



## Analisis Peran Atlet Dota 2 Dengan Algoritma Random Forest

Dicky Huang<sup>1\*</sup>, Ito Wasito<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Informatika, Universitas Pradita, Indonesia.

<sup>2</sup>Program Studi Teknik Informatika, Universitas Pradita, Indonesia.

---

### Artikel Info

#### Kata Kunci:

Dota 2;  
Pemain;  
Peran  
Prediksi;  
Random Forest.

#### Keywords:

Dota 2;  
Player;  
Role;  
Prediction;  
Random Forest

---

#### Riwayat Artikel:

Submitted: 29 Mei 2023

Accepted: 5 November 2023

Published: 3 Januari 2024

**Abstrak:** Dota 2 merupakan permainan action real time yang tergolong dalam game dengan genre strategi. Dalam Dota 2, para pemain dibagi menjadi 2 tim, yaitu, radiant dan dire untuk melawan satu sama lain. Setiap tim terdiri dari lima pemain, dengan peran masing-masing yang telah dipilih sebelumnya, salah satu cara dalam mengidentifikasi pemain berdasarkan keahliannya adalah dengan melakukan prediksi peran berdasarkan hasil statistik permainan sebelumnya. Untuk memprediksi kesesuaian pemain terhadap perannya, kami menggunakan Random Forest sebagai classifier dalam algoritma. Penelitian ini bertujuan menyortir pemain terhadap peran yang sesuai dengan permainannya. Metode random forest digunakan sebagai model prediksi yang meraih hasil akurasi sebesar 86,89%. Adapun penggunaan Confusion Matrix yang berfungsi untuk mengevaluasi teknik kategorisasi. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan teknik Random Forest dapat menentukan peran yang sesuai bagi setiap pemain. Hasil tersebut dapat digunakan oleh perusahaan dan pelatih untuk melakukan prediksi terhadap peran yang sesuai dengan kualitas pemain tersebut.

**Abstract:** Dota 2 is a real time action game that belongs to the strategy genre game. In Dota 2, the players are divided into 2 teams, i.e., radiant and dire to fight each other. Each team consists of five players, with their respective roles pre-selected. One way to identify players based on their skills is to predict roles based on past game statistics. To predict the suitability of players for their roles, we use Random Forest as a classifier in the algorithm. This study aims to sort the players according to the role of the game. The random forest method is used as a prediction model which achieves an accuracy of 86.89%. As for the use of Confusion Matrix which serves to evaluate categorization techniques. The results of this study indicate that the use of the Random Forest technique can determine the appropriate role for each player. These results can be used by companies and coaches to make predictions about roles that are in accordance with the quality of these players.

---

#### Corresponding Author:

Dicky Huang

Email: [dicky.huang@student.pradita.ac.id](mailto:dicky.huang@student.pradita.ac.id)

---

## PENDAHULUAN

Popularitas permainan video game terorganisir yang kompetitif (e-sport) telah berkembang pesat selama sepuluh tahun terakhir ke titik di mana e-sport sekarang menyaingi banyak olahraga tradisional (Maas, 2022). Faktanya, diperkirakan lebih dari satu miliar orang melihat konten e-sports salah satunya adalah Dota 2. Game Dota 2 telah menjadi salah satu game paling populer di seluruh dunia, dengan jutaan pemain yang memainkannya setiap hari. Hal ini tercatat dalam *Steam Charts*, yang menunjukkan bahwa jumlah pemain Dota 2 menyentuh angka 1 juta *user* pada akhir November 2022 (Priyambodo, 2022). Status game dota 2 ini memiliki pemain yang sangat banyak dan terdiri dari nomor 3 game terpopuler di steam yang merupakan layanan yang digunakan untuk mengakses game tersebut (Visahat, 2022).

Alur permainan game dota secara garis besar membutuhkan pengaturan strategi yang cermat dan taktik yang tepat untuk memenangkan pertandingan. Salah satu faktor penting dalam strategi permainan Dota 2 adalah pemilihan karakter dan peran yang tepat untuk setiap pemain di tim. Setiap peran memiliki tugas dan tanggung jawab yang berbeda dalam memenangkan pertandingan. Ada banyak sekali karakter yang dapat dimainkan di Dota 2. Sejumlah 119 hero, yang secara kasar dapat dibagi sebagai berikut: 39 hero untuk kekuatan, 37 hero untuk kelincahan, dan 43 hero untuk kecerdasan (Habiburrahman, 2019). Setiap regu harus memilih karakter perannya dengan hati-hati agar kelima pemainnya dapat bekerja sama untuk memenangkan pertandingan. Pemilihan karakter yang baik menjadi suatu keputusan yang penting dalam melakukan kombinasi *counter* dalam mengalahkan lawannya. Sebab pemilihan peran yang tepat dalam game Dota 2 untuk memaksimalkan kinerja tim (Shah, 2021).

Dalam penentuan pada peran setiap pemain, sering dilakukan tes dan pengukuran data. Pengukuran pemain sering dilihat dari *xpm*, *gpm*, *kill*, *death*, *assists*, *kda*, *last hit*, *denies*, dan *lvl*. *Xpm* digunakan sebagai alat menghitung *experience* yang dicapai oleh pemain. *Experience* merupakan sistem level yang dihitung pada pemain dalam membunuh hero dan monster. *Gpm* merupakan yang harus melakukan *farming* dan *kill-assist*. *Farming* merupakan proses pemain mencari *gold*, *gold* merupakan mata uang yang digunakan membeli barang dalam game tersebut. *Kill* adalah pemain yang mengeliminasi lawan pemain. *Assists* adalah sebuah pemain menolong rekan pemain dalam mengeliminasi lawan pemain. *Kda* merupakan kesimpulan dari *kill*, *death*, dan *assists*. *Last hit* adalah pukulan terakhir yang diberi oleh pemain kepada monster untuk dieliminasi. *Denies* merupakan mengeliminasi monster yang berada dipihak sama. Tim dalam menjalankan proses menentukan memakan waktu dan prediksi pada pemasangan peran pada pemain kurang akurat. Banyak tim tidak melakukan pengujian maupun tes

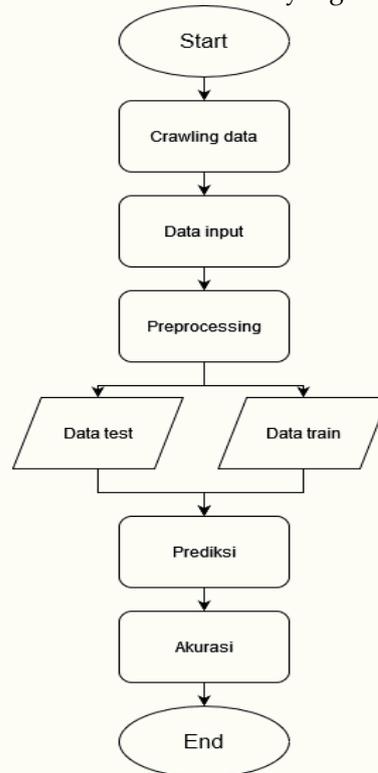
Dalam penelitian ini, penulis menggunakan algoritma *random forest* untuk menganalisis peran atlet Dota. Algoritma *random forest* adalah algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk mengklasifikasikan data. Ini bekerja dengan membuat sejumlah besar pohon keputusan dan menggabungkan hasil mereka untuk membuat prediksi yang lebih akurat. *Random forest* adalah algoritme pembelajaran mesin (*machine learning*) dan merujuk ke CART yang masing-masing dilatih menggunakan kumpulan data *bootstrap* unik dan pemilihan acak fitur prediktor pemisahan (Xia et al., 2019). *Random forest* adalah pilihan unggul untuk model linier atau logistik dan kereta soliter untuk data dan tujuan saat ini karena berbagai alasan. Salah satunya adalah *random forest* dapat menggabungkan efek non-linier, dan lebih unggul daripada metode alternatif dalam memodelkan interaksi kompleks ketika interaksi tidak, atau tidak dapat, ditentukan sebelumnya.

Penelitian yang dilakukan melalui prediksi *deep learning* menggunakan model *team fight* (Student et al., 2021). Kemudian (Ringer et al., 2022) yang meneliti tentang prediksi kematian dalam game di Dota 2. Berdasarkan penelitian sebelumnya diketahui bahwa peneliti terdahulu telah mencoba menggunakan algoritma pembelajaran mesin untuk memprediksi peran pemain dalam Dota. Namun, sebagian besar penelitian hanya memperhatikan satu atau dua faktor, seperti jenis hero yang dimainkan atau statistik kinerja pemain. Penelitian ini mencoba untuk memperhitungkan lebih banyak faktor, seperti kemampuan dan keterampilan pemain, untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model prediksi peran atlet Dota menggunakan

algoritma *random forest*. Dalam penelitian ini, penulis akan menggunakan data yang dikumpulkan dari pemain Dota untuk melatih model dan menguji kinerjanya. Penelitian ini menghasilkan prediksi terhadap peran pemain, sedangkan penelitian lain lebih mencari prediksi hasil match. Diharapkan hasil penelitian ini dapat membantu pemain Dota dalam memilih peran yang tepat untuk memenangkan pertandingan dan meningkatkan kinerja tim.

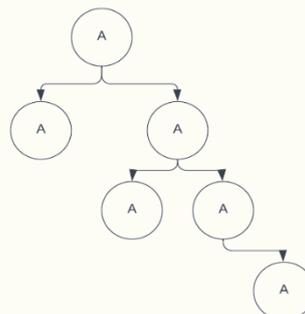
## METODE

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *random forest*. *Random Forest* adalah algoritma *machine learning* yang biasa digunakan untuk pengklasikasian dataset. Data yang diperoleh dari situs *web open-source*, yaitu *datdota*, yang akan diterapkan di metode tersebut. *Datdota* merupakan salah satu website yang mengumpulkan data status permainan sebelumnya, yang dilakukan oleh pemain. Data yang dikumpulkan melalui website *datdota* yang terdiri dari 1000 data yang digunakan.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Kumpulan data dilakukan *cleaning data* dengan eliminasi atribut data yang tidak dibutuhkan. Bentuk data yang akan digunakan berbentuk *numerical*. Dalam menentukan rasio *split* dengan 50:50, dimana 50% data digunakan untuk melatih model dan 50% data digunakan untuk menguji model. Bentuk data tersebut diukur melalui *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* merupakan sebuah tool yang akan digunakan untuk mengklasifikasikan data dengan hasil prediksi yang didapatkan.



Gambar 2. Bentuk Metode Random Forest

Data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model (Syukron & Subekti, 2018). Pada penelitian ini, algoritma *random forest* digunakan untuk mengklasifikasikan peran atlet Dota berdasarkan beberapa variabel independen, seperti kemampuan dan keterampilan pemain, karakter hero yang dimainkan, dan statistik kinerja pemain. Statistik kinerja merupakan hasil permainan pemain, dilihat dari performa xpm dan gpm. Penerapan metode ini bertujuan menghasilkan prediksi akurat terhadap peran pemain melalui perbandingan pada banyaknya pohon yang dihasilkan.

Tabel 1. Sampel Raw Data

No	Match	Hero	Player	Result	Kills	Deaths	Assists	KDA	GPM	XPM	Last Hits
0	6761951579	Zeus	Topson	Loss	7	4	8	3.75	626	705	437
					5	25	Boots of travel				

Tabel 2. Sampel Dataset

N0	Kills	Deaths	Assists	KDA	GPM	XPM	Last Hits	Denies	LVL
0	7	4	8	3.75	626	705	437	5	25
1	5	4	6	2.75	600	579	338	9	20
2	8	1	8	16	881	736	598	14	27
3	6	5	9	3	487	570	266	11	22
4	14	5	9	4.6	731	805	537	24	28

Selanjutnya, model yang sudah dibangun diuji dengan menggunakan data uji. Hasil pengujian diukur menggunakan beberapa metrik evaluasi, seperti akurasi, presisi, dan recall (Ren et al., 2017). Data hasil evaluasi kemudian dianalisis dan dibandingkan dengan model lain yang digunakan dalam penelitian sebelumnya. Penelitian ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dan beberapa pustaka yang umum digunakan dalam analisis data, seperti Pandas, Scikit-learn, dan Matplotlib. Analisis data dilakukan dengan menggunakan lingkungan pengembangan Google Collaboratory.

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari pengolahan data menunjukkan bahwa algoritma *random forest* dapat mengklasifikasikan peran pemain dengan akurasi yang tinggi (Nayak, 2016). Dari pengujian yang dilakukan, diperoleh 86% yang menunjukkan bahwa metode ini dapat menunjukkan peran pemain dalam sebuah tim. Dari data yang didapatkan menunjukkan bahwa tidak semua atribut disajikan diperlukan. Berikut contoh data sebagian data atribut dieliminasi pada gambar 3 berikut.

```
[ ] df = pd.read_csv('dataset.csv')
df.head(1)

Match Hero Player Result Kills Deaths Assists KDA GPM XPM Last Hits Denies LVL End Game Items
0 6761951579 Zeus Topson Loss 7 4 8 3.75 626 705 437 5 25 Boots of Travel Wind Waker Blink Dagger Octari...

df = df[['Kills', 'Deaths', 'Assists', 'KDA', 'GPM', 'XPM', 'Last Hits', 'Denies', 'LVL']]
df

Kills Deaths Assists KDA GPM XPM Last Hits Denies LVL
0 7 4 8 3.75 626 705 437 5 25
1 5 4 6 2.75 600 579 338 9 20
2 8 1 8 16 881 736 598 14 27
3 6 5 9 3 487 570 266 11 22
4 14 5 9 4.6 731 805 537 24 28
... ..
421 11 6 7 3 554 510 171 10 20
422 4 5 16 4 462 547 190 13 21
423 5 0 2 - 516 574 56 16 11
424 14 7 6 2.86 485 505 162 18 22
425 7 8 7 1.75 472 440 227 12 20
426 rows x 9 columns
```

Gambar 3. Data Cleaning

Berdasarkan gambar 3, *dataset* yang digunakan melalui proses data *cleaning*. Dalam proses ini kategori *match*, *hero*, *result*, *end game* items di drop dikarenakan data tersebut tidak berdampak terhadap klasifikasi pengambilan peran pemain. Adapun setelah pengolahan data pada mengkategorikan set data terhadap setiap peran menghasilkan presisi yang membuktikan kesesuaian pemain ke peran yang sama dengan gaya pemain tersebut. Adapun pengelompokan data dalam 5 kluster disajikan pada gambar 4. sebagai berikut.

```
[ ] model = KMeans(n_clusters=5,init="k-means++")
model.fit(df)

KMeans
KMeans(n_clusters=5)

[ ] df['label'] = model.labels_
label = df['label'].value_counts()
label
```

4	107
2	89
3	88
0	79
1	49

Name: label, dtype: int64

Gambar 4. Pengelompokan Data dalam 5 Kluster

Gambar 4 menggabungkan data yang akan dilatih menggunakan data dari *df* dan centroid untuk masing-masing kluster akan ditentukan. Model ini untuk memprediksi kluster mana yang sesuai untuk data baru atau menganalisis cluster yang ada dalam data. Hasil melabel setiap cluster yang akan berisi daftar jumlah nilai setiap kolom tabel. Adapun *random forest classifier* disajikan pada gambar 5. sebagai berikut.

```
[ ] X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.5, random_state=8)

clf = RandomForestClassifier(max_depth= 10, random_state=0, criterion='entropy')
clf.fit(X_train, y_train)

RandomForestClassifier
RandomForestClassifier(criterion='entropy', max_depth=10, random_state=0)
```

Gambar 5. Mengimplementasi *Random Forest Classifier*

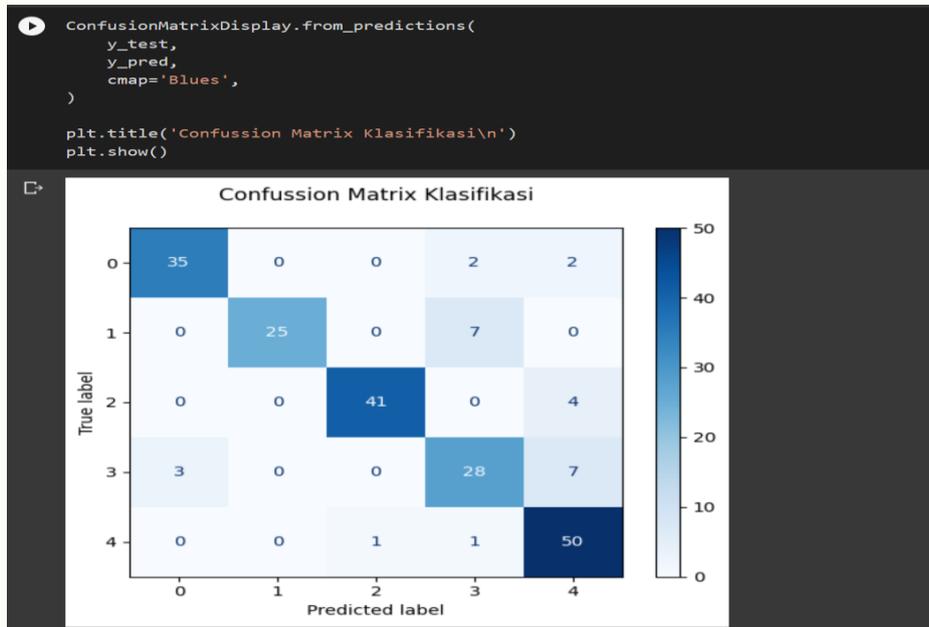
Pada gambar 5. menggunakan bagunan model klasifikasi berdasarkan algoritma *random forest* yang terdiri dari beberapa yaitu *depth* yang bertujuan mengatur maksimum kedalaman setiap pohon, *random state* digunakan menetapkan seed (bilangan acak awal) dalam generator bilangan acak, dan *entropy* berfungsi menentukan metrik yang digunakan dalam mengukur kualitas pemisahan node dalam pohon. Adapun hasil akurasi pada gambar 6. sebagai berikut.

```
y_pred = clf.predict(X_test)
print("Accuracy:", accuracy_score(y_test, y_pred))

Accuracy: 0.8689320388349514
```

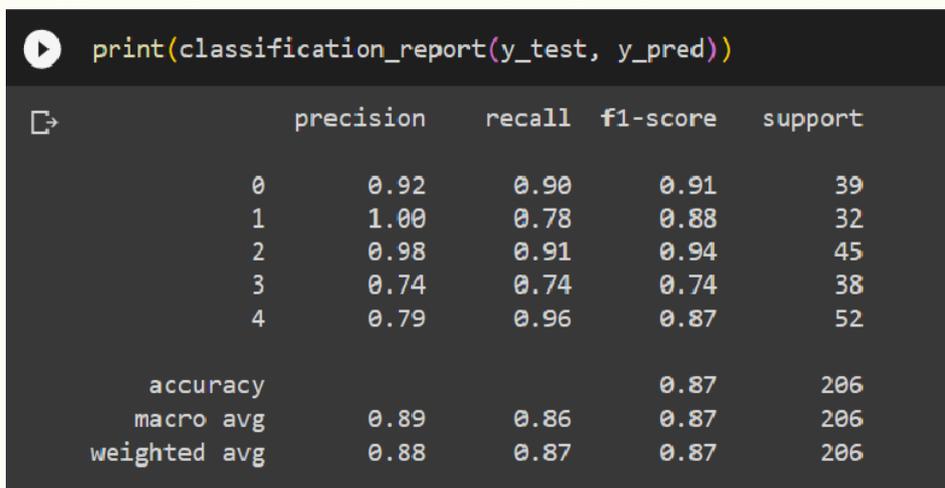
Gambar 6. Hasil akurasi

Pada gambar 6 diperlihatkan bahwa hasil akurasi dicapai berupa 86,89%. Dengan menggunakan model *random forest* untuk memprediksi label kelas menggunakan data  $X_{test}$ . Hasil prediksi disimpan dalam variabel  $y_{pred}$ . Dalam `accuracy_score` digunakan untuk menghitung akurasi model. Fungsi ini membandingkan label sebenarnya  $y_{test}$  dengan hasil prediksi  $y_{pred}$  dan mengembalikan nilai akurasi. Adapun Confusion Matrix pada dasarnya menawarkan perincian tentang bagaimana hasil klasifikasi data yang diharapkan terkait dengan hasil klasifikasi data aktual (Pane & Ramdan, 2022). Hasil confusion matrix disajikan pada gambar 7 berikut.



Gambar 7. Perbandingan Prediksi Dengan Aktual Data

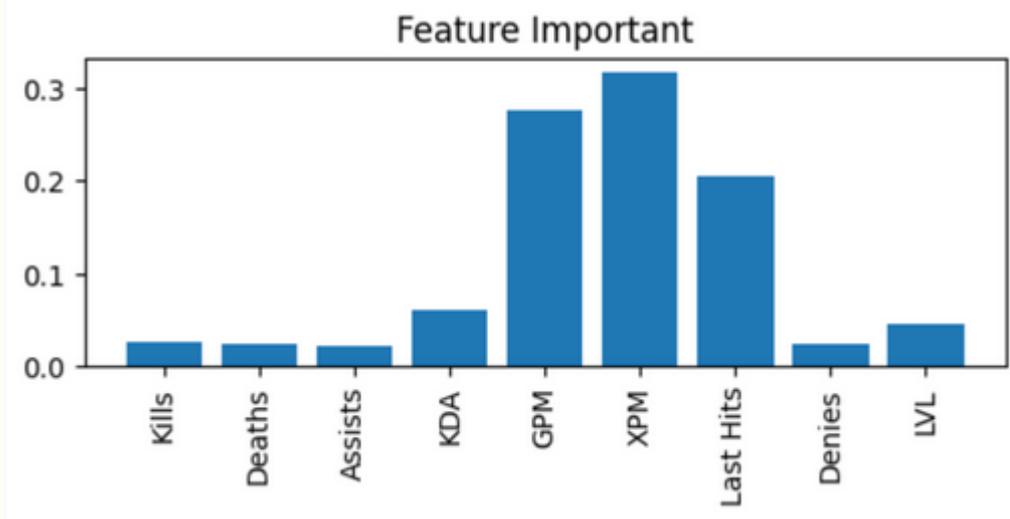
Berdasarkan gambar 7. Performa peran pemain dapat dihitung menggunakan confusion matrix. Salah satu cara untuk mengevaluasi kemandirian klasifikasi adalah dengan bantuan Confusion Matrix. Menyatakan bahwa terdapat 5 model peran pemain hasil analisis *random forest*. Pada sumbu x menunjukkan label prediksi sementara pada sumbu y menunjukkan true label atau label aktual. Hasil confusion matrix di atas dapat diolah menjadi perhitungan nilai akurasi yang terdiri atas presisi, recall, f1-score, dan support. Adapun hasil akurasi data disajikan pada gambar 8. sebagai berikut.



Gambar 8. Hasil Akurasi Prediksi Data

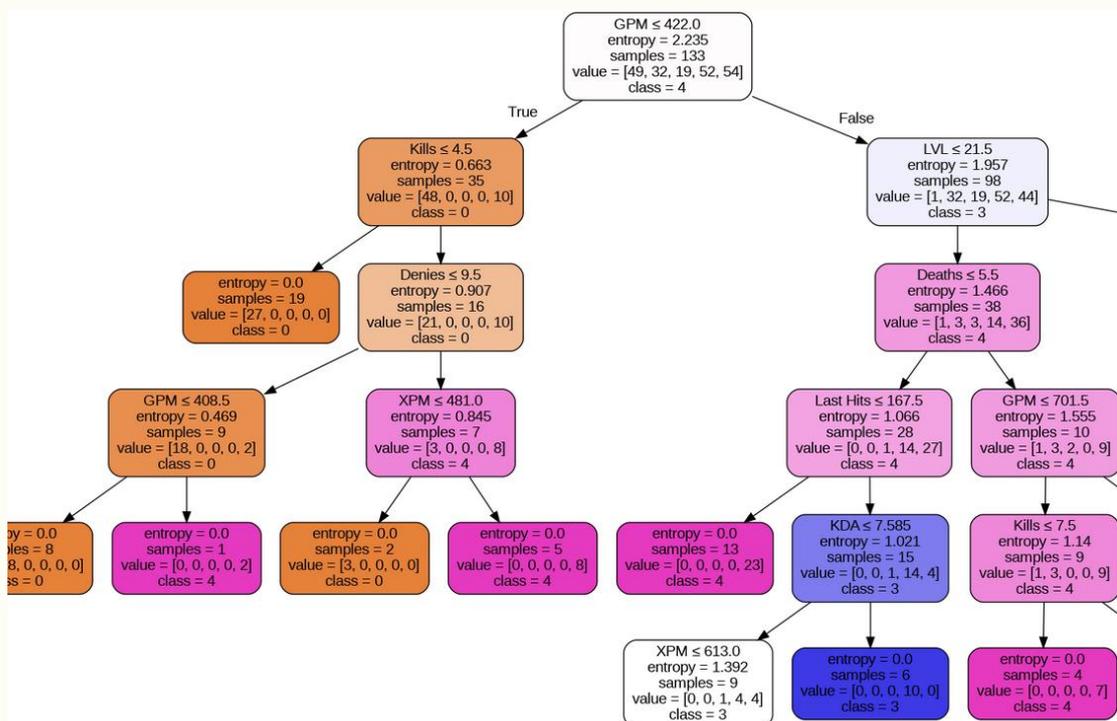
Berdasarkan gambar 8. di atas diperlihatkan diperbandingkan hasil prediksi dari mesin dengan data sebenarnya pada setiap tabel dimana secara akurasi keseluruhan diperoleh model memiliki

performa akurasi sebanyak 86,89%. Algoritma *random forest* dari *Scikit-learn* mampu melakukan perhitungan untuk menentukan kepentingan fitur atau *feature importance*. Ini bertujuan untuk mencari tahu rata-rata pengurangan ketidakmurnian yang dihasilkan setiap fitur di seluruh *tree* (Syukron & Subekti, 2018). Adapun *feature importance* disajikan pada gambar 9 sebagai berikut.



Gambar 9. Kepentingan Data Pada Menentukan Prediksi Peran Pemain

Gambar 9 menunjukkan fitur penting dalam memprediksi peran pemain Dota 2. *xpm*, *gpm*, dan *last hits* merupakan 3 fitur terpenting dalam menentukan prediksi pemain Dota 2. *xpm* atau *experience per minute* sangat menentukan peran pemain dalam bermain *dota* karena semakin lama pemain menggunakan satu hero dan menguasai kemampuan hero tersebut maka semakin baik pemain dalam memahami peran hero tersebut. Begitu pula dengan pencapaian *gpm* (*gold per minute*) dan *last kills* yang menjadi indikator penting dalam memprediksi peran pemain yang memiliki tingkat kepentingan melebihi 0.2. Sementara itu, fitur *kills*, *deaths*, *assists*, dan *denies* memiliki pengaruh kecil dengan tingkat pengaruhnya lebih kecil dari 0.1 terhadap prediksi. Adapun hasil prediksi data dalam menentukan pemain dalam bentuk graf pohon disajikan sebagai berikut.



Gambar 10. Prediksi Data Dalam Menentukan Pemain Berbentuk Tree Graph

Dalam bentuk *tree graph* menggunakan print (`export_text(clf.estimators_[1])`) untuk memprediksi hasil peran pemain dengan menggunakan data sebelumnya terdiri dari 9 yaitu kill, death, assist, kda, gpm, xpm, last hits, denies, dan lvl yang dapat diperlihatkan secara detail. Dari hasil tersebut kita menampilkan hasil dengan bentuk model *tree graph* untuk lebih mudah dibaca dan dipahami.

## KESIMPULAN

Dalam studi ini, dilakukan analisis peran atlet Dota 2 menggunakan algoritma *random forest*. Hasil dari pengolahan data menunjukkan bahwa algoritma *random forest* dapat mengklasifikasikan peran pemain dengan akurasi yang tinggi sebesar 86,89%. Adapun faktor yang paling baik dalam memprediksi peran pemain adalah xpm, gpm, dan last kills. Oleh karena itu, analisis ini dapat membantu tim manajemen dan pelatih dalam mengidentifikasi peran yang sesuai bagi setiap pemain berdasarkan atribut dan keahlian yang dimilikinya. Melalui hasil dapat meningkatkan kinerja tim secara keseluruhan dan memberikan pengalaman bermain yang lebih baik bagi para pemain. Adapun saran untuk penelitian berikutnya adalah dibutuhkan pembelajaran secara *deep learning* untuk mencatat hasil dari setiap pertarungan tim pada hasil pertandingan secara keseluruhan secara real time berdasarkan peran pemain yang dipilih pada game Dota 2.

## DAFTAR PUSTAKA

- Akhmedov, K., & Phan, A. H. (2021). Machine learning models for DOTA 2 outcomes prediction. 1-11. <http://arxiv.org/abs/2106.01782>
- Avgousti, S., & Krijthe, J. (2022). Causal inference in Dota 2 when estimated through randomized data. <https://repository.tudelft.nl/islandora/object/uuid:f23a7610-448d-4898-ac72-e576e5f4d74a>
- Drachen, A., Yancey, M., Maguire, J., Chu, D., Wang, I. Y., Mahlmann, T., Schubert, M., & Klabajan, D. (2015). Skill-based differences in spatio-temporal team behaviour in defence of the Ancients 2 (DotA 2). Conference Proceedings - 2014 IEEE Games, Media, Entertainment Conference, IEEE GEM 2014, 2(DotA 2). <https://doi.org/10.1109/GEM.2014.7048109>
- Goedhart, C. (2022). Estimating the effect of 'diverse' team compositions on Dota 2 game outcomes using Inverse Probability Weighting Estimating the effect of 'diverse' team compositions on Dota 2 game outcomes using Inverse Probability Weighting. <https://repository.tudelft.nl/islandora/object/uuid:c1a8d428-d7b1-4e9b-b752-e9b6ae0a42bf>
- Habiburrahman, R. M. (2019). Faktor di Balik Kesuksesan OG Sebagai Tim Terbaik di Dota 2. <https://revivaltv.id/news/Dota-2/faktor-di-balik-kesuksesan-og-sebagai-tim-terbaik-di-dota-2>
- Katona, A., Spick, R., Hodge, V. J., Demediuk, S., Block, F., Drachen, A., & Walker, J. A. (2019). Time to die: Death prediction in dota 2 using deep learning. IEEE Conference on Computational Intelligence and Games, CIG, 2019-Augus. <https://doi.org/10.1109/CIG.2019.8847997>
- Maas, D. Van Der. (2022). Validating the win-rate of heroes in Dota 2 using instrumental variable estimation. <https://repository.tudelft.nl/islandora/object/uuid:c04d0f4b-14fc-4d65-9756-0cf3abec54c9>
- Nurahmadan, I. F., Agusta, A., Winarno, P. A., Sazali, B. H., Thurfah, Y., & Rosaliah, A. (2021). Perbandingan Algoritma Machine Learning Untuk Klasifikasi Denyut Jantung Janin. *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer Dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, 733-740.
- Priyambodo, A. D. (2022). Jumlah Pemain Dota 2 Meningkatkan Tajam Usai Hadirnya Arcana Gratis. <https://www.skor.id/post/jumlah-pemain-dota-2-meningkat-tajam-usai-hadirnya-arcana-gratis-01436223>

- Ringer, C., Missaoui, S., Hodge, V., Pedrassoli Chitayat, A., Kokkinakis, A., Patra, S., Demediuk, S., Caceres Munoz, A., Olarewaju, O., Ursu, M., Kirman, B., Hook, J., Block, F., Drachen, A., & Walker, J. A. (2022). Time to Die 2: Improved In-Game Death Prediction in Dota. SSRN Electronic Journal, 12(November 2022), 100466. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4295831>
- Schmidt, R., Emmerich, K., & Schmidt, B. (2015). Entertainment Computing - ICEC 2015. 9353(November), 112-125. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-24589-8>
- Shah, J. (2021). Vector Embedding Techniques for Player Behaviour in Dota 2 Table of Contents. <https://repository.library.carleton.ca/concern/etds/2v23vv44z>
- Syukron, A., & Subekti, A. (2018). Penerapan Metode Random Over-Under Sampling dan Random Forest Untuk Klasifikasi Penilaian Kredit. *Jurnal Informatika*, 5(2), 175-185. <https://doi.org/10.31311/ji.v5i2.4158>
- Toksoy, N. E., Krijthe, J., & Karlsson, R. (2022). Discovering the effect of hero choice on the outcome of a Dota 2 game. <https://repository.tudelft.nl/islandora/object/uuid:8d9b3322-dbcd-45af-996a-33b14fcf7237>
- Visahat. (2022). Dota 2 Catat Rekor Jumlah Pemain Dalam 41 Bulan, Efek the International Swag Bag. <https://www.ligagame.tv/dota-2/dota-2-pecahkan-rekor-jumlah-player-tertinggi-dalam-41-bulan>
- Xia, B., Wang, H., & Zhou, R. (2019). What Contributes to Success in MOBA Games? An Empirical Study of Defense of the Ancients 2. *Games and Culture*, 14(5), 498-522. <https://doi.org/10.1177/1555412017710599>