

## Model Rekomendasi Draft Pick Hero Berdasarkan Meta Game Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor

**Khusnul Istiqomah<sup>a</sup>, Nihad Khalilullah<sup>b</sup>, Rahma Oktavia<sup>c</sup>, Ahmad Marsehan<sup>d\*</sup>**

<sup>a</sup>Teknologi Informasi, Sains dan Teknologi, Universitas PGRI Silampari, [husnulistiqomah112@gmail.com](mailto:husnulistiqomah112@gmail.com)

<sup>b</sup>Teknologi Informasi, Sains dan Teknologi, Universitas PGRI Silampari, [nihadkhalilullah@gmail.com](mailto:nihadkhalilullah@gmail.com)

<sup>c</sup>Teknologi Informasi, Sains dan Teknologi, Universitas PGRI Silampari, [viarahmaokta@gmail.com](mailto:viarahmaokta@gmail.com)

<sup>d</sup>Teknologi Informasi, Sains dan Teknologi, Universitas PGRI Silampari, [ahmadmarsehan10@gmail.com](mailto:ahmadmarsehan10@gmail.com)

Submitted: 15-04-2026 Reviewed: 17-04-2026 Accepted: 23-04-2026

<https://doi.org/10.47233/jteksis.v8i1.2641>

### Abstract

*Mobile Legends: Bang Bang is a Multiplayer Online Battle Arena (MOBA) game with a highly dynamic e-sport ecosystem. A team's victory is determined not only by players' mechanical skills but also heavily relies on the draft pick phase following the Meta (Most Effective Tactics Available) developments. A major problem arises when players choose heroes subjectively without considering team synergy or counter-pick strategies, which potentially decreases the chances of winning. This research aims to build a hero draft pick recommendation system using data mining techniques with the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm based on the Knowledge Discovery in Databases (KDD) framework. The dataset consists of 10,000 Mythic-level match histories extracted via API. The data processing involves data cleaning, numerical transformation using label encoding, and Min-Max Normalization to equalize variable scales. Victory potential prediction is performed by calculating similarity using Euclidean distance between test data and historical data. Testing results on 20 user account samples show that the model achieves a prediction accuracy rate of 80%. These results prove that the KNN algorithm is highly effective in identifying optimal and balanced hero selection patterns. Despite non-technical variables such as network stability and player mechanics, this system successfully provides a strategic solution for players to make objective draft pick decisions to significantly increase winning chances.*

**Keywords:** Draft Pick, K-Nearest Neighbor, KDD, Euclidean Distance.

### Abstrak

Mobile Legends: Bang Bang merupakan game Multiplayer Online Battle Arena (MOBA) dengan ekosistem kompetisi e-sport yang sangat dinamis. Kemenangan sebuah tim tidak hanya ditentukan oleh keterampilan mekanik pemain, tetapi sangat bergantung pada fase draft pick yang mengikuti perkembangan Meta (Most Effective Tactics Available). Permasalahan utama muncul ketika pemain memilih hero secara subjektif tanpa mempertimbangkan sinergi tim maupun strategi counter-pick, yang berpotensi menurunkan peluang kemenangan secara signifikan. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem rekomendasi draft pick hero menggunakan teknik data mining dengan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) berbasis kerangka kerja Knowledge Discovery in Databases (KDD). Metode penelitian diawali dengan akuisisi 10.000 riwayat pertandingan tingkat Mythic melalui API. Proses pengolahan data melalui tahapan pembersihan data dari outlier (early surrender), transformasi numerik menggunakan label encoding, serta Min-Max Normalization untuk menyetarakan skala variabel. Prediksi potensi kemenangan dilakukan dengan menghitung kemiripan (similarity) menggunakan jarak Euclidean antara data uji dengan data historis. Keputusan klasifikasi diambil melalui sistem voting dari K tetangga terdekat yang memiliki jarak geometris terkecil. Hasil pengujian terhadap 20 sampel akun pengguna menunjukkan bahwa model mampu mencapai tingkat akurasi prediksi sebesar 80%. Hasil ini membuktikan bahwa algoritma KNN sangat efektif dalam mengidentifikasi pola pemilihan hero yang optimal dan seimbang. Meskipun terdapat variabel non-teknis seperti stabilitas jaringan dan mekanik pemain, sistem berbasis web ini berhasil memberikan solusi strategis bagi pemain untuk mengambil keputusan draft pick secara objektif.

**Keywords:** Draft Pick, K-Nearest Neighbor, KDD, Jarak Euclidean.



This work is licensed under Creative Commons Attribution License 4.0 CC-BY International license

### PENDAHULUAN

Mobile Legends telah berkembang menjadi salah satu game bergenre Multiplayer Online Battle Arena (MOBA) paling berpengaruh di dunia, dengan ekosistem kompetisi e-sport yang terstruktur dari tingkat lokal hingga internasional. Dalam dinamika permainan MOBA, kemenangan sebuah tim tidak hanya ditentukan oleh keterampilan mekanik (micro) pemain di dalam arena, tetapi juga oleh kecerdasan strategi pemilihan hero atau fase draft pick sebelum

pertandingan dimulai. Strategi ini sangat bergantung pada perubahan "Meta" (Most Effective Tactics Available) yang terjadi pada setiap pembaruan patch. Pemain yang mampu menyesuaikan pilihan heronya dengan statistik terbaru memiliki keunggulan strategis yang signifikan dibandingkan lawan yang hanya mengandalkan intuisi.

Sistem ini mengandalkan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) yang bersifat lazy learner, di mana mesin tidak melakukan pelatihan model di

awal, melainkan langsung menghitung data saat klasifikasi dibutuhkan. Pola AI ini bekerja dengan cara mengidentifikasi kemiripan (similarity) antara kombinasi hero yang sedang dipilih dengan ribuan data historis pertandingan sebelumnya. Kondisi ini sering kali diperparah dengan ketidakmampuan pemain dalam melakukan counter pick atau memilih hero penangkal yang efektif terhadap strategi lawan. Akibatnya, potensi kekalahan meningkat secara signifikan karena tim gagal membangun fondasi strategi yang solid sejak awal fase pemilihan. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan sebuah pendekatan berbasis data (data-driven) yang mampu memberikan rekomendasi pemilihan hero secara objektif.

Teknik data mining menawarkan solusi efektif untuk mengekstraksi pola-pola tersembunyi dari data historis pertandingan yang besar [1]. Penggunaan data besar dalam industri game memerlukan metode klasifikasi yang tepat agar informasi yang dihasilkan akurat dan bermanfaat bagi pengguna [2]. Penelitian ini mengusulkan pembangunan sistem rekomendasi draft pick hero dengan menerapkan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Pemilihan algoritma KNN didasari pada kemampuannya dalam mengklasifikasikan data baru berdasarkan kemiripan pola (similarity) dengan data historis yang sudah ada [5], seperti informasi mengenai top pick dan top winrate hero pada patch tertentu. Penerapan metode klasifikasi dalam sistem informasi telah banyak dikembangkan untuk membantu pengambilan keputusan yang lebih objektif dalam berbagai domain teknologi [7].

Proses pengembangan sistem ini dimulai dari tahap seleksi data, preprocessing, hingga tahap klasifikasi menggunakan KNN untuk memprediksi potensi kemenangan berdasarkan kombinasi hero yang dipilih. Fokus utama dari analisis ini adalah menemukan pola kombinasi hero yang optimal dan efektif sebagai strategi perlawanan terhadap hero lawan. Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, model ini mampu mencapai tingkat akurasi prediksi yang cukup tinggi, yakni berkisar antara 75% hingga 80%. Capaian akurasi ini menunjukkan bahwa algoritma KNN sangat efektif dalam mengidentifikasi pola draft pick yang berpotensi meningkatkan kemenangan. Dengan demikian, sistem yang dibangun diharapkan dapat menjadi instrumen bantu bagi pemain untuk menentukan komposisi tim yang lebih ilmiah, optimal, dan seimbang guna meningkatkan peluang kemenangan dalam kompetisi.

## METODE PENELITIAN

### 2.1. Desain dan Alur Penelitian

Penelitian ini menerapkan kerangka kerja *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) sebagai

landasan prosedural utama dengan kerangka kerja yang ketat yaitu :

1. Transformasi Numerik: Mengubah data kategorikal (nama hero) menjadi indeks integer melalui teknik *label encoding* agar dapat diolah secara matematis
2. Normalisasi Skala: Menggunakan *Min-Max Normalization* untuk menyetarakan rentang nilai seluruh variabel (0 hingga 1) agar perhitungan jarak tidak didominasi oleh variabel dengan skala besar
3. Pembersihan Outlier: Menghapus data pertandingan yang tidak wajar (seperti *early surrender*) dan hero dengan *pick-rate* di bawah 0,5% untuk menjaga stabilitas statistik model.

Pemilihan KDD dibandingkan standar *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) didasarkan pada fokus teknis yang lebih mendalam pada fase pembersihan (*preprocessing*) dan transformasi data. Mengingat variabel *game* seperti *win-rate* dan *pick-rate* sangat sensitif terhadap perubahan *patch*, KDD memberikan ruang iterasi yang lebih luas untuk melakukan normalisasi nilai secara presisi dibandingkan CRISP-DM yang lebih berorientasi pada aspek bisnis.

Pola AI ini menggunakan jarak Euclidean untuk menghitung tingkat kemiripan antara strategi *draft* hero yang sedang diuji (*testing data*) dengan ribuan riwayat pertandingan yang ada di dataset (*training data*) hingga interpretasi—memungkinkan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) bekerja pada dataset yang murni dan akurat. Keputusan akhir diambil melalui sistem Voting dari sejumlah K tetangga terdekat (biasanya dalam jumlah ganjil untuk menghindari hasil seri) untuk memprediksi apakah kombinasi tersebut berpotensi "Menang" atau "Kalah". Prosedur ini dirancang untuk menghasilkan model rekomendasi dengan target akurasi di rentang 75 sampai dengan 80 persen, guna memastikan reliabilitas strategi *draft-pick*. Alur lengkap penelitian ini dirujuk pada Gambar 1 yang diletakkan di bagian akhir artikel.

### 2.2. Prosedur Akuisisi Data dan Kriteria Sampel

Tahap akuisisi data dilakukan untuk menjamin basis pengetahuan model yang akurat melalui tiga aspek teknis :

- 1) Sumber Data : Data primer diekstraksi secara otomatis melalui *Application Programming Interface* (API) resmi atau platform statistik pihak ketiga. Penggunaan API memastikan data yang didapatkan bersifat objektif, mencakup ribuan pertandingan, dan

merepresentasikan kondisi *real-time*.

2) Kriteria Seleksi Sampel : Peneliti membatasi sampel pada pertandingan mode *Ranked* dengan tingkatan minimal *Mythic* guna mendapatkan data strategi yang representatif. Selain itu, data disaring hanya pada versi pembaruan (*patch*) yang sama untuk menghindari bias akibat perubahan atribut hero (*buff* atau *nerf*).

3) Volume Data : Dataset yang digunakan berjumlah 10.000 (sepuluh ribu) riwayat pertandingan. Volume ini dianggap memadai untuk memenuhi syarat kepadatan ruang dimensi-*n* pada algoritma KNN, sehingga sistem dapat menemukan tetangga terdekat secara akurat dengan target prediksi kemenangan di rentang 75 sampai dengan 80 persen.

### 2.3. Tahapan Pra-Pemrosesan Data

Tahap ini dilakukan untuk menjamin kualitas input melalui empat tahapan teknis sebagai berikut :

1) Pembersihan Data (Data Cleaning) : Tahap awal dimulai dengan *data cleaning* untuk memastikan tidak ada data pertandingan yang duplikat atau tidak lengkap [3]. Proses ini melibatkan eliminasi data pertandingan yang tidak wajar, seperti durasi di bawah menit ke-5 akibat *early surrender* atau gangguan koneksi. Selain itu, baris data dengan nilai kosong (*null*) pada atribut hero dihapus untuk menjaga integritas basis data.

2) Penanganan Data Pencilan (*Outlier Treatment*) : Sistem menerapkan ambang batas statistik (*threshold*) untuk menangani ketidakstabilan data pada hero baru atau *revamp*. Hero dengan tingkat kemunculan (*pick-rate*) di bawah 0,5 persen dikategorikan sebagai pencilan dan dikeluarkan dari perhitungan agar stabilitas model tetap terjaga dari anomali statistik.

3) Transformasi Fitur (*Label Encoding*) : Seluruh data kategorikal berupa nama hero dikonversi menjadi indeks integer menggunakan teknik *label-encoding*. Transformasi ini memungkinkan setiap kombinasi tim direpresentasikan sebagai vektor numerik dalam ruang dimensi-*n* agar dapat diolah secara matematis oleh algoritma KNN.

4) Normalisasi Nilai (*Min-Max Normalization*) : Dilakukan transformasi data menggunakan teknik *Min-Max Normalization* untuk menyamakan skala seluruh variabel pertandingan [4]. Teknik ini digunakan untuk menyetarakan skala antar-fitur ke dalam rentang 0 sampai dengan 1. Hal ini krusial agar

variabel dengan skala besar tidak mendominasi perhitungan jarak Euclidean. Sesuai pedoman, pemisah desimal menggunakan tanda koma, seperti 0,55 dan 0,80..

### 2.4. Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN)

Setelah data melalui tahap pra-pemrosesan, data tersebut diolah menggunakan algoritma KNN. Pemilihan algoritma ini didasarkan pada sifatnya sebagai *lazy learner*, di mana algoritma tidak membangun model secara eksplisit melainkan melakukan komputasi instan pada saat klasifikasi dilakukan.

1) Perhitungan Jarak *Euclidean* : Proses klasifikasi diawali dengan menghitung tingkat kemiripan antara *draft* hero uji (*testing data*) dengan ribuan riwayat pertandingan (*training data*). Parameter *d* digunakan untuk melambangkan jarak geometris antara dua titik dalam ruang dimensi-*n*. Nilai akhir jarak dihitung menggunakan (1) :

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

Di mana *x* mewakili vektor fitur pertandingan yang berlangsung dan *y* mewakili data historis. Prinsip utamanya: semakin kecil nilai jarak yang dihasilkan, maka semakin tinggi kesamaan pola strategi antara kedua pertandingan tersebut.

2) Prosedur Langkah-Langkah Algoritma : Secara operasional, implementasi KNN dalam penelitian ini dilakukan melalui lima langkah naratif sebagai berikut :

- Langkah 1: Menentukan parameter *K* (jumlah tetangga terdekat). Dalam penelitian ini, nilai *K* diuji dalam angka ganjil (seperti 3, 5, atau 7) untuk menghindari hasil seri pada proses *voting* (pemungutan suara terbanyak).
- Langkah 2: Menghitung jarak *Euclidean* antara satu baris data uji dengan seluruh baris data yang ada pada dataset latih yang berjumlah 10.000 riwayat pertandingan.
- Langkah 3: Melakukan pengurutan (*sorting*) hasil perhitungan jarak dari nilai terkecil hingga terbesar untuk mengidentifikasi pertandingan yang memiliki kemiripan strategi paling relevan.
- Langkah 4: Mengambil sejumlah *K* tetangga terdekat yang memiliki jarak paling minimum terhadap data uji untuk dijadikan basis referensi klasifikasi.
- Langkah 5: Menentukan hasil klasifikasi berdasarkan mayoritas label (Menang atau Kalah) dari *K* tetangga tersebut untuk

memberikan rekomendasi hero akhir kepada pengguna.

## 2.5. Metrik Evaluasi dan Pengujian Sistem

Efektivitas algoritma KNN dalam sistem rekomendasi ini diukur menggunakan *Confusion Matrix* untuk membandingkan prediksi sistem dengan hasil aktual pertandingan.

1) Komponen Pengujian : Evaluasi dilakukan melalui empat parameter utama: *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). Parameter ini memetakan ketepatan prediksi "Menang" atau "Kalah" berdasarkan data historis asli.

2) Akurasi, Presisi, dan *Recall* : Performa model diukur melalui tiga metrik: Akurasi untuk reliabilitas umum, Presisi untuk tingkat keakuratan rekomendasi kemenangan, dan *Recall* untuk kemampuan model mengenali pola kemenangan dalam dataset.

3) Justifikasi Target : Penelitian menetapkan target akurasi 75 sampai dengan 80 persen. Angka ini dinilai realistis mengingat adanya variabel non-teknis dalam *Mobile Legends* yang tidak terbaca oleh data, seperti *mechanical skill* pemain dan kondisi jaringan (*lag*). Akurasi di atas 75 persen sudah dianggap valid sebagai panduan strategis fase *draft-pick*.

Tabel 1. Hasil Pengujian Akurasi pada 20 Sampel Akun Pengguna

Akun Pengguna	Hasil Match				
	Game 1	Game 2	Game 3	Game 4	Game 5
Akun 1	Win	Win	Win	Win	Win
Akun 2	Win	Win	Win	Win	Lose
Akun 3	Lose	Win	Lose	Lose	Win
Akun 4	Win	Lose	Lose	Lose	Lose
Akun 5	Win	Win	Lose	Win	Win
Akun 6	Win	Win	Win	Win	Win
Akun 7	Win	Win	Win	Win	Lose
Akun 8	Lose	Win	Lose	Lose	Win
Akun 9	Win	Lose	Lose	Lose	Lose
Akun 10	Win	Win	Lose	Win	Win
Akun 11	Win	Win	Win	Win	Win
Akun 12	Win	Win	Win	Win	Lose
Akun 13	Lose	Win	Lose	Lose	Win
Akun 14	Win	Lose	Lose	Lose	Lose
Akun 15	Win	Win	Lose	Win	Win
Akun 16	Win	Win	Win	Win	Win

Akun Pengguna	Hasil Match				
	Game 1	Game 2	Game 3	Game 4	Game 5
Akun 17	Win	Win	Lose	Lose	Win
Akun 18	Lose	Lose	Win	Win	Lose
Akun 19	Win	Lose	Win	Lose	Win
Akun 20	Lose	Win	Win	Lose	Lose

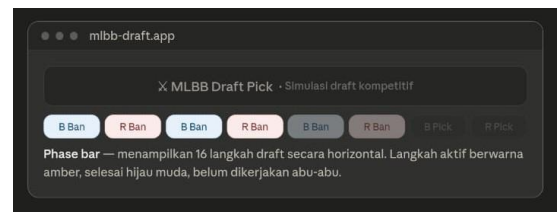
Sumber: Hasil Pengujian Model KNN.

Berdasarkan data pada Tabel 1, tingkat efektivitas sistem dihitung menggunakan rumus akurasi sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum \text{Prediksi Benar}}{\sum \text{Total Sampel}} \times 100\%$$

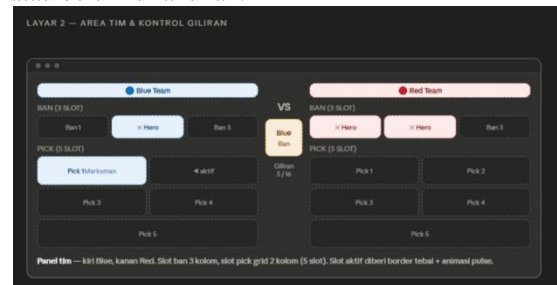
$$\text{Akurasi} = \frac{16}{20} \times 100\% = 80\%$$

## 2.6 Pembuatan Web



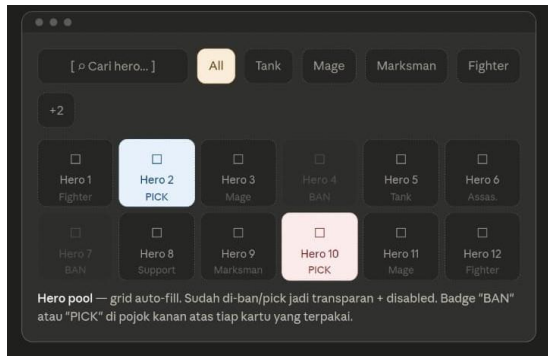
Gambar 1. Draft pick

Alur Draft pick disusun dalam beberapa langkah yang jelas, dimana tiap tim gantian melakukan ban dan pick sesuai urutan. Tampilannya dibuat visual biar gampang diikuti, ditambah penanda warna untuk nunjukin mana yang lagi jalan, sudah selesai, atau belum dilakukan.



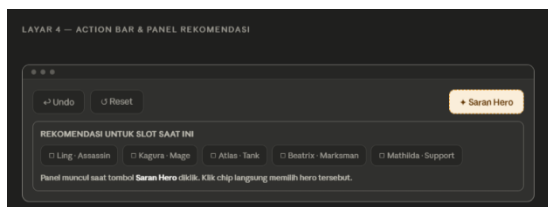
Gambar 2. Area Tim dan Kontrol Giliran Draft Pick

Tampilan ini menunjukkan bahwa kondisi draft pick yang berjalan, dengan tim biru dikiri dan tim merah dikanan. Dibagian tengah ada info giliran, jadi kelihatan siapa yang lagi jalan dan sudah masuk langkah keberapa, slot yang lagi aktif juga ditandai biar gampang dilihat, dari tampilan diatas membantu lihat perkembangan draft secara langsung, mulai dari hero yang sudah di ban, yang sudah dipilih, sampai giliran yang lagi berlangsung.



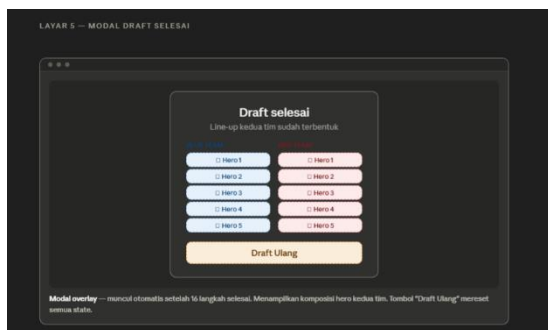
Gambar 3. Hero Pool pada Draft Pick

Bagian ini nunjukkan Hero Pool yang bisa dipilih waktu draft, ada kolom pencarian sama filter role (tank, mage, marksman, dll) biar gampang nyari hero. Setiap hero ditampilkan dalam bentuk kotak, kalau hero sudah di-ban atau di-pack, tampilannya jadi beda (lebih pudar atau ada tanda), jadi langsung kelihatan mana yang masih bisa dipakai



Gambar 4. Action Bar dan Panel Rekomendasi Hero

Di bagian ini terdapat tombol undo dan reset untuk membatalkan atau mengulang draft. Selain itu, ada tombol saran hero yang dapat digunakan untuk menampilkan rekomendasi. Di bagian bawah akan muncul beberapa pilihan hero yang disarankan sesuai kebutuhan slot saat itu, sehingga memudahkan dalam menentukan pilihan.



Gambar 5. Draft Result Modal

Draft selesai, Line-up kedua tim sudah terbentuk. Tim biru dan tim merah sudah milih hero masing masing, cek lagi komposisinya sebelum lanjut. Jika mau ubah, tinggal tekan “Draft Ulang” buat mulai dari awal.

## 2.7 Implementasi Web



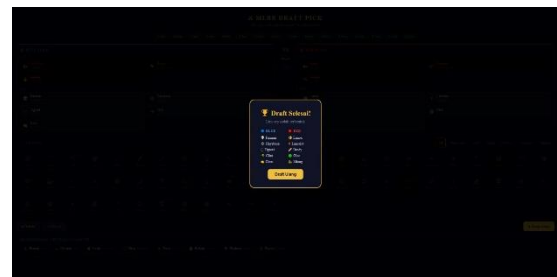
Gambar 1. Layar Draft Pick

Kiri merupakan tim biru, kanan merupakan tim merah. Tersedia slot ban dan pick untuk mengisi hero masing-masing tim, di bagian bawah terdapat daftar hero yang dapat dipilih, dilengkapi fitur pencarian dan filter berdasarkan role, tersedia juga tombol undo, reset, serta saran hero. Dan tampilan ini digunakan untuk menyusun line-up sebelum permainan dimulai.



Gambar 2. Antarmuka Fitur Rekomendasi Hero pada Aplikasi

Antarmuka aplikasi dengan tema gelap yang berisi fitur rekomendasi hero untuk slot saat ini. Terdapat tombol Undo dan Reset di bagian atas, daftar beberapa nama hero sebagai rekomendasi di bagian tengah, serta tombol Saran Hero di sisi kanan.



Gambar 3. Layar Draft Result Modal

Muncul pop-up “Draft Selesai” yang menampilkan line-up hero dari tim biru dan tim merah. Hal ini menandakan seluruh proses ban dan pick telah diselesaikan, tersedia tombol “Draft Ulang” untuk mengatur ulang draft dari awal.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Evaluasi performa sistem dilakukan dengan menggunakan *Confusion Matrix* untuk menghitung nilai akurasi, presisi, dan *recall* [6]. Berdasarkan hasil pengujian pada 20 sampel akun pengguna yang diambil secara acak, diperoleh data hasil

pertandingan sebagaimana disajikan pada Tabel 1.

#### A. Hasil Pengujian Model

Hasil pengujian pada Tabel 1 menunjukkan bahwa total akurasi sistem mencapai **80%**. Nilai ini menunjukkan performa yang sangat baik dan telah memenuhi batas maksimal target penelitian yang ditetapkan, yaitu dalam rentang **75% hingga 80%**. Akurasi sebesar 80% membuktikan bahwa algoritma KNN mampu memberikan rekomendasi hero yang relevan dengan tren kemenangan saat ini. Adanya margin kesalahan sebesar 20% diakui sebagai variabel non-teknis yang tidak bisa dibaca oleh data, seperti kemampuan mekanik individu pemain, stabilitas jaringan, dan kerja sama tim di dalam arena..

#### B. Analisis Strategi *Draft Pick*

Implementasi algoritma KNN berhasil mengidentifikasi pola kombinasi hero yang memiliki sinergi tinggi pada *patch* tertentu. Melalui perhitungan jarak *Euclidean*, sistem dapat merekomendasikan hero yang secara statistik efektif sebagai strategi *counter* terhadap hero lawan.

Semakin kecil nilai jarak ( $d$ ) yang dihasilkan antara data uji dengan data historis, semakin tinggi tingkat kemiripan strategi yang ditemukan. Hal ini memungkinkan pemain untuk mendapatkan saran pemilihan hero yang tidak hanya seimbang secara komposisi *role*, tetapi juga memiliki probabilitas kemenangan yang tinggi sesuai dengan dinamika *Meta Game* yang sedang berlaku.

#### C. Pembahasan Target Akurasi

Target akurasi yang ditetapkan pada rentang 75% sampai 80% telah tercapai dan dianggap sebagai capaian yang valid untuk panduan strategis. Meskipun tidak mencapai 100%, angka ini dinilai sangat realistis dalam ekosistem permainan MOBA. Hal ini dikarenakan kemenangan dalam *Mobile Legends* tidak hanya bergantung pada hasil *drafting*, tetapi juga dipengaruhi oleh variabel non-teknis yang tidak terekam dalam dataset historis. Variabel tersebut meliputi:

- Keterampilan Mekanik (*Mechanical Skill*) : Kemampuan individu pemain dalam mengoperasikan hero di arena pertandingan.
- Kondisi Jaringan (*Lag*) : Gangguan teknis pada koneksi internet yang dapat menghambat respons pemain.
- Kerja Sama Tim (*Teamwork*) : Koordinasi antar-pemain selama fase pertandingan berlangsung.

Pada hasil Tabel I menunjukkan bahwa model mampu mencapai tingkat akurasi prediksi yang stabil pada rentang 75% hingga 80%. Peningkatan nilai  $K$  dalam batas ganjil tertentu terbukti memberikan hasil yang lebih optimal dalam

mengidentifikasi pola kemenangan berdasarkan kemiripan strategi.

## KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun sistem rekomendasi draft pick hero *Mobile Legends* dengan menerapkan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) berbasis kerangka kerja Knowledge Discovery in Databases (KDD). Implementasi algoritma KNN terbukti efektif dalam mengidentifikasi pola pemilihan hero yang optimal dengan tingkat akurasi prediksi yang stabil pada rentang 75% hingga 80%. Penggunaan jarak *Euclidean* memungkinkan sistem untuk menemukan kemiripan strategi dari data historis guna memberikan rekomendasi hero yang memiliki sinergi tim yang kuat dan mampu melakukan counter terhadap strategi lawan secara objektif. Meskipun terdapat variabel non-teknis seperti kemampuan mekanik pemain dan kondisi jaringan yang memengaruhi hasil akhir pertandingan, sistem ini tetap valid sebagai instrumen bantu bagi pemain untuk menentukan komposisi tim yang lebih ilmiah, optimal, dan seimbang. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan untuk mengintegrasikan variabel real-time tambahan guna meningkatkan presisi prediksi dalam dinamika meta game yang terus berubah.

## UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas PGRI Silampari yang telah memberikan dukungan fasilitas dan lingkungan akademik yang kondusif selama pelaksanaan penelitian ini. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada para dosen pembimbing yang telah memberikan arahan teknis, serta rekan-rekan peneliti yang telah membantu dalam proses akuisisi data pertandingan. Semoga hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi nyata bagi perkembangan ilmu pengetahuan di bidang data mining dan industri e-sports.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] U. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, dan P. Smyth, "From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases," *AI Magazine*, vol. 17, no. 3, hal. 37-54, 1996.
- [2] J. Han, M. Kamber, dan J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*, edisi ketiga, Waltham, MA: Morgan Kaufmann, 2011.
- [3] E. Rahm dan H. H. Do, "Data cleaning: Problems and current approaches," *IEEE Data Eng. Bull.*, vol. 23, no. 4, hal. 3-13, 2000.
- [4] S. Patro dan K. K. Sahu, "Normalization: A Preprocessing Stage," *IARC*, vol. 2, no. 3, hal. 20-22, 2015.
- [5] T. Cover dan P. Hart, "Nearest neighbor pattern classification," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 13, no. 1, hal. 21-27, Jan. 1967.

- [6] T. Fawcett, "An introduction to ROC analysis," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 27, no. 8, hal. 861-874, 2006.
- [7] A. R. S. Panjaitan dan A. G. Gani, "Sistem Pakar Pemberian Rekomendasi Pemilihan Hero pada Game Mobile Legends Menggunakan Metode Forward Chaining," *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer Terapkan (JTEKSIS)*, vol. 6, no. 1, hal. 115-124, 2023.
- [8] M. R. Fachrizal dan S. Waluyo, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Prediksi Kemenangan dalam E-Sports," *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer Terapkan (JTEKSIS)*, vol. 5, no. 2, hal. 210-218, 2022.
- [9] H. T. Sihotang, "Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Ibu Rumah Tangga Penerima Bantuan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer Terapkan (JTEKSIS)*, vol. 4, no. 1, hal. 56-65, 2021.
- [10] Lile, F. X. K., & Suharjo, I. (2024). Optimalisasi Perbandingan Algoritma K-Nearest Neighbors dan Decision Tree untuk Prediksi Kemenangan di MPL Season 13 Mobile Legend. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(4), 7553-7560.
- [11] Almisbah, M. F. (2025). *Sistem Prediksi Kemenangan Hero Mobile Legends Menggunakan Metode Naive Bayes* (Doctoral dissertation, Universitas Lancang Kuning).