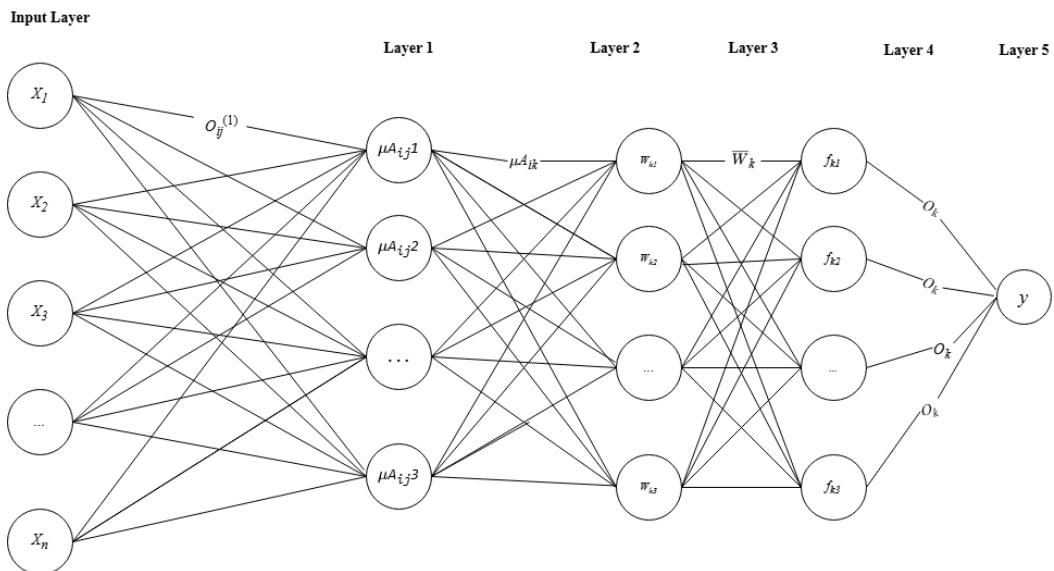
No	Tinggi Badan (cm)	Lay-Up (%)	Vertical Jump (cm)	Shooting (%)	Dribbling (Skor 1-10)	Free Throw (%)	$VO_{2m} max$	Under Ring (%)
1	0,957	0,65 7	0,665	0,116	0,000	0,195	0,375	0,957
2	0,285	0,82 6	0,422	0,646	0,606	0,414	0,164	0,285
3	0,521	0,86 5	0,255	0,449	0,817	0,854	0,780	0,521
4	0,615	0,75 0	0,588	0,555	0,423	0,344	0,060	0,615
5	0,892	0,39 0	1,000	0,539	0,310	0,784	0,573	0,892
6	0,463	0,55 6	0,277	0,833	0,465	0,571	0,522	0,463
7	0,690	0,91 0	0,639	0,762	0,831	0,341	0,819	0,690
8	0,353	0,60 4	0,516	0,636	0,704	0,379	0,875	0,353
9	0,096	0,64 6	0,056	0,943	0,873	0,499	0,841	0,096
10	0,957	0,65 7	0,665	0,116	0,000	0,195	0,375	0,957
...								
80	0,438	0,55 9	0,476	0,496	0,408	0,522	0,966	0,438

Berdasarkan Tabel 3.4, dapat diketahui bahwa setiap atribut performa pemain telah dipetakan ke dalam rentang nilai 0 sampai 1 tanpa mengubah proporsi antar data. Proses normalisasi ini bertujuan untuk menyamakan skala antar atribut

sehingga model ANFIS dapat melakukan proses pembelajaran secara lebih stabil dan optimal dalam mengklasifikasikan posisi pemain.

3.2.3 Arsitektur Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

ANFIS merupakan perpaduan antara jaringan saraf tiruan (*Neural Network*) dan sistem inferensi *Fuzzy Takagi-Sugeno*. Desain model ini bertujuan mengoptimalkan kinerja dengan memanfaatkan fleksibilitas pembelajaran *Neural Network* sekaligus mempertahankan kemampuan penalaran linguistik yang ditawarkan oleh logika *Fuzzy*. Arsitektur ANFIS lima lapis dapat dilihat pada (Gambar 3.3).



Gambar 3.3 Arsitektur ANFIS 8 Input

Pada arsitektur ANFIS menunjukkan alur pemrosesan data, yang dimulai dari penggunaan fungsi keanggotaan pada lapisan masukan untuk meng-*fuzzifikasi* nilai, berlanjut ke pemrosesan aturan *Fuzzy*, dan diakhiri dengan keluaran tunggal.

a. Layer 1- Fuzzifikasi

Pada lapisan pertama, jumlah *node* menyesuaikan dengan jumlah variabel input yang digunakan dalam sistem, yaitu seluruh parameter yang menjadi masukan pada proses penentuan posisi pemain basket. Setiap input x_i kemudian dipetakan ke dalam fungsi keanggotaan (*membership function*) menggunakan parameter *Gaussian*. Pada layer ini, masing-masing node menggunakan rumus fungsi keanggotaan pada persamaan 3.2 dan 3.3:

$$\mu A_{ij}(x_i) = \exp\left(-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{2a_{ij}^2}\right) \quad (3.2)$$

$$O_{ij}^{(1)} = \mu_{ij}(x_i) \quad (3.3)$$

Keterangan:

x_i = nilai input ke-i

c_{ij} = parameter pusat (center)

a_{ij} = parameter lebar (width)

$\mu A_{ij}(x_i)$ = derajat keanggotaan

$O_{ij}^{(1)}$ = output layer fuzzifikasi

Pada layer ini, setiap node menghasilkan derajat keanggotaan untuk tiap himpunan *fuzzy* pada masing-masing input.

b. Layer 2 – Pembentukan Aturan (Rule)

Selanjutnya, pada lapisan pembentukan aturan (*rule layer*), derajat keanggotaan dari setiap input dikombinasikan untuk menentukan kekuatan aktivasi setiap aturan *fuzzy*. Kekuatan aturan (*firing strength*) dihitung menggunakan operasi perkalian pada persamaan 3.4:

$$w_k = \prod_{i=1}^n \mu A_{ik}(x_i) \quad (3.4)$$

Keterangan:

w_k = firing strength rule ke-k

$\mu A_{ik}(x_i)$ = derajat keanggotaan input ke-i dalam rule ke-k
 n = jumlah variabel input

Layer ini menentukan seberapa besar sebuah *rule* aktif berdasarkan input yang diberikan.

c. Layer 3 – Normalisasi Bobot

Nilai firing strength yang dihasilkan pada lapisan sebelumnya kemudian dinormalisasi untuk memastikan kontribusi setiap aturan bersifat proporsional terhadap keseluruhan aturan yang aktif. Proses normalisasi bobot dirumuskan menggunakan persamaan 3.5:

$$\bar{w}_k = \frac{w_k}{\sum_{j=1}^R w_j} \quad (3.5)$$

Keterangan:

\bar{w}_k = normalized firing strength

w_k = firing strength aturan ke-k

R = jumlah rule

d. Layer 4 – Konsekuensi (Sugeno Orde-1)

Setelah diperoleh bobot ternormalisasi, masing-masing aturan dihitung menggunakan fungsi konsekuensi berbentuk persamaan linear sesuai dengan model *Sugeno* orde pertama. Fungsi konsekuensi untuk aturan ke-k pada persamaan 3.6:

$$f_k = p_{k1}x_1 + p_{k2}x_2 + \cdots + p_{kn}x_n + r_k \quad (3.6)$$

Nilai fungsi konsekuensi tersebut selanjutnya dikalikan dengan bobot ternormalisasi untuk menghasilkan keluaran setiap aturan, yang dirumuskan pada persamaan 3.7:

$$O_k = \bar{w}_k f_k \quad (3.7)$$

Keterangan:

p_{ki} = parameter konsekuensi

r_k = bias konsekuensi

x_i = input

O_k = keluaran rule ke-k

Setiap node pada layer ini menghasilkan nilai keluaran rule yang telah dibobot berdasarkan *firing strength*.

e. Layer 5 - Output

Output layer memiliki 1 node, yaitu hasil penjumlahan semua keluaran konsekuensi dari hidden layer sebelumnya. Proses agregasi ini menggunakan persamaan 3.8:

$$y = \sum_{k=1}^R \bar{w}_k f_k \quad (3.8)$$

Keterangan:

y = output akhir ANFIS

\bar{w}_k = bobot ternormalisasi aturan ke-k

f_k = fungsi konsekuensi aturan ke-k

R = jumlah aturan fuzzy

Hasil akhir ini kemudian digunakan sebagai keputusan model terkait penentuan posisi pemain basket, yaitu memilih kelas dengan nilai keluaran paling sesuai berdasarkan bobot yang terbentuk selama proses pelatihan.

3.2.4 Update Bobot pada ANFIS

Pada tahap ini dilakukan proses pembaruan parameter ANFIS berdasarkan hasil error dari output sistem. Mekanisme perhitungan update bobot pada penelitian ini mengikuti langkah-langkah berikut:

1. Hitung error

Pada tahap pembelajaran, dilakukan evaluasi kesalahan (*error*) antara nilai

keluaran sistem ANFIS dan nilai target yang diharapkan. Nilai *error* tersebut dihitung menggunakan fungsi galat kuadrat pada persamaan 3.9:

$$E = \frac{1}{2} (y_{target} - y_{output})^2 \quad (3.9)$$

Keterangan :

E = nilai error (galat) sistem

y_{target} = nilai target (output yang diharapkan)

y_{output} = nilai output yang dihasilkan oleh sistem ANFIS

$\frac{1}{2}$ = konstanta untuk mempermudah proses diferensiasi pada pembaruan parameter

2. Turunkan error terhadap parameter

Error tersebut kemudian diturunkan terhadap parameter fungsi keanggotaan (premis), misalnya parameter a_{ik} dan c_{ik} . Nilai turunan *error* (\mathcal{E}) diperoleh dari proses propagasi balik (*backpropagation*).

3. Hitung perubahan parameter

Berdasarkan nilai *error* yang diperoleh, dilakukan pembaruan parameter fungsi keanggotaan menggunakan metode *gradient descent*. Perubahan nilai parameter dihitung dengan persamaan 3.10:

$$\Delta a_{ik} = \eta \cdot \epsilon_{aik}, \quad \Delta c_{ik} = \eta \cdot \epsilon_{aik} \cdot x_i \quad (3.10)$$

Keterangan :

Δa_{ik} = perubahan parameter a pada fungsi keanggotaan input ke- i aturan ke- k

Δc_{ik} = perubahan parameter c pada fungsi keanggotaan input ke- i aturan ke- k

η = *learning rate* (laju pembelajaran)

ϵ_{aik} = sinyal error lokal terhadap parameter a_{ik}

x_i = nilai input ke- i

4. Update parameter

Parameter fungsi keanggotaan yang baru diperoleh dengan menambahkan nilai perubahan parameter hasil proses pembelajaran ke parameter sebelumnya, yang dirumuskan pada persamaan 3.11 dan 3.12:

$$a_{ik}^{baru} = a_{ik}^{lama} + \Delta a_{ik} \quad (3.11)$$

$$c_{ik}^{baru} = c_{ik}^{lama} + \Delta c_{ik} \quad (3.12)$$

Keterangan :

a_{ik}^{baru} = nilai parameter a terbaru pada fungsi keanggotaan input ke- i aturan ke- k

a_{ik}^{lama} = nilai parameter a sebelum dilakukan pembaruan

Δa_{ik} = perubahan parameter a_{ik} hasil proses pembelajaran

c_{ik}^{baru} = nilai parameter c terbaru pada fungsi keanggotaan input ke- i aturan ke- k

c_{ik}^{lama} = nilai parameter c sebelum dilakukan pembaruan

Δc_{ik} = perubahan parameter c_{ik} hasil proses pembelajaran

5. Iterasi

Proses ini dilakukan berulang untuk semua parameter hingga error konvergen atau mencapai batas iterasi maksimum.

3.3 Bahasa Pemrograman yang Digunakan

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan bahasa pemrograman *Python* untuk mengimplementasikan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS). *Python* dipilih karena merupakan salah satu bahasa yang sangat mendukung pengembangan sistem kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*), khususnya dalam bidang *Intelligence System* yang menjadi fokus keahlian penulis. Melalui pustaka-pustaka seperti *numpy*, *pandas*, *matplotlib*, *scikit-fuzzy*, dan *anfis*,

Python memungkinkan proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi dilakukan secara efisien. Lingkungan pengembangan *Jupyter Notebook* digunakan dalam penelitian ini karena mendukung proses analisis data secara interaktif serta visualisasi hasil prediksi yang informatif. Dengan fleksibilitas dan kekuatan pemrosesan data yang dimiliki, *Python* menjadi pilihan ideal untuk membangun sistem klasifikasi posisi pemain basket yang cerdas dan adaptif.

BAB IV

UJI COBA DAN PEMBAHASAN

4.1 Skenario Pengujian

Dalam penelitian ini, data pemain diperoleh secara langsung dari hasil pengukuran performa anggota UKM Asosiasi Bola Basket (ABB) UIN Maulana Malik Ibrahim Malang. Proses pengumpulan data dilakukan menggunakan prosedur yang telah dijelaskan pada BAB 3.2 serta mengikuti standar pengujian pada masing-masing atribut performa. Rincian jumlah data awal sebelum pemrosesan ditunjukkan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Data Pemain

No	Posisi Pemain	Jumlah Data
1.	Point Guard	23
2.	Shooting Guard	17
3.	Power Forward	14
4.	Small Forward	17
5.	Center	9
Total		80

Masing-masing posisi pemain memiliki jumlah data yang telah diseimbangkan sehingga setiap kelas memiliki representasi yang sama dalam proses pelatihan. Perimbangan ini bertujuan agar model tidak bias terhadap posisi tertentu dan mampu mempelajari pola performa pemain secara adil pada semua kategori posisi. Dengan demikian, setiap posisi *Guard*, *Forward*, dan *Center* memiliki proporsi data yang seimbang dan siap digunakan sebagai data *training*.

Proses pelatihan dilakukan menggunakan algoritma *hybrid learning*, yaitu gabungan antara metode *Least Squares Estimator* (LSE) untuk memperbarui parameter konsekuensi pada *forward pass* dan *gradient descent* untuk memperbarui

parameter premis pada *backward pass*. Evaluasi dilakukan dengan mengukur nilai MSE pada data *training* dan *testing*, serta menghitung tingkat akurasi klasifikasi terhadap label posisi aktual pemain. Model terbaik dipilih berdasarkan hasil uji dengan nilai MSE terendah dan akurasi tertinggi. Selain itu, dilakukan pula analisis kestabilan konvergensi berdasarkan kurva loss dan waktu pelatihan. Skenario tersebut berada pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Skenario Data Training

No	ID Skenario	Learning Rate (η)	Jumlah MF / Input
1	S1	0.001	2
2	S2	0.001	3
3	S3	0.01	2
4	S4	0.01	3

4.2 Hasil Uji Coba

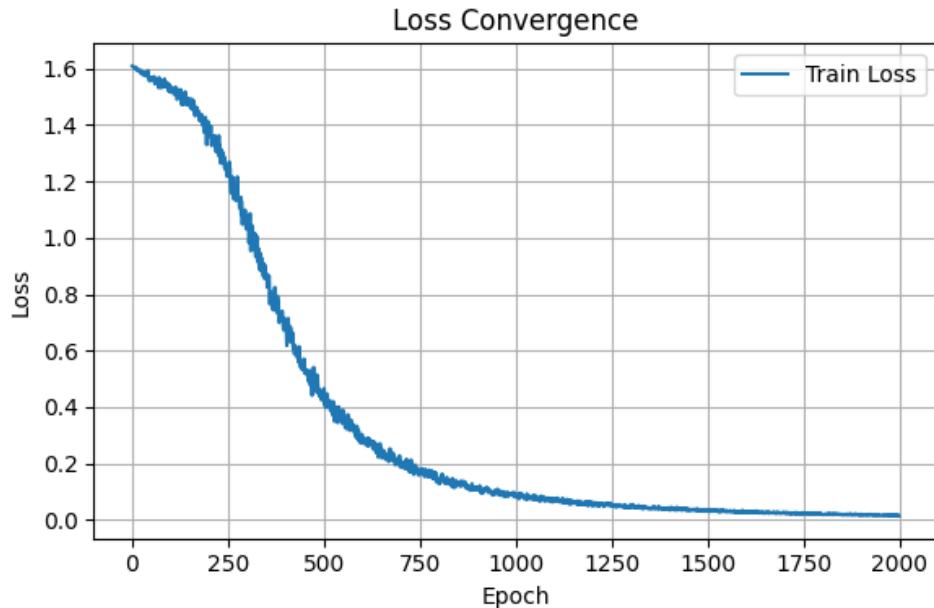
Pada tahap ini dilakukan proses pengujian terhadap model *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk mengetahui performa sistem dalam mengklasifikasikan posisi pemain basket. Tujuan pengujian ini adalah untuk mengukur sejauh mana model dapat mengenali pola data performa pemain serta menghasilkan output klasifikasi yang sesuai dengan posisi sebenarnya.

4.2.1 Training

Pada proses *training*, model dilatih menggunakan *learning rate* sebesar 0.001 dan 0.01, jumlah *membership function* sebanyak 2 sampai 3, dan total kelas sebanyak 5, yaitu *Point Guard*, *Shooting Guard*, *Small Forward*, *Power Forward*, dan *Center*.

Pada skenario 1, model dilatih dengan *learning rate* 0.001, dua *membership*

function per input dengan total *epoch* 2000 dan *loss* 0.0143. Untuk melihat bagaimana model belajar dari waktu ke waktu, nilai *cross-entropy loss* dicatat di setiap *epoch*. Berikut merupakan grafik *Loss Convergence* yang menunjukkan pergerakan nilai *loss* dari awal hingga akhir *epoch* pelatihan.

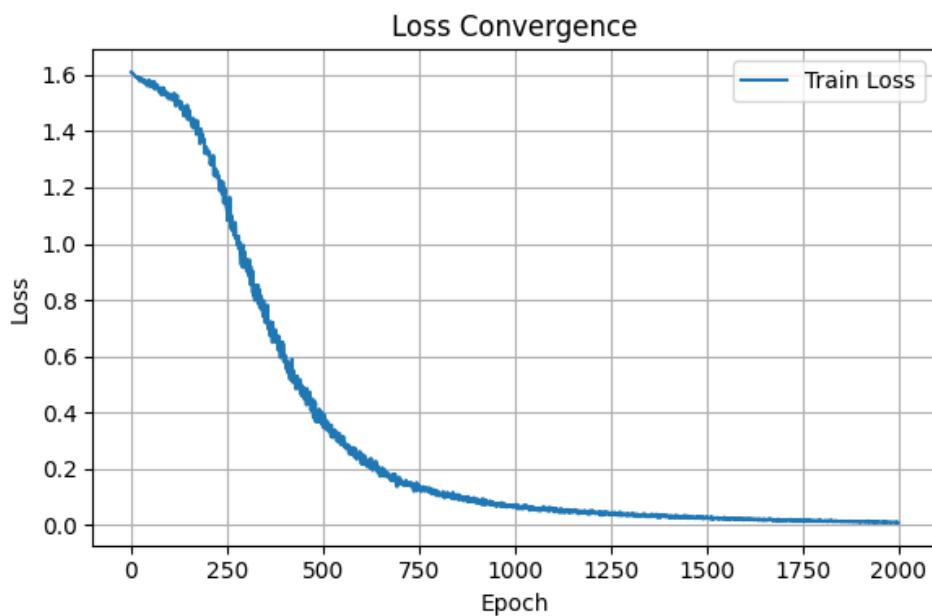


Gambar 4.1 Loss Convergence Skenario 1

Pada Gambar 4.1, terlihat bahwa nilai *training loss* mengalami penurunan secara bertahap dari awal hingga akhir proses pelatihan, yang menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan baik. Pada *epoch* awal, nilai *loss* berada di kisaran 1.6, kemudian menurun secara konsisten seiring bertambahnya *epoch*. Penurunan *loss* berlangsung cukup tajam pada fase awal hingga pertengahan pelatihan, di mana pada sekitar *epoch* ke-500 nilai *loss* telah turun hingga mendekati 0.45. Selanjutnya, laju penurunan *loss* cenderung melandai pada *epoch*-*epoch* berikutnya hingga mencapai nilai akhir sebesar 0.0143 pada *epoch* ke-2000. Pola ini menunjukkan bahwa proses pembelajaran berlangsung secara stabil, di

mana penyesuaian parameter model semakin kecil ketika model mulai mendekati kondisi konvergen. Dengan tren penurunan loss yang konsisten tanpa fluktuasi ekstrem, dapat disimpulkan bahwa model telah mencapai konvergensi dan tidak mengalami ketidakstabilan selama proses pelatihan.

Pada skenario 2 model masih tetap menggunakan *learning rate* yang sama, dengan 3 jumlah *membership function* dengan total *epoch* 2000 dan *loss* 0.0089. Nilai *cross-entropy loss* direkam di setiap *epoch* untuk mengamati bagaimana penambahan durasi pelatihan memengaruhi proses belajar model. Berikut adalah grafik *Loss Convergence* untuk melihat bagaimana *Loss* bergerak dari awal *epoch* hingga akhir.

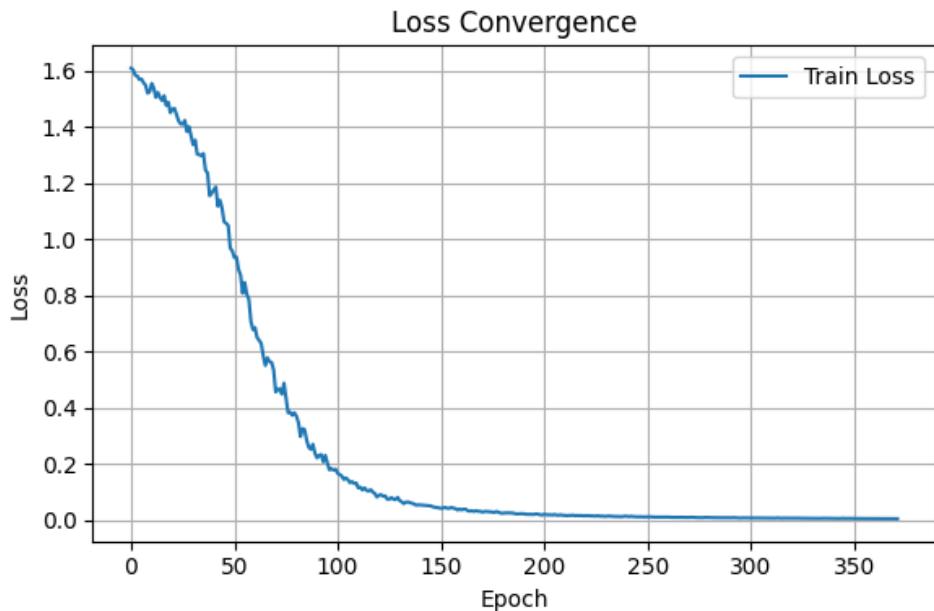


Gambar 4.2 Loss Convergence Skenario 2

Pada Gambar 4.2 ditunjukkan grafik *Loss Convergence* pada skenario 2, di mana model dilatih menggunakan *learning rate* yang sama dengan skenario sebelumnya, namun dengan jumlah *membership function* yang ditingkatkan

menjadi tiga. Terlihat bahwa nilai *training loss* pada awal pelatihan berada di kisaran 1.6 dan mengalami penurunan secara konsisten seiring bertambahnya *epoch*. Penurunan *loss* berlangsung cukup tajam pada fase awal hingga pertengahan pelatihan, khususnya hingga sekitar *epoch* ke-500, di mana nilai *loss* telah menurun hingga berada di bawah 0.4. Setelah itu, laju penurunan *loss* cenderung melandai dan terus menurun secara stabil hingga mencapai nilai akhir sebesar 0.0089 pada *epoch* ke-2000. Pola ini menunjukkan bahwa penambahan jumlah *membership function* mampu meningkatkan kemampuan model dalam merepresentasikan pola data, sehingga menghasilkan nilai *loss* akhir yang lebih kecil dibandingkan skenario sebelumnya. Tren penurunan *loss* yang halus dan stabil tanpa fluktuasi signifikan mengindikasikan bahwa proses pelatihan berjalan dengan baik dan model telah mencapai kondisi konvergen.

Pada skenario 3 model menggunakan *learning rate* 0.01 dengan dua *membership function* per input dengan total *epoch* 372 dan *loss* 0.0039. Pencatatan nilai *cross-entropy loss* dilakukan di setiap *epoch* untuk melihat kemampuan model dalam menyesuaikan bobotnya. Berikut adalah grafik *Loss Convergence* untuk melihat bagaimana *Loss* bergerak dari awal *epoch* hingga akhir.

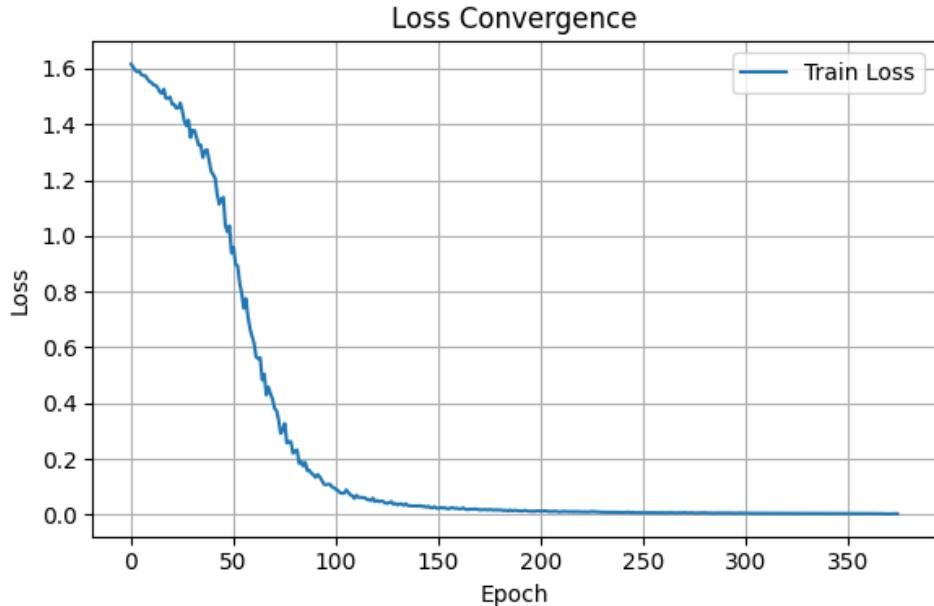


Gambar 4.3 Loss Convergence Skenario 3

Pada Gambar 4.3, terlihat bahwa nilai *cross-entropy loss* mengalami penurunan yang sangat signifikan pada fase awal pelatihan, di mana *loss* awal berada di kisaran 1.6 dan menurun tajam hingga di bawah 0.2 sebelum mencapai *epoch* ke-100. Setelah fase tersebut, penurunan *loss* cenderung melandai dan berlangsung secara stabil hingga akhir proses pelatihan, dengan nilai *loss* akhir mencapai 0.0039. Pola penurunan yang tajam di awal dan semakin kecil di akhir pelatihan menunjukkan bahwa model mampu menyesuaikan bobot secara efektif serta telah mencapai kondisi konvergen. Minimnya fluktuasi *loss* pada epoch-epoch akhir mengindikasikan bahwa proses pembelajaran berjalan stabil tanpa ketidakstabilan, sehingga model memiliki kemampuan yang baik dalam meminimalkan error pada data pelatihan.

Pada skenario 4 model menggunakan *learning rate* 0.01 dengan tiga *membership function* per input dengan total *epoch* 375 dan *loss* 0.0033. Nilai *cross-*

entropy loss yang direkam setiap *epoch* digunakan untuk menilai apakah pelatihan yang lebih panjang memberikan perbaikan pembelajaran. Berikut adalah grafik *Loss Convergence* untuk melihat bagaimana *Loss* bergerak dari awal *epoch* hingga akhir.



Gambar 4.4 Loss Convergence Skenario 4

Pada Gambar 4.4, terlihat bahwa nilai *cross-entropy loss* mengalami penurunan yang sangat signifikan pada fase awal pelatihan, di mana nilai *loss* awal berada di kisaran 1.6 dan menurun tajam hingga berada di bawah 0.2 sebelum mencapai epoch ke-100. Setelah fase tersebut, penurunan *loss* berlangsung lebih lambat dan cenderung melandai, namun tetap konsisten hingga akhir proses pelatihan dengan nilai *loss* akhir sebesar 0.0033. Pola penurunan *loss* yang tajam di awal kemudian stabil di akhir menunjukkan bahwa penambahan jumlah *membership function* mampu meningkatkan kemampuan model dalam menyesuaikan parameter secara efektif. Minimnya fluktuasi *loss* pada *epoch*-*epoch*

akhir mengindikasikan bahwa proses pembelajaran berlangsung stabil dan model telah mencapai kondisi konvergen, sehingga memiliki performa pembelajaran yang lebih optimal dibandingkan skenario sebelumnya, tabel 4.2 merupakan tabel detail dari skenario *training* 1-4.

Tabel 4. 3 Detail Training 1-4

No	ID Skenario	Total Epoch	Loss
1	S1	2000	0.0143
2	S2	2000	0.0089
3	S3	372	0.0039
4	S4	375	0.0033

Pada Tabel 4.3 disajikan hasil proses pelatihan model ANFIS pada empat skenario berbeda yang memvariasikan parameter jumlah fungsi keanggotaan atau (MF), serta nilai *learning rate*. Informasi ini digunakan sebagai dasar evaluasi untuk menilai efektivitas masing-masing skenario dalam mencapai kondisi konvergensi, sehingga dapat diketahui konfigurasi parameter yang memberikan performa pelatihan terbaik.

Pada Skenario 1, model dilatih selama 500 *epoch* dan menghasilkan nilai *loss* akhir sebesar 0.4410. Meskipun jumlah *epoch* yang digunakan cukup besar, nilai *loss* yang masih relatif tinggi menunjukkan bahwa model belum mampu meminimalkan *error* secara optimal. Hal ini mengindikasikan bahwa konfigurasi parameter pada skenario ini kurang efektif dalam menangkap pola data, sehingga proses pembelajaran belum mencapai kondisi konvergen yang baik.

Skenario 2 juga dilatih hingga 500 *epoch* dan menghasilkan nilai *loss* akhir sebesar 0.4506. Nilai *loss* ini sedikit lebih tinggi dibandingkan Skenario 1, yang menunjukkan bahwa performa pembelajaran model pada skenario ini belum mengalami peningkatan yang signifikan. Dengan nilai *loss* yang relatif stagnan

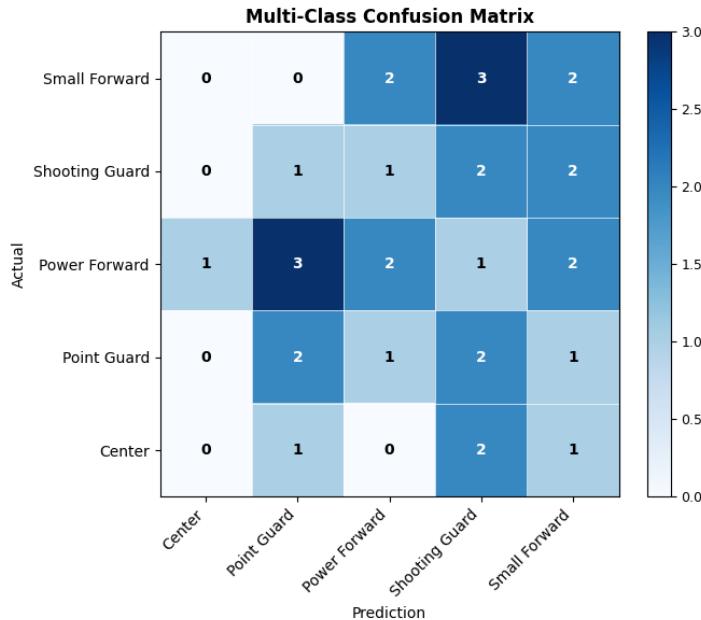
meskipun pelatihan berlangsung lama, dapat disimpulkan bahwa konfigurasi pada Skenario 2 belum mampu meningkatkan efektivitas proses pelatihan secara optimal.

Pada Skenario 3, model mencapai nilai *loss* akhir yang sangat rendah, yaitu 0.0039, dengan total 372 *epoch*. Penurunan *loss* yang signifikan dibandingkan skenario sebelumnya menunjukkan bahwa kombinasi parameter yang digunakan pada skenario ini mampu mempercepat proses konvergensi dan meningkatkan kemampuan model dalam meminimalkan *error*. Jumlah *epoch* yang lebih sedikit dengan hasil *loss* yang jauh lebih kecil mengindikasikan bahwa model belajar secara lebih efisien dan stabil.

Skenario 4 menghasilkan performa pelatihan terbaik dengan nilai *loss* akhir sebesar 0.0033 pada 375 *epoch*. Nilai *loss* yang paling kecil di antara seluruh skenario menunjukkan bahwa konfigurasi parameter pada skenario ini paling optimal dalam menyesuaikan bobot model. Proses pembelajaran yang cepat mencapai konvergensi serta hasil *loss* yang sangat rendah mengindikasikan bahwa model pada skenario ini memiliki kualitas pembelajaran yang lebih baik dan menjadi skenario yang paling direkomendasikan untuk digunakan pada tahap pengujian selanjutnya.

4.2.2 Testing

Dari hasil model yang sudah di *training* sebelumnya pada setiap skenario maka akan di lakukan *testing* terhadap model tersebut. Berikut adalah hasil dari *testing* dari skenario 1 sampai dengan 4.



Gambar 4.5 Multi-Class Confusion Matrix Skenario 1

Pada gambar 4.5, menampilkan *multi-class confusion matrix* yang menggambarkan performa model dalam mengklasifikasikan posisi pemain basket ke dalam 5 kelas, yaitu *Center*, *Point Guard*, *Power Forward*, *Shooting Guard*, dan *Small Forward*. Pada matriks tersebut, sumbu vertikal menunjukkan label asli (*true label*), sedangkan sumbu horizontal merepresentasikan hasil prediksi model.

Berdasarkan hasil, model menunjukkan performa klasifikasi yang beragam pada setiap kelas posisi pemain. Pada kelas *Small Forward*, tidak terdapat data yang berhasil diprediksi dengan benar, di mana sebagian besar data salah diklasifikasikan sebagai *Shooting Guard* sebanyak 3 data dan *Power Forward* sebanyak 2 data. Kelas *Shooting Guard* menunjukkan performa yang masih rendah dengan hanya 2 data yang berhasil diprediksi benar, sementara data lainnya salah diklasifikasikan sebagai *Point Guard*, *Power Forward*, dan *Small Forward*. Pada kelas *Power Forward*, model mampu memprediksi 2 data dengan benar, namun masih terjadi

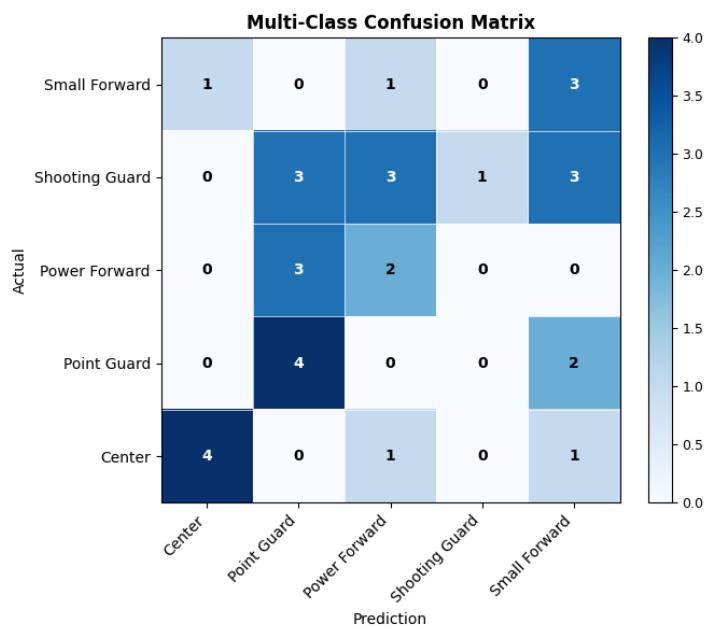
kesalahan klasifikasi yang cukup tinggi, terutama ke kelas *Point Guard* sebanyak 3 data serta masing-masing 1 data ke kelas *Center* dan *Small Forward*. Kelas *Point Guard* menunjukkan performa yang relatif lebih baik dengan 2 data yang diprediksi benar, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi ke kelas *Point Guard* itu sendiri dan *Power Forward*. Sementara itu, kelas *Center* menunjukkan performa yang rendah karena hanya 1 data yang berhasil diprediksi dengan benar, sedangkan sebagian besar data lainnya salah diklasifikasikan sebagai *Shooting Guard* dan *Point Guard*. Secara keseluruhan, hasil ini mengindikasikan bahwa model pada Skenario 1 masih mengalami kesulitan dalam membedakan karakteristik antar posisi pemain, khususnya pada kelas *Small Forward* dan *Center*, sehingga konfigurasi parameter yang digunakan belum sepenuhnya optimal dalam menghasilkan klasifikasi yang akurat.

Tabel 4.4 Detail Testing Skenario 1

Kelas	Precision	Recall	F-1
Center	0%	0%	0%
Point Guard	29%	33%	31%
Power Forward	33%	22%	27%
Shooting Guard	20%	33%	25%
Small Forward	25%	29%	27%
Accuracy	25%		

Pada Skenario 1, hasil pengujian menunjukkan bahwa performa model masih tergolong rendah dan belum mampu melakukan klasifikasi secara optimal pada seluruh kelas posisi pemain. Kelas *Center* memiliki nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 0%, yang mengindikasikan bahwa model sama sekali tidak mampu mengenali maupun memprediksi kelas *Center* dengan benar. Kelas *Point Guard* menunjukkan performa yang relatif lebih baik dibandingkan kelas lainnya dengan

nilai *F1-score* sebesar 31%, meskipun nilai *precision* dan *recall* masih rendah, yaitu masing-masing sebesar 29% dan 33%, yang menandakan masih banyak terjadi kesalahan klasifikasi. Kelas *Power Forward*, *Shooting Guard*, dan *Small Forward* memiliki performa yang hampir serupa dengan nilai *F1-score* masing-masing sebesar 27%, 25%, dan 27%, yang menunjukkan bahwa model belum mampu membedakan karakteristik ketiga kelas tersebut secara konsisten. Secara keseluruhan, akurasi yang dihasilkan pada Skenario 1 hanya sebesar 25%, yang mengindikasikan bahwa kemampuan generalisasi model terhadap data uji masih sangat terbatas dan konfigurasi parameter pada skenario ini belum optimal untuk menghasilkan klasifikasi posisi pemain yang akurat.



Gambar 4.6 Multi-Class Confusion Matrix Skenario 2

Pada gambar 4.6, menampilkan *multi-class confusion matrix* pada skenario 2 yang menggambarkan performa model dalam mengklasifikasikan posisi pemain basket ke dalam lima kelas, yaitu *Center*, *Point Guard*, *Power Forward*, *Shooting Guard*, dan *Small Forward*.

Hasil *confusion matrix* pada Skenario 2 menunjukkan bahwa performa model masih belum merata pada seluruh kelas posisi pemain. Pada kelas *Small Forward*, hanya 1 data yang berhasil diprediksi dengan benar sebagai *Small Forward*, sementara sebagian besar data lainnya salah diklasifikasikan sebagai *Center* dan *Power Forward* masing-masing sebanyak 1 data, serta *Small Forward* sebanyak 3 data. Kelas *Shooting Guard* menunjukkan performa yang relatif lebih baik dengan 3 data berhasil diprediksi benar sebagai *Shooting Guard*, namun masih terdapat kesalahan klasifikasi ke kelas *Power Forward* sebanyak 3 data, *Small Forward* sebanyak 3 data, dan *Shooting Guard* sebanyak 1 data. Pada kelas *Power Forward*, model mampu memprediksi 2 data dengan benar, namun sebagian besar data lainnya salah diklasifikasikan sebagai *Point Guard* sebanyak 3 data. Kelas *Point Guard* menunjukkan kecenderungan bias prediksi yang cukup kuat, di mana sebagian besar data dari kelas ini salah diklasifikasikan sebagai *Point Guard* sebanyak 4 data, sementara 2 data lainnya salah diprediksi sebagai *Small Forward*. Sementara itu, kelas *Center* menunjukkan performa yang rendah, di mana sebagian besar data salah diklasifikasikan sebagai *Center* sebanyak 4 data, serta masing-masing 1 data salah diklasifikasikan sebagai *Power Forward* dan *Small Forward*. Secara keseluruhan, hasil ini mengindikasikan bahwa meskipun Skenario 2 menunjukkan adanya peningkatan pada beberapa kelas, model masih mengalami kesulitan dalam membedakan karakteristik antar posisi pemain secara konsisten, sehingga performa klasifikasi belum optimal di seluruh kelas.

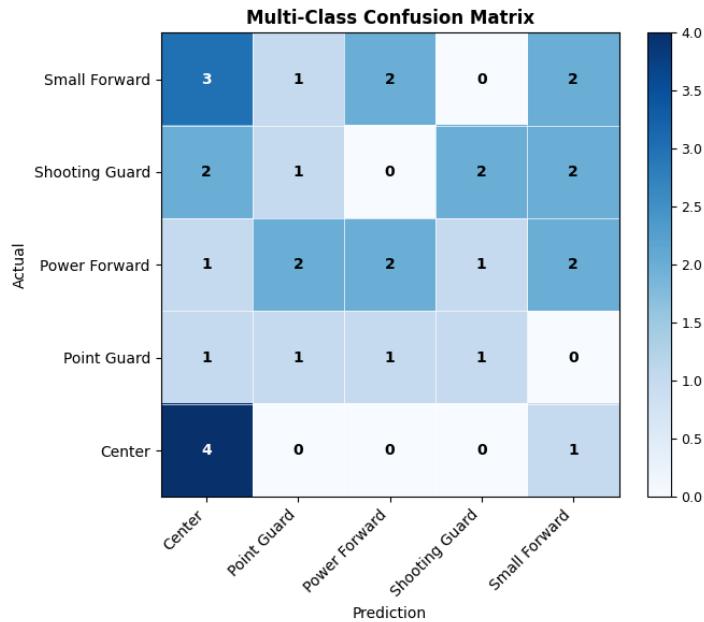
Tabel 4.5 Detail Testing Skenario 2

Kelas	Precision	Recall	F-1
Center	80%	67%	73%
Point Guard	40%	67%	50%

Power Forward	29%	40%	33%
Shooting Guard	100%	10%	43%
Small Forward	33%	60%	43%
Accuracy	44%		

Pada Skenario 2, hasil pengujian menunjukkan nilai akurasi sebesar 44%, yang menunjukkan adanya peningkatan performa dibandingkan skenario sebelumnya. Pada kelas *Center*, model menunjukkan kinerja yang cukup baik dengan nilai *precision* sebesar 80% dan *recall* sebesar 67%, sehingga menghasilkan nilai *F1-score* sebesar 73%. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu mengklasifikasikan posisi *Center* dengan cukup akurat dan konsisten. Kelas *Point Guard* memiliki nilai *recall* yang relatif tinggi sebesar 67%, namun *precision* masih berada pada angka 40%, yang menunjukkan bahwa meskipun sebagian besar data *Point Guard* berhasil terdeteksi, masih terdapat cukup banyak data dari kelas lain yang salah diklasifikasikan sebagai *Point Guard*. Pada kelas *Power Forward*, performa model masih tergolong rendah dengan nilai *precision* 29% dan *recall* 40%, menghasilkan *F1-score* sebesar 33%, yang menandakan bahwa karakteristik posisi *Power Forward* belum dapat dikenali secara optimal oleh model. Kelas *Shooting Guard* menunjukkan nilai *precision* yang sangat tinggi sebesar 100%, namun memiliki *recall* yang sangat rendah sebesar 10%, yang mengindikasikan bahwa prediksi *Shooting Guard* yang dihasilkan model sangat akurat, tetapi jumlah data yang berhasil diprediksi dengan benar sangat terbatas. Sementara itu, kelas *Small Forward* menunjukkan performa yang cukup seimbang dengan *precision* sebesar 33% dan *recall* 60%, sehingga menghasilkan nilai F1-score sebesar 43%. Secara keseluruhan, hasil pengujian pada Skenario 2 menunjukkan bahwa

konfigurasi parameter yang digunakan mampu meningkatkan akurasi model, khususnya pada kelas *Center*, namun masih diperlukan penyesuaian lebih lanjut untuk meningkatkan keseimbangan antara precision dan recall pada seluruh kelas posisi pemain basket.



Gambar 4.7 Multi-Class Confusion Matrix Skenario 3

Pada gambar 4.7, menunjukkan *confusion matrix* pada skenario pengujian yang memvisualisasikan performa model dalam mengklasifikasikan pemain basket ke dalam lima posisi pemain basket. Sama seperti sebelumnya, sumbu vertikal merepresentasikan label asli (*true*), sedangkan sumbu horizontal menunjukkan hasil prediksi model (*prediction*).

Berdasarkan hasil pengujian, kelas *Small Forward* menunjukkan performa yang relatif lebih baik dibandingkan kelas lain dengan 3 data yang berhasil diprediksi benar sebagai *Small Forward*, namun masih terdapat kesalahan klasifikasi ke kelas *Point Guard*, *Power Forward*, dan *Center*. Kelas *Shooting*

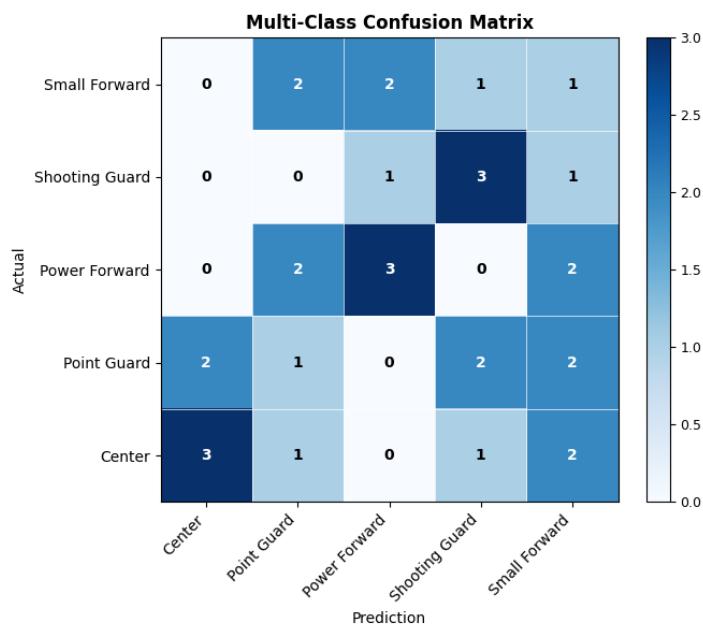
Guard tidak memiliki prediksi yang tepat, di mana data dari kelas ini tersebar ke kelas *Center*, *Point Guard*, *Shooting Guard*, dan *Small Forward*, menunjukkan ketidakmampuan model mengenali pola kelas tersebut secara konsisten. Pada kelas *Power Forward*, hanya 2 data yang berhasil diprediksi benar, sementara sisanya salah diklasifikasikan ke kelas lain, terutama ke *Point Guard* dan *Small Forward*. Kelas *Point Guard* menunjukkan distribusi prediksi yang merata ke berbagai kelas tanpa adanya dominasi prediksi benar, yang menandakan bahwa model belum mampu membedakan karakteristik *Point Guard* secara jelas. Sementara itu, kelas *Center* menunjukkan kecenderungan bias prediksi yang kuat, di mana sebagian besar data dari kelas ini salah diklasifikasikan sebagai *Center* sebanyak 4 data, dengan hanya 1 data yang berhasil diprediksi benar. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa meskipun proses pelatihan pada Skenario 3 menghasilkan nilai *loss* yang rendah, performa model pada tahap pengujian masih belum optimal dan menunjukkan keterbatasan dalam kemampuan generalisasi antar kelas posisi pemain.

Tabel 4.6 Detail Testing Skenario 3

Kelas	Precision	Recall	F-1
Center	36%	80%	50%
Point Guard	20%	25%	22%
Power Forward	40%	25%	31%
Shooting Guard	50%	29%	36%
Small Forward	29%	25%	27%
Accuracy	34%		

Pada Skenario 3, hasil pengujian menunjukkan bahwa performa model masih bervariasi dan cenderung belum optimal pada seluruh kelas. Kelas *Center* memiliki nilai *recall* yang relatif tinggi sebesar 80%, namun nilai *precision* yang hanya

mencapai 36% menyebabkan *F1-score* berada pada angka 50%, yang mengindikasikan bahwa meskipun sebagian besar data *Center* berhasil teridentifikasi, masih terdapat cukup banyak prediksi yang keliru. Kelas *Point Guard* menunjukkan performa terendah dengan *F1-score* sebesar 22%, yang disebabkan oleh rendahnya nilai *precision* dan *recall*. Kelas *Power Forward*, *Shooting Guard*, dan *Small Forward* juga memiliki nilai *F1-score* yang masih rendah, masing-masing sebesar 31%, 36%, dan 27%, yang menandakan bahwa model belum mampu membedakan karakteristik antar posisi secara konsisten. Secara keseluruhan, akurasi yang diperoleh pada Skenario 3 sebesar 34% menunjukkan bahwa meskipun nilai *loss* pada tahap pelatihan sangat kecil, kemampuan generalisasi model terhadap data uji masih terbatas dan belum merata di seluruh kelas.



Gambar 4.8 Multi-Class Confusion Matrix Skenario 4

Pada gambar 4.8, menunjukkan *confusion matrix* pada skenario pengujian

yang memvisualisasikan performa model dalam mengklasifikasikan pemain basket ke dalam lima posisi pemain basket. Sama seperti sebelumnya, sumbu vertikal merepresentasikan label asli (true), sedangkan sumbu horizontal menunjukkan hasil prediksi model (prediction).

Berdasarkan hasil pengujian, model menunjukkan bahwa performa klasifikasi model masih belum merata di seluruh kelas posisi pemain. Kelas *Small Forward* tidak memiliki data yang berhasil diprediksi dengan benar, di mana sebagian besar data salah diklasifikasikan sebagai *Point Guard* dan *Power Forward* masing-masing sebanyak 2 data, serta 1 data sebagai *Shooting Guard* dan *Small Forward*. Kelas *Shooting Guard* menunjukkan performa yang relatif lebih baik dengan 3 data yang berhasil diprediksi benar, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi ke kelas *Power Forward* dan *Small Forward*. Pada kelas *Power Forward*, model mampu memprediksi 3 data dengan benar, namun masih terdapat kesalahan ke kelas *Point Guard* dan *Small Forward* masing-masing sebanyak 2 data. Kelas *Point Guard* menunjukkan distribusi prediksi yang cukup tersebar dengan 2 data diprediksi benar, sementara sisanya salah diklasifikasikan ke kelas *Center*, *Point Guard*, dan *Small Forward*. Sementara itu, kelas *Center* menunjukkan performa yang masih rendah dengan hanya 2 data yang berhasil diprediksi benar, sedangkan sebagian besar data lainnya salah diklasifikasikan sebagai *Center* dan *Point Guard*. Secara keseluruhan, hasil ini mengindikasikan bahwa meskipun Skenario 4 memiliki nilai *loss* pelatihan yang sangat rendah, model masih mengalami kesulitan dalam membedakan karakteristik antar posisi pemain secara konsisten pada tahap pengujian, sehingga kemampuan generalisasi model belum optimal di seluruh kelas.

Tabel 4.7 Detail Testing Skenario 4

Kelas	Precision	Recall	F-1
Center	60%	43%	50%
Point Guard	17%	14%	15%
Power Forward	50%	43%	46%
Shooting Guard	43%	60%	50%
Small Forward	12%	17%	14%
Accuracy	34%		

Pada Skenario 4, hasil pengujian menunjukkan bahwa performa model masih bervariasi antar kelas dengan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 34%. Kelas *Center* dan *Shooting Guard* menunjukkan performa yang relatif lebih baik dibandingkan kelas lainnya, masing-masing dengan nilai *F1-score* sebesar 50%, yang didukung oleh keseimbangan nilai *precision* dan *recall* yang cukup baik. Kelas *Power Forward* juga menunjukkan performa sedang dengan *F1-score* sebesar 46%, meskipun masih terdapat kesalahan prediksi yang cukup signifikan. Sebaliknya, kelas *Point Guard* dan *Small Forward* memiliki performa terendah dengan nilai *F1-score* masing-masing sebesar 15% dan 14%, yang mengindikasikan bahwa model masih kesulitan dalam mengenali karakteristik kedua kelas tersebut. Secara keseluruhan, meskipun Skenario 4 menghasilkan nilai loss pelatihan yang sangat rendah, hasil pengujian menunjukkan bahwa kemampuan generalisasi model terhadap data uji belum optimal dan belum merata di seluruh kelas posisi pemain.

4.3 Implementasi Antar Muka Pemilihan Posisi Pemain Basket

Antar muka sistem pemilihan posisi pemain basket dirancang dengan tampilan yang sederhana, interaktif, dan mudah dipahami agar pengguna dapat

memasukkan data performa pemain tanpa kesulitan. Pada halaman utama, sistem menampilkan sebuah form input yang terdiri dari beberapa kolom untuk mengisi informasi pemain, mulai dari nama lengkap hingga delapan atribut performa yang menjadi acuan utama dalam klasifikasi posisi menggunakan metode ANFIS. Form ini mencakup input Tinggi Badan, *Vertical Jump*, *Dribbling*, *Shooting*, *Free Throw*, *Lay Up*, *Under Ring*, dan *VO₂ Max*, di mana setiap kolom telah dilengkapi dengan *placeholder* dan keterangan satuan seperti cm, persen, atau skala penilaian. Penempatan komponen dibuat simetris dan responsif sehingga pengguna dapat mengisi data dengan nyaman baik melalui perangkat laptop maupun perangkat seluler.

The screenshot shows a user interface for a basketball player position selection system. At the top, there is a header with a basketball icon and the text "Sistem Pemilihan Posisi Pemain Basket". Below the header, a sub-instruction says "Masukkan data pemain untuk memprediksi posisi terbaiknya". The form consists of several input fields arranged in a grid:

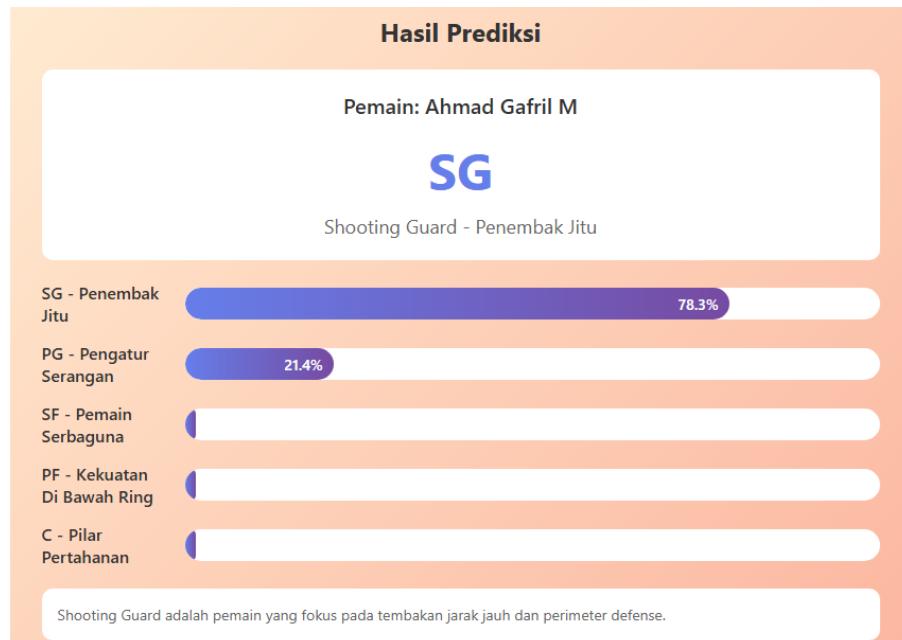
Nama Pemain Ahmad Gafril M	Vertical Jump 76	Dribbling 6
Tinggi Badan 178 Dalam cm (contoh: 185)	Shooting 88 Skor 0-100	Free Throw 85 Percentase 0-100%
Under Ring 81 Skor 0-100	VO ₂ Max 77 ml/kg/min (contoh: 55,5)	Lay Up 80 Skor 0-100

At the bottom, there is a blue button labeled "Prediksi Posisi Pemain" with a magnifying glass icon.

Gambar 4.9 Form Input

Setelah seluruh data terisi, pengguna dapat menekan tombol “Prediksi Posisi Pemain” untuk memproses informasi tersebut menggunakan model ANFIS. Sistem kemudian mengolah input melalui tahapan fuzzy aturan inferensi, hingga

menghasilkan posisi yang paling sesuai dengan kemampuan pemain. Hasil prediksi ditampilkan pada halaman terpisah yang disusun dengan tampilan yang jelas dan komunikatif. Pada bagian atas, nama pemain dan posisi yang direkomendasikan ditunjukkan dengan ukuran teks yang lebih besar agar mudah terlihat.



Gambar 4.10 Output Prediksi Posisi Pemain Basket

Selain menampilkan posisi utama, sistem juga menampilkan tingkat keyakinan model terhadap setiap posisi alternatif dalam bentuk batang progres. Setiap batang menunjukkan persentase probabilitas, seperti SG sebesar 78.3% dan PG sebesar 21.4%, sedangkan posisi lain memiliki nilai yang lebih rendah. Visualisasi ini bertujuan agar pengguna dapat memahami bagaimana distribusi keputusan model, tidak hanya mengetahui posisi utama tetapi juga melihat kecenderungan posisi lain yang masih memungkinkan. Pada bagian bawah hasil prediksi, sistem menyajikan deskripsi singkat mengenai karakteristik posisi tersebut, seperti penjelasan mengenai peran *Shooting Guard* dalam permainan.

Dengan desain tampilan yang informatif, responsif, dan mudah dipahami, antarmuka sistem ini mampu memberikan hasil klasifikasi yang jelas dan mendukung proses evaluasi pemain secara objektif serta berbasis data performa aktual.

4.4 Pembahasan

Proses pelatihan model dengan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) memberikan gambaran menyeluruh mengenai performa sistem dalam mengklasifikasikan posisi pemain basket berdasarkan delapan atribut utama. Berdasarkan hasil pengujian pada empat skenario eksperimen, terlihat bahwa akurasi model mengalami fluktuasi yang dipengaruhi secara signifikan oleh konfigurasi parameter *learning rate* dan jumlah *membership function* (MF). Peningkatan akurasi dari 25% pada Skenario 1 menjadi 44% pada Skenario 2 menunjukkan bahwa penambahan MF dari 2 menjadi 3 memungkinkan model membagi ruang input ke dalam partisi *fuzzy* yang lebih detail, sehingga mampu menangkap variasi data performa pemain secara lebih spesifik. Namun, peningkatan *learning rate* menjadi 0.01 pada Skenario 3 dan 4 justru menyebabkan akurasi menurun menjadi 34%, meskipun nilai *loss* mencapai angka terkecil yaitu 0.0033. Fenomena ini mengindikasikan terjadinya *overfitting*, di mana model terlalu agresif dalam menyesuaikan bobot untuk meminimalkan *error* pada data pelatihan sehingga kehilangan kemampuan generalisasinya terhadap data uji.

Analisis lebih mendalam menunjukkan bahwa efektivitas klasifikasi sangat bergantung pada karakteristik variabel input pada masing-masing posisi. Kelas *Center* (C) secara konsisten menunjukkan performa tinggi dengan *precision* mencapai 100%, yang disebabkan oleh variabel "Tinggi Badan" dan "Under Ring"

memiliki rentang nilai yang kontras dan mudah dibedakan oleh model. Sebaliknya, posisi *Small Forward* (SF) dan *Power Forward* (PF) sering kali memiliki tingkat kesalahan klasifikasi yang tinggi dengan *F1-score* yang rendah atau bahkan menyentuh 0% pada skenario tertentu. Hal ini disebabkan oleh adanya ambiguitas atau kemiripan fitur pada variabel seperti *shooting* dan *dribbling* antar posisi tersebut, yang membuat model ANFIS kesulitan dalam membentuk basis aturan (*rules*) yang tegas.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa meskipun model ANFIS mampu memberikan landasan objektif dalam penentuan posisi pemain, terdapat korelasi terbalik di mana nilai *loss* pelatihan yang sangat rendah tidak selalu menjamin kenaikan akurasi pada data nyata. Ketidakseimbangan distribusi data dan tumpang tindih karakteristik antar variabel menjadi tantangan utama yang menyebabkan fluktuasi performa model. Oleh karena itu, optimasi lebih lanjut melalui penyeimbangan dataset dan penyesuaian parameter MF yang lebih spesifik untuk setiap atribut sangat diperlukan. Penggunaan model ini tetap terbukti penting sebagai instrumen pendukung keputusan bagi pelatih UKM Bola Basket UIN Malang untuk memetakan potensi pemain secara lebih terukur dan mengurangi subjektivitas dalam penempatan posisi di lapangan.

Dalam ajaran Islam, pengembangan ilmu pengetahuan dan teknologi dipandang sebagai bagian dari upaya manusia untuk memanfaatkan nikmat Allah guna menciptakan kemaslahatan. Setiap proses penelitian menuntut adanya nilai-nilai spiritual dan sosial, seperti tanggung jawab, kejujuran, dan keadilan. Pada penelitian ini, pemanfaatan metode ANFIS untuk menentukan posisi pemain basket dilakukan sebagai bentuk ikhtiar menghadirkan sistem penilaian yang lebih objektif

dan tepat sasaran.

Hal ini selaras dengan firman Allah SWT dalam QS. An-Nisa ayat 58 yang memerintahkan agar setiap amanah diserahkan kepada pihak yang berhak menerimanya, serta menetapkan keputusan dengan penuh keadilan :

إِنَّ اللَّهَ يَأْمُرُكُمْ أَنْ تُؤْدُوا الْأَمْلَاتِ إِلَى أَهْلِهَا ۝ وَإِذَا حَكَمْتُمْ بَيْنَ النَّاسِ أَنْ تَحْكُمُوا بِالْعُدْلِ
إِنَّ اللَّهَ نِعَمًا يَعْظُمُكُمْ بِهِ إِنَّ اللَّهَ كَانَ سَمِيعًا بَصِيرًا

“Sesungguhnya Allah menyuruh kamu menyampaikan amanah kepada pemiliknya. Apabila kamu menetapkan hukum di antara manusia, hendaklah kamu tetapkan secara adil. Sesungguhnya Allah memberi pengajaran yang paling baik kepadamu. Sesungguhnya Allah Maha Mendengar lagi Maha Melihat.” (QS. An-Nisa’: 58).

Dalam penelitian ini, hasil yang diperoleh tidak hanya diarahkan pada peningkatan performa teknis model ANFIS dalam mengklasifikasikan posisi pemain basket, tetapi juga ditujukan untuk menghadirkan solusi yang bermanfaat bagi pelatih, tim, dan lingkungan olahraga. Teknologi klasifikasi yang dikembangkan harus tetap mencerminkan nilai-nilai Islam, seperti transparansi dalam proses penilaian, kejujuran dalam penggunaan data performa pemain, serta menghindari unsur-unsur yang bertentangan dengan syariat, seperti *gharar* (ketidakjelasan) maupun praktik yang dapat menimbulkan bias atau ketidakadilan dalam penentuan posisi. Dengan demikian, sistem yang dibangun tidak hanya unggul secara teknis, tetapi juga selaras dengan prinsip etika dan nilai keadilan yang diajarkan dalam Islam.

حَدَّثَنَا مُحَمَّدُ بْنُ سِنَانٍ: حَدَّثَنَا هَلَالُ بْنُ عَلَيٰ، عَنْ عَطَاءِ بْنِ يَسَارٍ، عَنْ أَبِي هُرَيْرَةَ رَضِيَ اللَّهُ عَنْهُ قَالَ: قَالَ رَسُولُ اللَّهِ: (إِذَا ضَيَّعْتَ الْأَمَانَةَ فَانتَظِ السَّاعَةَ). قَالَ: كَيْفَ إِضَاعَتْهَا يَا رَسُولَ اللَّهِ؟ قَالَ: (إِذَا أَسْنَدَ الْأَمْرَ إِلَى غَيْرِ أَهْلِهِ فَانتَظِ السَّاعَةَ)

“Apabila amanah telah disia-siakan, maka tunggulah kehancuran. Ketika seseorang bertanya bagaimana amanah itu disia-siakan, Rasulullah SAW menjawab: yaitu ketika suatu urusan diberikan kepada orang yang bukan ahlinya.” (HR. Bukhari No. 6496).

Hadis yang diriwayatkan Bukhari dari Abu Hurairah RA ini menjelaskan bahwa salah satu tanda hilangnya amanah adalah ketika suatu urusan atau tanggung jawab diberikan kepada orang yang tidak memiliki kemampuan atau keahlian dalam bidang tersebut. Rasulullah SAW menegaskan bahwa kondisi seperti ini merupakan pertanda kehancuran, karena penyerahan tugas kepada pihak yang tidak ahli akan menimbulkan kerusakan, ketidakadilan, dan kesalahan dalam pengelolaan suatu perkara. Imam Ibn Hajar dalam Fath al-Bari menerangkan bahwa yang dimaksud dengan “menyia-nyiakan amanah” adalah tidak menempatkan sesuatu pada tempat yang semestinya, baik dalam konteks jabatan, keputusan, ataupun tanggung jawab sosial. Beliau juga menjelaskan bahwa memberikan wewenang kepada orang yang tidak kompeten termasuk bentuk ketidakadilan dan pelanggaran amanah yang dapat merugikan banyak pihak.

Lebih lanjut, makna “ketika suatu urusan diserahkan kepada orang yang bukan ahlinya” menunjukkan betapa pentingnya prinsip keahlian dan profesionalisme dalam setiap penugasan. Dalam pandangan para ulama, hal ini mencakup seluruh aspek kehidupan, mulai dari pemerintahan, pendidikan, hingga urusan teknis dan profesional lainnya. Ketika kompetensi diabaikan, maka akibatnya adalah kerusakan sistem, ketidakefisienan, bahkan kehancuran suatu organisasi atau masyarakat. Hal ini juga sejalan dengan prinsip syariat bahwa amanah adalah tanggung jawab besar yang harus dijaga dan ditunaikan sesuai

dengan ketentuan Allah SWT dan Rasul-Nya.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk penentuan posisi pemain basket pada UKM Bola Basket UIN Maulana Malik Ibrahim Malang menghasilkan performa yang bervariasi bergantung pada konfigurasi parameter yang digunakan. Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan 8 atribut input yang melalui proses normalisasi *Min-Max* dan pelatihan algoritma *hybrid* mampu memetakan kemampuan pemain ke dalam lima posisi spesifik secara lebih objektif.

Pada pengujian skenario, model terbaik ditemukan pada Skenario 2 dengan penggunaan 3 *Membership Function* dan *learning rate* 0.001, yang berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 44%. Angka ini menunjukkan peningkatan yang signifikan dibandingkan Skenario 1 yang hanya mencapai 25%, membuktikan bahwa penambahan jumlah fungsi keanggotaan dapat meningkatkan sensitivitas model dalam mengenali pola data prestasi pemain. Meskipun pada skenario dengan *learning rate* lebih tinggi (0.01) ditemukan kecenderungan performa yang stagnan dan indikasi *overfitting*, secara keseluruhan sistem ini telah berhasil menjawab rumusan masalah dengan menyediakan instrumen pendukung keputusan yang mampu meminimalisir subjektivitas pelatih dalam menentukan posisi pemain berdasarkan data statistik performa yang nyata.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, maka beberapa saran berikut diajukan sebagai bahan pertimbangan untuk pengembangan dan penyempurnaan penelitian selanjutnya.

1. Penelitian selanjutnya disarankan menambah jumlah data pemain agar model semakin kuat dalam generalisasi.
2. Perluasan atribut performa dengan menambahkan tes fisik atau statistik pertandingan untuk meningkatkan akurasi.
3. Penggunaan metode lain seperti. SVM, Random Forest, atau Deep Learning dapat diuji sebagai pembanding performa.

DAFTAR PUSTAKA

- Abraham, A. (2005). Adaptation of Fuzzy Inference System Using Neural Learning. Dalam N. Nedjah & L. D. Macedo Mourelle (Ed.), *Fuzzy Systems Engineering* (Vol. 181, hlm. 53–83). Springer Berlin Heidelberg.
https://doi.org/10.1007/11339366_3
- Ainun Aziz, Mochammad Firman Arif, & Muslim Alamsyah. (2022).
PENGGUNAAN METODE ANFIS (ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM) UNTUK PREDIKSI BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK: Bahasa Indonesia. *JAMI: Jurnal Ahli Muda Indonesia*, 3(1), 83–94. <https://doi.org/10.46510/jami.v3i1.45>
- Chamidah, N., . W., & Salamah, U. (2012). Pengaruh Normalisasi Data pada Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagasi Gradient Descent Adaptive Gain (BPGDAG) untuk Klasifikasi. *Jurnal Teknologi & Informasi IT Smart*, 1(1), 28. <https://doi.org/10.20961/its.v1i1.582>
- Damayanti, A., & Agustina, D. (2024). Implementasi Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) dalam Prediksi Harga Saham X. *Euler : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains dan Teknologi*, 12(1), 71–76.
<https://doi.org/10.37905/euler.v12i1.25278>
- Franklyn, A., & Nataliani, Y. (2022). PENGELOMPOKAN PERFORMA PEMAIN BASKET DENGAN SELEKSI FITUR NILAI STATISTIK MENGGUNAKAN K-MEANS DAN FUZZY C-MEANS. *IT-Explore: Jurnal Penerapan Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 1(3), 166–178.
<https://doi.org/10.24246/itexplore.v1i3.2022.pp166-178>

Gustaman Candra Pardini & Andita Febriyanto. (2023). *TEORI DAN PRAKTEK PERMAINAN BOLA BASKET: Pelatihan dan Perwasitan*. K-Media Yogyakarta.

Hasyim & Muhammad Harliawan. (2024). *Pembelajaran Permainan Bola Basket*.

PT Nasya Expanding Management (Penerbit NEM - Anggota IKAPI).

Jang, J.-S. R. (1993). ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system.

IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 23(3), 665–685.

<https://doi.org/10.1109/21.256541>

Jang, J.-S. R., Sun, C.-T., Mizutani, E., & Sun, C. (1997). *Neuro-fuzzy and soft computing: A computational approach to learning and machine intelligence*. Prentice Hall.

Lestari, C., & Hendy, B. (2018). *Rancang Bangun Aplikasi Android Untuk Manajemen Tim Basket*. 04(01).

Nulngafan, Nahar Mardiyanto, & Harun Al Rosid. (2023). MPLMENTASI METODE FUZZY MAMDANI PADA SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN POSISI PEMAIN BOLA BASKET BERBASIS WEB. *Journal of Economic, Business and Engineering (JEBE)*, 4.

Rahmaningtyas, N. N. S. (2022). *JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG 2022*.

Rizki, M. K., Sutresna, N., Rismayadi, A., & Berliana, B. (2022). Perbandingan Tingkat Keterampilan Teknik Setiap Posisi Dalam Bola Basket Antara

Atlet Porda Putri Kota Bandung Dengan Kabupaten Bandung Barat.

Jurnal Kepelatihan Olahraga, 14(2), 104–111.

<https://doi.org/10.17509/jko-upi.v14i2.51549>

Saputra, C., Sulaiman, I., & Yonda, O. (2022). SURVEY TINGKAT

PENGETAHUAN TENTANG PENDINGINAN (COOLING DOWN)

PELATIH BASKET DI TANGERANG SELATAN. *Doctoral*

Dissertation Universitas Negeri Jakarta.

Sinaga, M. D., Sembiring, N. S. B., Ginting, E., Sianturi, C. J. M., & Fauzi, M.

(2024a). *Penerapan Metode Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*

(ANFIS) untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa. 12(1).

Sinaga, M. D., Sembiring, N. S. B., Ginting, E., Sianturi, C. J. M., & Fauzi, M.

(2024b). *Penerapan Metode Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*

(ANFIS) untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa. 12(1).

Teopilus Alexander Tarigan, S., & Wahjoedi, W. (2025). Hubungan Koordinasi

Mata dan Tangan dengan Kemampuan Dribbling dan Shooting pada

Peserta Ekstrakurikuler Bola Basket di SMP Negeri 2 Singaraja. *Ranah*

Research : Journal of Multidisciplinary Research and Development, 7(3),

1550–1558. <https://doi.org/10.38035/rjj.v7i3.1471>

LAMPIRAN

Lampiran 1: Perhitungan Manual

Berikut merupakan contoh perhitungan dimulai dari input sampai output menggunakan data pemain Gafril.

Nama Pemain	Tinggi Badan (cm)	Lay-Up (%)	Vertical Jump (cm)	Shooting (%)	Dribbling (Skor 1-10)	Free Throw (%)	VO _{2max}	Under Ring (%)
Gafril	168	85	52	80	9	80	56	65

Digunakan *Min–Max Normalization*:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

Tinggi Badan	Lay-Up	Vertical Jump	Shooting	Dribbling	Free Throw	VO _{2max}	Under Ring
0.20	0.85	0.65	0.80	0.90	0.80	0.65	0.65

Layer 1 – Fuzzifikasi

$$\mu A_{ij}(x_i) = \exp\left(-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{2a_{ij}^2}\right)$$

Asumsi:

- 2 MF per input → Low & High
- Parameter: $\mu_{Low} = 0.3$ $\mu_{High} = 0.7$ $a = 2$

Contoh Perhitungan (Lay-up = 0.85)

Low:

$$\mu_{Low}(0.85) = \exp\left(-\frac{(0.85 - 0.3)^2}{2(0.2)^2}\right) = \exp(-3.78) = 0.023$$

High:

$$\mu_{High}(0.85) = \exp\left(-\frac{(0.85 - 0.7)^2}{2(0.2)^2}\right) = \exp(-0.28) = 0.757$$

Layer 2 – Pembentukan Rule

$$\begin{aligned} w_k &= \prod_{i=1}^8 \mu A_{ik}(x_i) \\ w_k &= 0.30 \times 0.76 \times 0.70 \times 0.75 \times 0.80 \times 0.75 \times 0.70 \times 0.70 \\ w_k &= 0.029 \end{aligned}$$

Layer 3 – Normalisasi Bobot

$$\bar{w}_k = \frac{w_k}{\sum_{j=1}^R w_j}$$

Asumsi 3 rule aktif

Rule	w
Rule 1	0.029
Rule 2	0.018
Rule 3	0.012

$$\sum w = 0.059$$

$$\bar{w}_k = \frac{0.029}{0.059} = 0.491$$

Layer 4 – Konsekuen (Sugeno Orde-1)

$$f_k = p_{k1}x_1 + p_{k2}x_2 + \dots + p_{kn}x_n + r_k$$

Asumsi parameter Rule 1:

- $p = 0.5$
- $r = 0.1$

$$f_k = 0.5(0.20 + 0.85 + 0.65 + 0.80 + 0.90 + 0.80 + 0.65 + 0.65) + 0.1$$

$$f_k = 0.5(5.5) + 0.1 = 2.85$$

$$O_k = \bar{w}_k f_k = 0.491 \times 2.85 = 1.40$$

Layer 5 - Output

$$y = \sum_{k=1}^R \bar{w}_k f_k$$

Asumsi:

Rule	O
Rule 1	1.40
Rule 2	0.85
Rule 3	0.60

$$y = 2.85$$

- Output ini dibandingkan dengan kelas posisi pemain
- Nilai tertinggi → Guard (Point / Shooting Guard)

Hitung error

Asumsi:

$$y_{target} = 3$$

$$y_{output} = 2.85$$

$$E = \frac{1}{2} (y_{target} - y_{output})^2$$

$$E = \frac{1}{2} (3 - 2.85)^2 = 0.001125$$

Hitung perubahan parameter
Asumsi:

$$\Delta a_{ik} = \eta \cdot \epsilon_{aik}, \quad \Delta c_{ik} = \eta \cdot \epsilon_{aik} \cdot x_i$$

$$\eta = 0.01$$

$$\epsilon_{aik} = 0.05$$

$$x_i = 0.85$$

$$\Delta a_{ik} = 0.01 \times 0.05 = 0.0005$$

$$\Delta c_{ik} = 0.01 \times 0.05 \times 0.85 = 0.000425$$

Update parameter

$$a_{ik}^{baru} = 0.2 + 0.0005 = 0.2005$$

$$c_{ik}^{baru} = 0.7 + 0.000425 = 0.700425$$