ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

PREDIKSI PERFORMA PEMAIN PIALA DUNIA FIFA BERBASIS EXPLAINABLE MACHINE LEARNING UNTUK MENDUKUNG PEMILIHAN PEMAIN DAN STARTING XI

[1]Rena Nainggolan✉, [2]Fenina Adline Twince Tobing
[1]Universitas Methodist Indonesia, Medan, Indonesia
[2]Universitas Multimedia Nusantara, Tangerang, Indonesia
Email: renanainggolan@methodist.ac.id

DOI: https://doi.org/10.46880/jmika.Vol10No2.pp823-830

ABSTRACT

This study develops an explainable machine learning framework for estimating FIFA World Cup player performance and supporting player selection and Starting XI recommendations. The dataset contains 54,600 player-match observations and 75 attributes. Five regression algorithms—Linear Regression, Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosting, and XGBoost—were evaluated using Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), and coefficient of determination (R^2). To reduce target leakage, variables that directly represent the target or cumulative tournament outcomes were excluded from the predictive feature set. Under the reproducible experimental setting used in this revision, XGBoost achieved the best overall performance with MAE 3.781972, RMSE 5.375216, and R^2 0.970207, closely followed by Random Forest. Feature importance and SHAP were then used to explain the selected model. The resulting player-level ranking and position-constrained Starting XI provide a transparent decision-support output rather than a replacement for coach judgment.

Keywords: Sports Analytics, Explainable AI, XGBoost, Player Performance, FIFA World Cup, Decision Support System.

ABSTRAK

Penelitian ini mengembangkan kerangka explainable machine learning untuk mengestimasi performa pemain Piala Dunia FIFA serta mendukung pemeringkatan pemain dan rekomendasi Starting XI. Dataset terdiri atas 54.600 observasi pemain-pertandingan dan 75 atribut. Lima algoritma regresi, yaitu Linear Regression, Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosting, dan XGBoost, dievaluasi menggunakan MAE, RMSE, dan R^2. Untuk mengurangi risiko target leakage, variabel yang secara langsung merepresentasikan target serta variabel kumulatif turnamen dikeluarkan dari fitur prediktif. Pada konfigurasi eksperimen yang dapat direproduksi pada revisi ini, XGBoost memberikan kinerja terbaik dengan MAE 3,781972, RMSE 5,375216, dan R^2 0,970207, diikuti Random Forest. Feature Importance dan SHAP digunakan untuk menjelaskan model terpilih. Output berupa ranking pemain dan Starting XI berbasis batasan posisi dirancang sebagai sistem pendukung keputusan yang transparan dan bukan pengganti keputusan pelatih.

Kata Kunci: Analitik Olahraga, Explainable AI, XGBoost, Performa Pemain, Piala Dunia FIFA, Sistem Pendukung Keputusan.

PENDAHULUAN

Perkembangan analitik data telah mengubah proses evaluasi performa pemain sepak bola dari pendekatan yang dominan berbasis observasi menjadi pengambilan keputusan berbasis data. Pada kompetisi tingkat tinggi seperti Piala Dunia FIFA, berbagai indikator teknis, fisik, dan taktis dapat dikumpulkan untuk menggambarkan kontribusi pemain selama pertandingan. FIFA bahkan telah memanfaatkan sistem analisis performa dengan ribuan titik data pada setiap pertandingan untuk mendukung evaluasi teknis dan taktis (FIFA, 2022). Ketersediaan data tersebut membuka peluang penggunaan machine learning untuk menghasilkan prediksi performa pemain secara lebih objektif serta mendukung keputusan pelatih dalam pemilihan pemain.

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa machine learning dapat digunakan untuk memprediksi performa pemain dan mendukung proses seleksi dalam sepak bola. Dijkhuis et al. (2021) memanfaatkan machine learning untuk memprediksi performa fisik pemain sebagai pendukung keputusan pergantian pemain, sedangkan Ati et al. (2024) menunjukkan bahwa algoritma seperti Random Forest, Neural Network, dan pendekatan berbasis multi-kriteria memiliki potensi dalam pemilihan serta prediksi

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

performa pemain. Pendekatan berbasis kecerdasan buatan juga telah dikembangkan untuk menilai kesesuaian pemain berdasarkan posisi dan membentuk komposisi tim yang optimal (Nouraie et al., 2023). Selain itu, optimasi starting lineup dapat dilakukan dengan mempertimbangkan kekuatan individual pemain dan karakteristik pertandingan untuk meningkatkan peluang keberhasilan tim (Deb & Das, 2026).

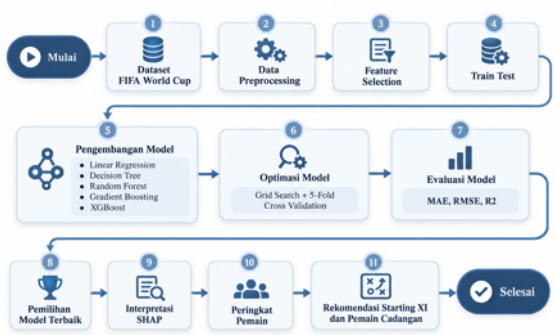
Meskipun memiliki kemampuan prediktif yang tinggi, sebagian algoritma machine learning memiliki keterbatasan dalam menjelaskan alasan di balik hasil prediksi. Permasalahan black-box tersebut menjadi penting dalam konteks pemilihan pemain karena pelatih tidak hanya memerlukan nilai prediksi performa, tetapi juga informasi mengenai faktor yang menyebabkan seorang pemain memperoleh estimasi performa tertentu. Pendekatan Explainable Artificial Intelligence (XAI), khususnya SHapley Additive exPlanations (SHAP), dapat digunakan untuk mengukur kontribusi setiap fitur terhadap hasil prediksi sehingga keputusan model menjadi lebih transparan dan dapat diinterpretasikan (Lundberg & Lee, 2017). Penerapan SHAP pada analitik sepak bola juga telah menunjukkan kemampuannya dalam mengidentifikasi indikator teknis dan taktis yang paling berpengaruh terhadap performa maupun hasil pertandingan (Chen et al., 2026; Moustakidis et al., 2023).

Penelitian terdahulu umumnya masih membahas prediksi performa pemain, pemilihan pemain, optimasi starting XI, dan interpretasi model sebagai permasalahan yang relatif terpisah (Iván-Baragaño et al., 2025). Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang mengintegrasikan kemampuan prediksi machine learning dengan mekanisme penjelasan model sehingga hasil prediksi tidak hanya memiliki kesalahan yang rendah, tetapi juga dapat menunjukkan variabel yang mendasari performa seorang pemain. Informasi tersebut selanjutnya dapat menjadi dasar yang lebih objektif dalam proses evaluasi pemain dan mendukung pemilihan pemain maupun penyusunan starting XI pada kompetisi Piala Dunia FIFA.

Penelitian ini menggunakan dataset FIFA World Cup Player Performance yang pada dokumen sumber terdiri atas 54.600 observasi dan 75 atribut. Target penelitian adalah performance_score. Lima algoritma regresi dibandingkan untuk menentukan model dengan kesalahan prediksi terendah dan kemampuan penjelasan variasi target tertinggi. Setelah model terbaik ditetapkan, Feature Importance dan SHAP digunakan untuk menjelaskan faktor yang paling berkontribusi terhadap estimasi performa.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis machine learning untuk membangun model prediksi performa pemain sepak bola dan menghasilkan rekomendasi pemain terbaik berdasarkan data FIFA World Cup. Tahapan penelitian disusun secara sistematis mulai dari pengumpulan dan pengolahan dataset, pembangunan serta optimasi model, hingga interpretasi hasil dan penyusunan rekomendasi Starting XI. Alur penelitian terdiri atas sebelas tahapan sebagaimana ditunjukkan pada gambar berikut.



Gambar 1. Metode Penelitian Berbasis Machine Learning

Tahap pertama adalah pengumpulan dataset FIFA World Cup yang memuat informasi dan karakteristik pemain yang digunakan sebagai dasar analisis. Data tersebut selanjutnya memasuki tahap data preprocessing untuk meningkatkan kualitas dan konsistensi data sebelum digunakan dalam proses pemodelan. Pada tahap ini dilakukan pemeriksaan kelengkapan data, penanganan nilai yang hilang, penyesuaian tipe dan format data, penghapusan data yang tidak relevan atau duplikat apabila ditemukan, serta transformasi variabel yang diperlukan. Proses preprocessing bertujuan menghasilkan dataset yang bersih dan siap digunakan dalam proses pembelajaran mesin.

Tahap berikutnya adalah feature selection, yaitu menentukan variabel yang paling relevan terhadap variabel target. Seleksi fitur dilakukan untuk mengurangi penggunaan atribut yang tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap proses prediksi, sekaligus menekan kompleksitas model dan meningkatkan efisiensi komputasi (Van Eetvelde et al., 2021). Dataset yang telah melalui proses seleksi fitur kemudian dibagi menjadi data training dan data testing. Data training digunakan untuk membangun dan mempelajari pola hubungan antara fitur pemain dengan variabel target, sedangkan data testing digunakan untuk

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data yang tidak digunakan selama proses pelatihan.

Pada tahap pengembangan model, penelitian membandingkan lima algoritma regresi, yaitu Linear Regression, Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosting, dan XGBoost. Penggunaan beberapa algoritma dimaksudkan untuk memperoleh model yang paling sesuai dengan karakteristik dataset sekaligus membandingkan kemampuan model linear dengan sejumlah pendekatan tree-based ensemble. Linear Regression digunakan sebagai model dasar, sedangkan Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosting, dan XGBoost digunakan untuk menangkap hubungan yang lebih kompleks dan nonlinier antarvariabel.

Setiap model selanjutnya melalui tahap optimasi model menggunakan Grid Search yang dikombinasikan dengan 5-Fold Cross Validation. Grid Search digunakan untuk menentukan kombinasi hyperparameter yang memberikan kinerja optimal untuk masing-masing algoritma. Sementara itu, 5-Fold Cross Validation digunakan untuk mengevaluasi kestabilan model dengan membagi data training menjadi lima bagian secara bergantian sebagai data pelatihan dan validasi. Strategi tersebut diharapkan dapat mengurangi ketergantungan hasil pada satu pembagian data serta membantu mencegah terjadinya overfitting.

Kinerja model yang telah dioptimasi kemudian dievaluasi menggunakan tiga metrik regresi, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan coefficient of determination (R^2). MAE digunakan untuk mengukur rata-rata nilai absolut kesalahan prediksi, sedangkan RMSE memberikan penalti yang lebih besar terhadap kesalahan prediksi yang tinggi. Sementara itu, nilai R^2 digunakan untuk mengukur seberapa besar variasi variabel target yang dapat dijelaskan oleh model. Model dengan nilai MAE dan RMSE yang lebih rendah serta nilai R^2 yang lebih tinggi dipertimbangkan memiliki kemampuan prediksi yang lebih baik.

Berdasarkan hasil evaluasi tersebut dilakukan pemilihan model terbaik. Model terpilih selanjutnya dianalisis menggunakan SHAP (*SHapley Additive exPlanations*) untuk memberikan interpretasi terhadap hasil prediksi. SHAP digunakan untuk mengidentifikasi kontribusi masing-masing fitur terhadap keluaran model, sehingga keputusan yang dihasilkan tidak hanya bergantung pada nilai prediksi, tetapi juga dapat dijelaskan berdasarkan karakteristik pemain yang memengaruhinya. Tahap interpretasi ini penting untuk meningkatkan transparansi dan explainability dari model machine learning yang dikembangkan.

Hasil prediksi dari model terbaik kemudian digunakan pada tahap pemeringkatan pemain. Setiap pemain diurutkan berdasarkan nilai atau skor prediksi yang dihasilkan model, sehingga dapat diketahui pemain dengan potensi performa terbaik. Pemeringkatan tersebut selanjutnya menjadi dasar dalam menyusun rekomendasi Starting XI dan pemain cadangan. Pemilihan pemain tidak hanya diarahkan pada pemain dengan skor tertinggi, tetapi digunakan sebagai pendekatan berbasis data untuk mendukung pembentukan komposisi tim yang sesuai dengan kebutuhan posisi pemain.

Tabel 1. Karakteristik Dataset dan Konfigurasi Data Penelitian

Komponen	**Nilai**
Observasi	54.600
Atribut awal	75
Target	performance_score
Data training	80%
Data testing	20%
Random state	42

Seleksi Fitur dan Pencegahan Target Leakage

Kolom identitas dan lokasi pertandingan seperti player_id, player_name, match_id, stadium, city, dan nama lawan tidak digunakan sebagai prediktor. Variabel kategorikal yang relevan seperti position, preferred_foot, match_result, tournament_stage diubah menjadi representasi numerik one-hot. Variabelplayer_rating, tournament_rating, offensive_contribution, defensive_contribution, possession_impact, pressure_resistance, creativity_score, consistency_score, clutch_performance_score, total_goals_tournament, total_assists_tournament, total_minutes_tournament, dan player_of_match_awards juga dikeluarkan dari model utama karena secara konseptual dapat menjadi proksi atau hasil agregasi yang terlalu dekat dengan target.

Pembagian Data dan Model

Data dibagi secara acak menjadi 80% data training dan 20% data testing menggunakan random_state=42. Lima model regresi dibandingkan: Linear Regression, Decision Tree Regressor, Random Forest Regressor, Gradient Boosting Regressor, dan XGBoost Regressor. Model dinilai menggunakan MAE, RMSE, dan R^2. Model terbaik ditentukan berdasarkan kombinasi kesalahan MAE dan RMSE yang rendah serta R^2 yang tinggi.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Explainable AI

Feature Importance digunakan untuk mengukur kontribusi relatif fitur terhadap model berbasis pohon, sedangkan SHAP digunakan untuk menjelaskan kontribusi fitur terhadap prediksi individual dan pola global. Nilai SHAP absolut rata-rata digunakan untuk menyusun peringkat kepentingan fitur.

HASIL DAN PEMBAHASAN

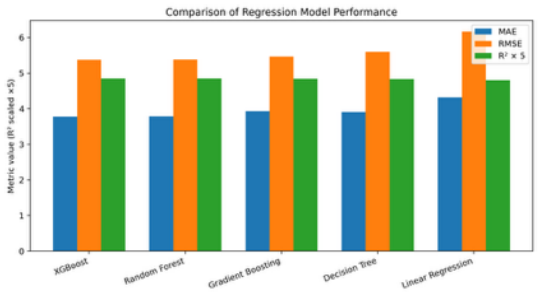
Perbandingan Kinerja Model

Hasil pengujian ulang terhadap dataset menunjukkan bahwa XGBoost memberikan kinerja terbaik. Gradient Boosting tetap kompetitif, tetapi tidak menjadi model terbaik berdasarkan ketiga metrik.

Tabel 2. Perbandingan Kinerja Model Machine Learning

Model	MAE ↓	RMSE ↓	R^2 ↑	Average Rank
XGBoost	3.781972	5.375216	0.970207	1.00
Random Forest	3.784922	5.379158	0.970164	2.00
Gradient Boosting	3.932638	5.469743	0.969150	3.33
Decision Tree	3.907647	5.602398	0.967636	3.67
Linear Regression	4.321429	6.168413	0.960766	5.00

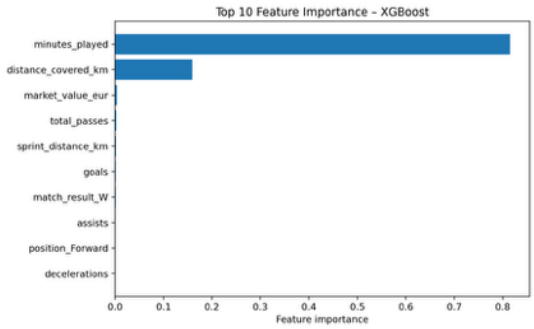
XGBoost memperoleh MAE 3,781972, RMSE 5,375216, dan R^2 0,970207. Random Forest sangat dekat dengan MAE 3,784922, RMSE 5,379158, dan R^2 0,970164. Gradient Boosting berada pada MAE 3,932638, RMSE 5,469743, dan R^2 0,969150.



Gambar 2. Perbandingan MAE, RMSE, dan R^2 antar Model (R^2 Diskalakan ×5 untuk Visualisasi)

Feature Importance

Feature Importance XGBoost menunjukkan bahwa minutes_played merupakan prediktor paling dominan, diikuti distance_covered_km dan market_value_eur. Dominasi minutes_played perlu ditafsirkan secara hati-hati karena durasi bermain merupakan indikator keterlibatan pemain dalam pertandingan. Temuan ini tidak berarti bahwa durasi bermain secara kausal meningkatkan performa.



Gambar 3. Sepuluh fitur teratas berdasarkan Feature Importance XGBoost

Tabel 3. Feature Importance Model XGBoost

Fitur	Importance
minutes_played	0.814944
distance_covered_km	0.159568
market_value_eur	0.004128
total_passes	0.002726
sprint_distance_km	0.001806
goals	0.001279
match_result_W	0.001201
assists	0.000694
position_Forward	0.000515
decelerations	0.000503

Interpretasi SHAP

Analisis SHAP pada sampel 1.000 observasi menunjukkan pola yang sejalan dengan Feature Importance. minutes_played memiliki nilai mean absolute SHAP paling besar, diikuti distance_covered_km, market_value_eur, dan total_passes. Konsistensi antara dua pendekatan interpretasi memperkuat identifikasi faktor utama yang digunakan model.

Tabel 4. Feature Importance Berdasarkan Nilai SHAP

Fitur	Mean |SHAP|
minutes_played	24.683700
distance_covered_km	3.691081
market_value_eur	1.315388
total_passes	1.046329
match_result_W	0.384469
goals	0.324301
recoveries	0.191335
successful_passes	0.190911
fouls_committed	0.185248
assists	0.168427

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Pemeringkatan Pemain

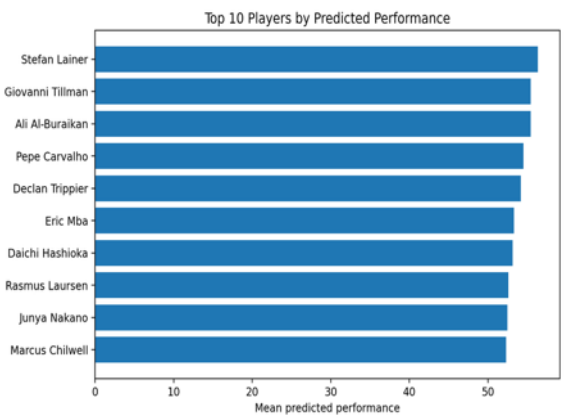
Untuk mendukung keputusan pada tingkat pemain, prediksi pada observasi pertandingan diagregasi berdasarkan player_id dengan menggunakan rata-rata predicted_performance. Pendekatan ini menghindari duplikasi pemain yang muncul pada beberapa pertandingan dan menghasilkan satu skor agregat untuk pemeringkatan.

Untuk membantu pengambilan keputusan pada tingkat pemain, nilai predicted_performance pada setiap observasi pertandingan digabungkan dengan nilai rata-rata dari player_id. Metode ini menghasilkan skor prediksi untuk setiap pemain, mencegah duplikasi pemain yang muncul di beberapa pertandingan. Hasil pemeringkatan pemain berdasarkan rata-rata predicted_performance disajikan dalam Tabel 5.

Tabel 5. Peringkat Pemain Berdasarkan Rata-Rata Predicted Performance

Rank	Player	Team	Position	Predicted	Matches
1	Stefan Lainer	Austria	Forward	56.35	33
2	Giovanni Tillman	United States	Midfielder	55.44	38
3	Ali Al-Buraikan	Saudi Arabia	Midfielder	55.42	52
4	Pepe Carvalho	Portugal	Defender	54.51	43
5	Declan Trippier	England	Defender	54.20	44
6	Eric Mba	Cameroon	Forward	53.33	44
7	Daichi Hashioka	Japan	Forward	53.15	36
8	Rasmus Laursen	Denmark	Midfielder	52.60	43
9	Junya Nakano	Japan	Midfielder	52.46	36
10	Marcus Chilwell	England	Midfielder	52.33	44
11	Oleksandr Shaparenko	Ukraine	Defender	52.24	38
12	Leon Sule	Germany	Defender	52.03	34
13	Ronwen Mkhize	South Africa	Midfielder	51.29	35
14	Houssem Brahimi	Algeria	Forward	51.08	41
15	Eldor Miralimov	Uzbekistan	Midfielder	51.01	44
16	Theo Mukiele	France	Midfielder	50.89	34
17	Hiroki Ogawa	Japan	Defender	50.68	36
18	André Yotun	Peru	Defender	50.65	48
19	Emil Ljungberg	Sweden	Forward	50.51	36
20	Jasurbek Alijanov	Uzbekistan	Defender	50.50	44

Menurut Tabel 5, Stefan Lainer menempati peringkat pertama dengan rata-rata kinerja yang diprediksi sebesar 56,35. Giovanni Tillman menempati peringkat kedua dengan rata-rata 55,44 dan Ali Al-Buraikan dengan 55,42. Rekomendasi untuk Starting XI, yang mempertimbangkan komposisi posisi pemain, didasarkan pada hasil pemeringkatan in



Gambar 4. Sepuluh Pemain dengan Rata-Rata Predicted Performance Tertinggi

Sepuluh pemain dengan nilai prediksi performa terbaik berdasarkan model XGBoost ditunjukkan pada Gambar 4. Stefan Lainer menerima nilai prediksi tertinggi, diikuti oleh Giovanni Tillman dan Ali Al-Buraikan. Nilai prediksi setiap pemain di antara sepuluh pemain terbaik relatif sama, menunjukkan kemampuan prediksi mereka yang kompetitif. Hasil pemeringkatan pemain dan saran untuk Starting XI didasarkan pada temuan ini.

Rekomendasi Starting XI

Pembentukan Starting XI dilakukan dengan menerapkan formasi 4-3-3 sebagai batasan komposisi pemain, sehingga proses rekomendasi tidak hanya mempertimbangkan nilai prediksi, tetapi juga kesesuaian posisi di dalam tim. Pemilihan pemain dilakukan berdasarkan nilai predicted_performance tertinggi pada masing-masing kelompok posisi, yaitu satu pemain pada posisi goalkeeper, empat pemain pada posisi defender, tiga pemain pada posisi midfielder, dan tiga pemain pada posisi forward. Dengan mekanisme ini, sistem secara otomatis menyaring dan mengurutkan pemain berdasarkan skor

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

prediksi performa, kemudian memilih kandidat terbaik sesuai kebutuhan jumlah pemain pada setiap lini.

Pendekatan tersebut membuat proses penyusunan rekomendasi menjadi lebih terstruktur dan realistis dibandingkan hanya mengambil pemain dengan skor prediksi tertinggi tanpa mempertimbangkan posisi. Selain itu, penerapan aturan formasi 4-3-3 memastikan bahwa keluaran rekomendasi selalu membentuk komposisi tim yang lengkap dan dapat digunakan, sehingga permasalahan seperti munculnya Empty DataFrame akibat tidak terpenuhinya kriteria pemilihan dapat dihindari. Dengan demikian, hasil akhir tidak hanya berupa pemeringkatan individual pemain, tetapi juga berupa susunan Starting XI yang memenuhi batasan posisi sekaligus merepresentasikan kombinasi pemain dengan nilai prediksi performa terbaik pada setiap kelompok posisi.

Tabel 6. Rekomendasi Starting

Position	Player	Team	Predicted
Goalkeeper	Kalidou Mendy	Senegal	37.13
Defender	Pepe Carvalho	Portugal	54.51
Defender	Declan Trippier	England	54.20
Defender	Oleksandr Shaparenko	Ukraine	52.24
Defender	Leon Sule	Germany	52.03
Midfielder	Giovanni Tillman	United States	55.44
Midfielder	Ali Al-Buraikan	Saudi Arabia	55.42
Midfielder	Rasmus Laursen	Denmark	52.60
Forward	Stefan Lainer	Austria	56.35
Forward	Eric Mba	Cameroon	53.33
Forward	Daichi Hashioka	Japan	53.15

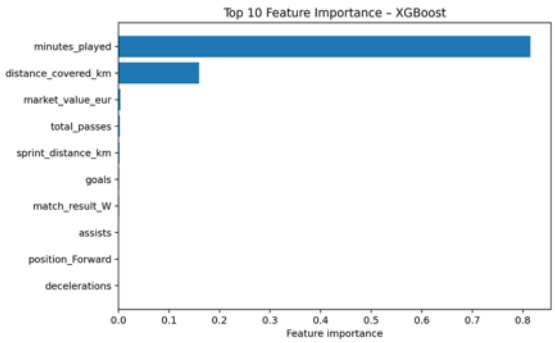
Starting XI yang dihasilkan dari dataset adalah: Kalidou Mendy sebagai goalkeeper; Pepe Carvalho, Declan Trippier, Oleksandr Shaparenko, dan Leon Sule sebagai defender; Giovanni Tillman, Ali Al-Buraikan, dan Rasmus Laursen sebagai midfielder; serta Stefan Lainer, Eric Mba, dan Daichi Hashioka sebagai forward. Daftar ini merupakan output model dan harus dipandang sebagai rekomendasi berbasis data, bukan keputusan seleksi final.

Dashboard Sistem Pendukung Keputusan

Pada hasil dashboard menunjukkan (1) Model Performance Comparison, (2) Feature Importance/SHAP, (3) Player Ranking, dan (4) Starting XI berbasis posisi. Berikut hasil rekomendasi secara berurutan.

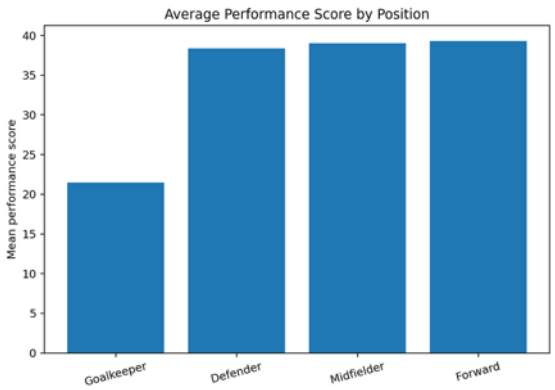
Tabel 7. Ringkasan Hasil Dashboard Model Prediksi dan Rekomendasi Pemain

Dashboard Element	Output	Interpretation
KPI Model	XGBoost	MAE 3.781972; RMSE 5.375216; R^2 0.970207
Best Model	XGBoost	Peringkat 1 pada MAE, RMSE, dan R^2
Top Feature	minutes_played	Importance tertinggi
Top Player	Stefan Lainer	Predicted performance 56.35
Formation	4-3-3	1 GK + 4 DEF + 3 MID + 3 FWD



Gambar 5. Panel dashboard: Feature Importance

Sepuluh fitur utama model XGBoost yang digunakan untuk memprediksi performa pemain ditunjukkan pada Gambar 5. Dengan nilai sekitar 0,81, fitur minutes_played memiliki tingkat kepentingan tertinggi, diikuti oleh distance_covered_km dengan nilai sekitar 0,16. Namun, tingkat kepentingan dari market_value_eur, total_passes, sprint_distance_km, gol, dan match_result_W jauh lebih rendah. Hasil ini menunjukkan bahwa model XGBoost memprediksi performa sebagian besar dengan memanfaatkan informasi tentang durasi keterlibatan pemain dan jarak yang ditempuh selama pertandingan.\



Gambar 6. Panel Dashboard: Rata-Rata Performance Score Berdasarkan Posisi.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Gambar 6 menunjukkan skor kinerja rata-rata berdasarkan posisi pemain. Hasil visualisasi menunjukkan bahwa pemain di posisi maju memiliki skor kinerja rata-rata tertinggi, diikuti oleh pemain di tengah lapangan dan pelindung. Pemain di posisi penjaga gawang memiliki skor rata-rata yang lebih rendah. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa karakteristik performa bervariasi tergantung pada posisi pemain. Dalam dataset, pemain maju cenderung memiliki skor rata-rata yang lebih tinggi, sementara pemain penjaga gawang memiliki pola skor yang berbeda dibandingkan dengan pemain di posisi lainnya. Hasil ini memberikan konteks tambahan untuk interpretasi hasil prediksi dan dapat dipertimbangkan selama proses pemeringkatan dan pembuatan rekomendasi Starting XI.

Pembahasan

XGBoost memperoleh performa terbaik, tetapi selisihnya terhadap Random Forest sangat kecil. Faktor minutes_played menjadi fitur paling dominan. Secara praktis, pemain dengan keterlibatan waktu bermain yang lebih tinggi memiliki lebih banyak kesempatan menghasilkan statistik pertandingan. Karena itu, feature importance dan SHAP memberikan interpretasi yang berguna untuk memahami pola prediksi, tetapi tidak boleh digunakan untuk menyimpulkan hubungan kausal.

Rekomendasi Starting XI memberikan contoh implementasi Decision Support System. Keunggulan pendekatan ini adalah aturan formasi diterapkan secara eksplisit sehingga output tidak hanya berupa ranking global. Namun, rekomendasi tetap perlu mempertimbangkan faktor yang tidak tercakup dataset, seperti kondisi kebugaran terkini, taktik lawan, cedera, dan keputusan pelatih.

Keterbatasan Penelitian

Penelitian memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, dataset merupakan data pemain-pertandingan dan evaluasi dilakukan dengan random split sehingga observasi dari pemain yang sama dapat muncul pada training dan testing. Kedua, target performance_score merupakan skor yang telah tersedia dalam dataset sehingga penelitian lebih tepat dipahami sebagai estimasi/rekonstruksi performa berbasis atribut pertandingan, bukan prediksi murni sebelum pertandingan. Ketiga, validasi eksternal dan pembandingan dengan deep learning belum dilakukan. Keempat, output Starting XI merupakan rekomendasi berbasis skor model dan bukan validasi keputusan pelatih di dunia nyata.

KESIMPULAN

Penelitian ini mengembangkan pendekatan explainable machine learning untuk mengestimasi performa pemain Piala Dunia FIFA dan mendukung pemeringkatan serta rekomendasi Starting XI. Berdasarkan pengujian ulang pada dataset 54.600 observasi dan 75 atribut, XGBoost memberikan kinerja terbaik dengan MAE 3,781972, RMSE 5,375216, dan R^2 0,970207. Random Forest menunjukkan performa yang sangat dekat, sedangkan Gradient Boosting berada pada peringkat berikutnya.

Feature Importance dan SHAP menunjukkan bahwa minutes_played merupakan faktor paling dominan dalam prediksi, diikuti distance_covered_km, market_value_eur, dan total_passes. Model menghasilkan pemeringkatan pemain dan Starting XI 4-3-3 yang memenuhi komposisi posisi. Secara keseluruhan, sistem dapat digunakan sebagai Decision Support System untuk membantu analisis pemain, tetapi hasilnya harus diposisikan sebagai rekomendasi berbasis data dan bukan pengganti keputusan profesional pelatih.

DAFTAR PUSTAKA

Ati, A., Bouchet, P., & Ben Jeddou, R. (2024). Using multi-criteria decision-making and machine learning for football player selection and performance prediction: a systematic review. *Data Science and Management*, *7*(2), 79–88. https://doi.org/10.1016/j.dsm.2023.11.001

Chen, S., Li, X., Ouyang, Y., Hong, W., Jiang, W., Li, F., Zhao, Y., Liu, Y., Zhao, Y., & Zhou, T. (2026). An explainable machine learning analysis of technical and tactical indicators associated with CSL match outcomes. *Frontiers in Psychology*, *17*. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2026.1854812

Deb, S., & Das, S. (2026). Optimal selection of the starting lineup for a football team. *IIMB Management Review*, *38*(1), 100642. https://doi.org/10.1016/j.iimb.2026.100642

Dijkhuis, T. B., Kempe, M., & Lemmink, K. A. P. M. (2021). Early Prediction of Physical Performance in Elite Soccer Matches—A Machine Learning Approach to Support Substitutions. *Entropy*, *23*(8), 952. https://doi.org/10.3390/e23080952

FIFA. (2022). *FIFA unveils Technical Study Group for FIFA World Cup Qatar 2022*.

Iván-Baragaño, I., Ardá, A., Losada, J. L., & Maneiro, R. (2025). Goal and shot prediction in ball possessions in FIFA Women's World Cup 2023: a machine learning approach. *Frontiers in Psychology*, *16*. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2025.1516417

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *NeurIPS Proceedings*.

Moustakidis, S., Plakias, S., Kokkotis, C., Tsatalas, T., & Tsaopoulos, D. (2023). Predicting Football Team Performance with Explainable AI: Leveraging SHAP to Identify Key Team-Level Performance Metrics. *Future Internet*, *15*(5), 174. https://doi.org/10.3390/fi15050174

Nouraie, M., Eslahchi, C., & Baca, A. (2023). Intelligent team formation and player selection: a data-driven approach for football coaches. *Applied Intelligence*, *53*(24), 30250–30265. https://doi.org/10.1007/s10489-023-05150-x

Van Eetvelde, H., Mendonça, L. D., Ley, C., Seil, R., & Tischer, T. (2021). Machine learning methods in sport injury prediction and prevention: a systematic review. *Journal of Experimental Orthopaedics*, *8*(1). https://doi.org/10.1186/s40634-021-00346-x

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.