Jiskom (Jurnal Sistem Komputer)

Volume 01, Nomor 01, November 2026
ISSN Online : xxxx-xxxx
DOI : -

Analisis Faktor-Faktor Penentu Rank Pemain Game dengan Metode Decision Tree dan Feature Importance

Radik Sindhu Wicaksono[1)*], Hendri Noviyanto[2)], Moh. Abdul Kholik[3)]
[1)*23)]Program Studi Sistem Komputer, Indonesia
rdxsindhu01@gmail.com[1)*]

Submit : 23 September 2026 | Diterima : 30 Oktober 2026 | Terbit : 4 November 2026

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan menganalisis faktor-faktor yang berkontribusi terhadap klasifikasi rank pemain game menggunakan metode Decision Tree. Objek penelitian adalah pemain League of Legends dengan kategori rank Bronze, Silver, Gold, dan Platinum. Data penelitian merupakan data sekunder yang diperoleh dari dataset League of Legends Data (9292022) yang diunduh melalui platform Kaggle. Data tersebut diolah lebih lanjut untuk membentuk data penelitian yang digunakan dalam proses klasifikasi. Tujuh fitur digunakan sebagai variabel prediktor, yaitu Gold Per Minute (GPM), Experience Per Minute (XPM), KDA Ratio, Vision Score Per Minute (VSPM), Objective Damage, Damage Per Minute (DPM), dan First Blood Kill. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma Classification and Regression Tree (CART), sedangkan kontribusi relatif setiap fitur dianalisis menggunakan Gini Feature Importance. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 82,45% dan nilai Weighted ROC-AUC sebesar 0,912. Berdasarkan analisis kepentingan fitur, GPM memiliki kontribusi tertinggi sebesar 38,42%, diikuti XPM sebesar 26,15%, VSPM sebesar 14,30%, dan Objective Damage sebesar 10,85%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa aspek perolehan sumber daya ekonomi, perkembangan karakter, pengendalian vision, dan kontribusi terhadap objektif memiliki kontribusi relatif penting dalam proses klasifikasi rank pemain. Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma CART dapat digunakan untuk mengklasifikasikan rank pemain sekaligus mengidentifikasi fitur performa yang berkontribusi terhadap hasil klasifikasi.

Kata Kunci : CART, Decision Tree, Feature Importance, Klasifikasi Rank, League of Legends.

ABSTRACT

This study aims to analyze the factors contributing to the classification of game player ranks using the Decision Tree method. The research focuses on League of Legends players categorized into four ranks: Bronze, Silver, Gold, and Platinum. The research data consisted of secondary data obtained from the League of Legends Data (9292022) dataset, downloaded from the Kaggle platform. The data were further processed to prepare the research dataset for the classification process. Seven features were used as predictor variables: Gold Per Minute (GPM), Experience Per Minute (XPM), KDA Ratio, Vision Score Per Minute (VSPM), Objective Damage, Damage Per Minute (DPM), and First Blood Kill. The classification process employed the Classification and Regression Tree (CART) algorithm, while the relative contribution of each feature was analyzed using Gini Feature Importance. The results show that the model achieved an accuracy of 82.45% and a Weighted ROC-AUC score of 0.912. Based on the feature importance analysis, GPM had the highest contribution at 38.42%, followed by XPM at 26.15%, VSPM at 14.30%, and Objective Damage at 10.85%. These findings indicate that resource acquisition, character progression, vision control, and objective contribution have relatively important roles in the rank classification process. This

Jiskom (Jurnal Sistem Komputer)
Volume 01, Nomor 01, November 2026
ISSN Online : xxxx-xxxx
DOI : -

study demonstrates that the CART algorithm can be used to classify player ranks while identifying the performance features that contribute to the classification results.

Keyword : CART, Decision Tree, Feature Importance, Rank Classification, League of Legends.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah mendorong pertumbuhan industri electronic sports (esports) sebagai salah satu bentuk kompetisi berbasis permainan digital. Salah satu genre permainan yang populer dalam ekosistem esports adalah Multiplayer Online Battle Arena (MOBA), yang menuntut kemampuan individu, strategi, kerja sama tim, dan pengambilan keputusan. League of Legends merupakan salah satu permainan MOBA yang memiliki sistem kompetitif dengan tingkatan rank untuk mengelompokkan pemain berdasarkan pencapaian kompetitifnya. Sistem rank tersebut menjadi salah satu indikator tingkat kompetisi pemain, sehingga analisis terhadap karakteristik performa permainan dapat memberikan gambaran mengenai pola yang berkaitan dengan tingkatan rank.

Data statistik dalam permainan League of Legends menyediakan berbagai informasi mengenai aktivitas dan kontribusi pemain selama pertandingan. Informasi tersebut dapat dimanfaatkan untuk menganalisis performa pemain melalui pendekatan data mining dan machine learning. Bahrololloomi et al. (2023) mengembangkan metrik performa pemain untuk memprediksi hasil pertandingan dengan mempertimbangkan peran pemain. Penelitian lain oleh Hojaji et al. (2025) memanfaatkan teknik deep learning untuk mengidentifikasi indikator kinerja dalam permainan, termasuk prediksi kemenangan, navigasi peta, dan pengendalian vision. Selain itu, Sapienza et al. (2018) menggunakan decision tree dan Gini importance untuk mengidentifikasi fitur yang relevan dalam analisis perilaku pemain League of Legends. Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa data statistik permainan dapat dimanfaatkan untuk mengidentifikasi pola performa dan mendukung analisis berbasis pembelajaran mesin.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi adalah Decision Tree, khususnya algoritma Classification and Regression Tree (CART). Metode ini membentuk struktur pohon keputusan melalui proses pemisahan data berdasarkan variabel yang menghasilkan penurunan tingkat ketidakmurnian (impurity) terbaik. CART memiliki keunggulan dalam menghasilkan aturan keputusan yang relatif mudah diinterpretasikan (Breiman et al., 1984). Selain digunakan untuk klasifikasi, metode berbasis pohon keputusan juga memungkinkan analisis kontribusi variabel melalui Feature Importance. Salah satu pendekatan yang dapat

digunakan adalah Gini Feature Importance atau Mean Decrease in Impurity (MDI), yaitu pengukuran kontribusi fitur berdasarkan total penurunan impurity yang dihasilkan selama pembentukan pohon. Meskipun demikian, nilai kepentingan fitur perlu diinterpretasikan sebagai kontribusi relatif dalam model, bukan sebagai hubungan sebab-akibat (Strobl et al., 2008, 2009).

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan menganalisis faktor-faktor yang berkontribusi terhadap klasifikasi rank pemain League of Legends menggunakan algoritma CART dan Gini Feature Importance. Data penelitian diperoleh dari dataset League of Legends Data (9292022) yang diunduh melalui platform Kaggle. Klasifikasi dilakukan terhadap empat kategori rank, yaitu Bronze, Silver, Gold, dan Platinum, dengan menggunakan tujuh fitur performa pemain, yaitu Gold Per Minute (GPM), Experience Per Minute (XPM), KDA Ratio, Vision Score Per Minute (VSPM), Objective Damage, Damage Per Minute (DPM), dan First Blood Kill. Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model klasifikasi yang mampu mengidentifikasi kategori rank sekaligus memberikan informasi mengenai fitur performa yang memiliki kontribusi relatif terbesar dalam proses klasifikasi.

2. TINJAUAN PUSTAKA

League of Legends merupakan permainan bergenre Multiplayer Online Battle Arena (MOBA) yang menghasilkan berbagai data statistik untuk menggambarkan performa pemain selama pertandingan. Statistik tersebut mencakup perolehan sumber daya, perkembangan karakter, kontribusi pertempuran, pengendalian vision, dan pencapaian objektif. Bahrololloomi et al. (2023) menunjukkan bahwa metrik performa pemain dapat dimanfaatkan untuk menganalisis dan memprediksi hasil pertandingan dengan mempertimbangkan peran pemain. Sapienza et al. (2018) membahas pemanfaatan teknik analisis data dan decision tree untuk mengidentifikasi pola perilaku pemain dalam permainan daring. Hojaji et al. (2025) juga menunjukkan penerapan teknik deep learning untuk mengidentifikasi indikator kinerja dalam League of Legends. Dalam proses klasifikasi, algoritma Classification and Regression Tree (CART) membentuk pohon keputusan melalui pemisahan data berdasarkan tingkat ketidakmurnian (impurity), salah satunya menggunakan indeks Gini (Breiman et al., 1984). Analisis kontribusi variabel dapat dilakukan melalui Gini Feature Importance atau Mean Decrease in Impurity (MDI), yaitu pengukuran berdasarkan penurunan impurity yang dihasilkan oleh setiap fitur dalam pembentukan pohon. Strobl et al. (2008, 2009) membahas pengukuran kepentingan variabel serta karakteristik metode berbasis pohon keputusan. Berdasarkan landasan tersebut, penelitian ini menerapkan CART untuk mengklasifikasikan rank pemain ke dalam kategori Bronze, Silver, Gold, dan Platinum serta menggunakan Gini Feature Importance untuk

mengidentifikasi kontribusi relatif tujuh fitur performa pemain.

3. METODE

Jenis dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode klasifikasi berbasis machine learning. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari dataset League of Legends Data (9292022) melalui platform Kaggle. Dataset diunduh dan diolah sesuai kebutuhan penelitian tanpa melakukan pengambilan data secara langsung melalui Riot Games API. Data yang digunakan dalam proses pemodelan berjumlah 10.000 pertandinghan setelah melalui proses seleksi dan pengolahan. Observasi tersebut dikelompokkan ke dalam empat kelas rank, yaitu Bronze, Silver, Gold, dan Platinum, dengan masing-masing kelas terdiri atas 2.500 observasi.

Variabel Penelitian

Penelitian ini menggunakan satu variabel target dan tujuh variabel prediktor. Variabel target (Y) merupakan kategori rank pemain, sedangkan variabel prediktor (X) merupakan statistik performa yang digunakan untuk membangun model klasifikasi.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Jenis Variabel	Nama Variabel	Keterangan
Target (Y)	Rank	Bronze, Silver, Gold, Platinum
Prediktor (X1)	GPM	Gold Per Minute
Prediktor (X2)	XPM	Experience Per Minute
Prediktor (X3)	KDA Ratio	Rasio kill, death, dan assist
Prediktor (X4)	VSPM	Vision Score Per Minute
Prediktor (X5)	Objective Damage	Damage terhadap objektif permainan
Prediktor (X6)	DPM	Damage Per Minute
Prediktor (X7)	First Blood Kill	Indikator perolehan eliminasi pertama

Keempat kategori rank dikodekan menjadi kelas numerik, yaitu Bronze (0), Silver (1), Gold (2), dan Platinum (3). Penggunaan kode numerik bertujuan mempermudah proses pengolahan dan pemodelan data.

Tahapan Penelitian

Penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data, seleksi dan persiapan data, pembentukan model CART, evaluasi model, serta analisis kepentingan fitur. Tahapan tersebut dilakukan secara berurutan untuk memperoleh model klasifikasi dan mengetahui kontribusi relatif setiap variabel prediktor. Dataset diunduh dari Kaggle, kemudian dilakukan pemeriksaan struktur data, tipe variabel, kelengkapan nilai, dan kesesuaian atribut dengan kebutuhan penelitian. Selanjutnya dilakukan seleksi terhadap tujuh fitur prediktor dan satu variabel target. Tahap persiapan juga mencakup penanganan data kosong, pemeriksaan data duplikat, serta penyesuaian tipe data apabila diperlukan. Pembagian data latih dan data uji dilakukan sebelum proses pemodelan untuk mengukur kemampuan generalisasi model

terhadap data yang belum pernah digunakan dalam pelatihan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Penelitian ini menggunakan algoritma Classification and Regression Tree (CART) untuk mengklasifikasikan rank pemain League of Legends ke dalam empat kategori, yaitu Bronze, Silver, Gold, dan Platinum. Proses klasifikasi menggunakan tujuh variabel prediktor yang menggambarkan performa pemain selama pertandingan. Variabel tersebut meliputi GPM, XPM, KDA Ratio, VSPM, Objective Damage, DPM, dan First Blood Kill.

Model CART membentuk struktur pohon keputusan melalui proses pemisahan data berdasarkan nilai Gini Impurity. Pada setiap node, algoritma memilih fitur dan batas pemisahan yang menghasilkan penurunan impurity terbaik. Proses tersebut berlangsung secara bertahap hingga terbentuk struktur pohon yang digunakan untuk memprediksi kategori rank.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model CART

No	Matrik Evaluasi	Hasil
1	Accuracy	82.45
2	Weighted ROC-UAC	0.912

Berdasarkan Tabel 2, model CART memperoleh nilai akurasi sebesar 82,45%. Artinya, model menghasilkan prediksi yang sesuai dengan label aktual pada 82,45% data pengujian. Sementara itu, nilai Weighted ROC-AUC sebesar 0,912 menunjukkan kemampuan model yang baik dalam membedakan kategori rank berdasarkan skor prediksi yang dihasilkan.

Pembahasan

Hasil klasifikasi menggunakan algoritma CART menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 82,45% dan nilai Weighted ROC-AUC sebesar 0,912. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan kategori rank berdasarkan variabel performa yang digunakan. Akurasi menggambarkan tingkat kesesuaian antara hasil prediksi dan label aktual, sedangkan ROC-AUC menggambarkan kemampuan model dalam membedakan kelas berdasarkan skor prediksi.

Penggunaan CART dalam penelitian ini memberikan keunggulan berupa struktur pohon keputusan yang relatif mudah diinterpretasikan. Setiap percabangan menunjukkan proses pemisahan data berdasarkan nilai fitur tertentu. Dengan demikian, model tidak hanya menghasilkan prediksi kategori rank, tetapi juga dapat digunakan untuk mengidentifikasi variabel yang berkontribusi dalam proses klasifikasi.

Berdasarkan hasil feature importance, GPM menjadi variabel dengan kontribusi relatif tertinggi, yaitu sebesar 38,42%. Gold merupakan sumber daya penting dalam League of Legends karena digunakan untuk memperoleh item yang dapat meningkatkan kemampuan karakter. Nilai

GPM menggambarkan kecepatan pemain dalam memperoleh sumber daya ekonomi selama pertandingan. Tingginya nilai kepentingan fitur ini menunjukkan bahwa GPM memberikan kontribusi besar terhadap proses pemisahan kelas dalam model CART.

Variabel XPM menempati posisi kedua dengan kontribusi sebesar 26,15%. XPM menggambarkan jumlah pengalaman yang diperoleh pemain setiap menit. Pengalaman berperan dalam meningkatkan level karakter dan membuka kemampuan yang mendukung performa selama pertandingan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa perkembangan karakter juga menjadi salah satu indikator penting yang digunakan model dalam membedakan kategori rank.

Selanjutnya, VSPM memiliki kontribusi sebesar 14,30%. Variabel ini berkaitan dengan pengendalian vision atau kemampuan pemain memperoleh informasi mengenai kondisi area permainan. Pengendalian vision membantu pemain mengamati pergerakan lawan, mengantisipasi serangan, dan mendukung pengambilan keputusan strategis. Kontribusi VSPM menunjukkan bahwa aspek penguasaan informasi dalam permainan turut diperhitungkan oleh model dalam proses klasifikasi.

Sementara itu, Objective Damage memiliki kontribusi sebesar 10,85%. Variabel ini menggambarkan besarnya damage yang diberikan pemain terhadap objektif permainan. Kontribusi tersebut menunjukkan bahwa aktivitas pemain dalam memberikan damage terhadap objektif menjadi salah satu indikator yang digunakan dalam pembentukan pohon keputusan.

Secara keseluruhan, hasil analisis menunjukkan bahwa GPM dan XPM memiliki kontribusi relatif lebih tinggi dibandingkan fitur lainnya yang nilai kepentingannya telah tersedia. Hal ini mengindikasikan bahwa aspek perolehan sumber daya ekonomi dan perkembangan karakter memiliki peranan penting dalam proses klasifikasi rank berdasarkan model yang dibangun. Meskipun demikian, feature importance tidak dapat diartikan sebagai hubungan sebab-akibat atau bukti bahwa peningkatan suatu fitur secara langsung akan meningkatkan rank pemain.

Dengan demikian, algoritma CART dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi rank pemain League of Legends sekaligus memberikan gambaran mengenai kontribusi relatif fitur performa. Hasil penelitian ini memperlihatkan bahwa analisis berbasis pohon keputusan dapat membantu mengidentifikasi pola statistik yang digunakan model dalam membedakan kategori rank pemain.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, penerapan algoritma Classification and Regression Tree (CART) dapat digunakan untuk mengklasifikasikan rank pemain League of Legends ke dalam empat kategori, yaitu Bronze, Silver, Gold, dan Platinum. Model yang dibangun

memperoleh nilai akurasi sebesar 82,45% dan Weighted ROC-AUC sebesar 0,912. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan rank pemain berdasarkan fitur performa yang digunakan.

Berdasarkan analisis Gini Feature Importance, fitur GPM memiliki kontribusi relatif tertinggi sebesar 38,42%, diikuti XPM sebesar 26,15%, VSPM sebesar 14,30%, dan Objective Damage sebesar 10,85%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa aspek perolehan sumber daya ekonomi, perkembangan karakter, pengendalian vision, dan kontribusi terhadap objektif merupakan fitur yang memiliki kontribusi relatif penting dalam proses klasifikasi. Dengan demikian, metode CART tidak hanya dapat digunakan untuk memprediksi kategori rank, tetapi juga membantu mengidentifikasi fitur performa yang berkontribusi terhadap pembentukan model.

Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam pemanfaatan metode machine learning untuk menganalisis statistik performa pemain dalam permainan League of Legends. Namun, nilai kepentingan fitur perlu dipahami sebagai kontribusi relatif dalam model, bukan sebagai hubungan sebab-akibat terhadap pencapaian rank pemain.

6. REFERENSI

Bahrololloomi, F., Klonowski, F., Sauer, S., Horst, R., & Dörner, R. (2023). E-sports player performance metrics for predicting the outcome of League of Legends matches considering player roles. SN Computer Science, 4, Article 238. https://doi.org/10.1007/s42979-022-01660-6

Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). Classification and regression trees. Wadsworth International Group.

Chowdhury, S., Ahsan, M., & Barraclough, P. (2025). Applications of linear and ensemble-based machine learning for predicting winning teams in League of Legends. Applied Sciences, 15(10), Article 5241. https://doi.org/10.3390/app15105241

Hojaji, F., McIlroy, R. E., Dupuy, A., Pedroni, G., Toth, A. J., & Campbell, M. J. (2025). Deep learning techniques for identifying KPIs in League of Legends: Win prediction, map navigation, and vision control. Computers in Human Behavior Reports, 19, Article 100718. https://doi.org/10.1016/j.chbr.2025.100718

Jadowski, R., & Cunningham, S. (2022). Statistical models for predicting results in professional League of Legends. In ArtsIT, Interactivity and Game Creation. Creative Heritage. New Perspectives from Media Arts and Artificial Intelligence. 10th EAI International Conference, ArtsIT 2021. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-95531-1_10

Maymin, P. Z. (2021). Smart kills and worthless deaths: eSports analytics for League of Legends. Journal of Quantitative Analysis in Sports, 17(1), 11–27. https://doi.org/10.1515/jqas-2019-0096

Prestonrobertson7. (n.d.). League of Legends Data (9292022) [Data set]. Kaggle. https://www.kaggle.com/datasets/prestonrobertson7/league-of-legends-data-9292022

Strobl, C., Boulesteix, A.-L., Kneib, T., Augustin, T., & Zeileis, A. (2008). Conditional variable importance for random forests. BMC Bioinformatics, 9, Article 307. https://doi.org/10.1186/1471-2105-9-307

Strobl, C., Malley, J., & Tutz, G. (2009). An introduction to recursive partitioning: Rationale, application, and characteristics of classification and regression trees, bagging, and random forests. Psychological Methods, 14(4), 323–348. https://doi.org/10.1037/a0016973

Sapienza, A., Bessi, A., & Ferrara, E. (2018). Non-negative tensor factorization for human behavioral pattern mining in online games. Information, 9(3), Article 66. https://doi.org/10.3390/info9030066