

OPTIMALISASI PERBANDINGAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBORS DAN DECISION TREE UNTUK PREDIKSI KEMENANGAN DI MPL SEASON 13 MOBILE LEGEND

Fransiskus Xaverius Kati Lile, Imam Suharjo

Informatika, Universitas Mercu Buana Yogyakarta

Jl. Jembatan Merah No. 84C Gejayan, Yogyakarta, Indonesia

201110023@student.mercubuana-yogya.ac.id

ABSTRAK

Mobile Legends: Bang Bang adalah permainan video seluler ber-genre multiplayer online battle arena yang populer di Asia Tenggara, dengan turnamen seperti Mobile Legends Professional League (MPL) menjadi sangat kompetitif. Musim 13, sebuah kompetisi besar, menekankan strategi kompleks dan pengembangan meta permainan yang dinamis. Prediksi hasil MPL sangat penting bagi para pemain, analis, dan pemain yang tertarik untuk memahami dinamika persaingan[1]. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan dan membandingkan kinerja algoritma k-Nearest Neighbors (k-NN) dan Decision Tree dalam memprediksi hasil pertandingan di MPL Season 13 Mobile Legends. Metode CRISP-DM digunakan untuk mengelola proses dari pemahaman bisnis hingga penerapan model prediksi, dengan evaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, dan recall. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma k-NN dengan parameter K=5 mencapai akurasi 75% dan tingkat kesalahan 25%, sementara Decision Tree mencapai akurasi 50% dengan tingkat kesalahan yang sama. Implementasi kedua algoritma menunjukkan adaptasi yang signifikan terhadap variasi data pertandingan. Penelitian ini tidak hanya memberikan wawasan strategis bagi tim dalam kompetisi, tetapi juga menunjukkan aplikasi praktis dari machine learning dalam menganalisis *esports* secara mendalam.

Kata kunci: *MobileLegends,MPL,KNN ,DecisionTree,Prediksi Kemenanga*

1. PENDAHULUAN

Mobile Premier League (MPL) Season 13 telah menjadi platform utama untuk kompetisi eSports, khususnya dalam game Mobile Legends: Bang Bang. MPL merupakan liga profesional yang menyatukan tim-tim terbaik di Indonesia untuk bersaing dalam turnamen yang intens dan penuh strategi. Dalam konteks esports, kemampuan untuk memprediksi hasil pertandingan tidak hanya penting bagi tim yang bertanding tetapi juga menarik minat penggemar dan analis olahraga. Prediksi yang akurat dapat memberikan keunggulan kompetitif dengan membantu tim mengembangkan strategi yang lebih efektif dan adaptif[2]. Penelitian terkait prediksi kemenangan dalam eSports telah memanfaatkan berbagai teknik machine learning. Algoritma seperti k-Nearest Neighbors (k-NN) dan Decision Tree sering digunakan karena kemampuannya dalam menangani data yang kompleks dan beragam. K-NN dikenal karena kesederhanaan dan efektivitasnya dalam mencari pola berdasarkan kedekatan data, sementara Decision Tree terkenal dengan interpretasi yang mudah dipahami melalui representasi grafis dari keputusan yang dibuat berdasarkan fitur yang dipilih[3]. Meskipun ada berbagai pendekatan dalam menganalisis data pertandingan untuk memprediksi hasilnya, belum ada konsensus yang jelas tentang algoritma mana yang lebih optimal untuk kasus spesifik ini. Ada kebutuhan untuk membandingkan[1].

kinerja k-NN dan Decision Tree dalam konteks prediksi kemenangan di MPL Season 13 Mobile Legends untuk menentukan metode yang paling efektif. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan

dan membandingkan kinerja algoritma k-Nearest Neighbors (k-NN) dan Decision Tree dalam memprediksi kemenangan tim di MPL Season 13 Mobile Legends. Fokus utama penelitian ini adalah untuk menilai akurasi dan efisiensi prediksi yang dihasilkan oleh kedua algoritma[4].

Algoritma k-Nearest Neighbors (k-NN) adalah metode klasifikasi yang sederhana namun kuat yang bekerja berdasarkan kedekatan data. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa k-NN dapat memberikan hasil yang baik dalam berbagai aplikasi termasuk pengenalan pola dan klasifikasi data. Decision Tree menggunakan struktur pohon untuk membuat keputusan berdasarkan fitur-fitur data. Algoritma ini populer karena kemampuannya memberikan visualisasi yang jelas dari proses pengambilan keputusan, yang memudahkan interpretasi hasil oleh manusia. Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) adalah metodologi yang banyak digunakan dalam proyek-proyek data mining dan analisis data. Kerangka kerja ini menyediakan struktur yang jelas untuk proyek analisis data dari pemahaman bisnis hingga implementasi model.[5]

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut: bagi tim eSports, menyediakan wawasan tentang metode prediksi yang paling efektif untuk meningkatkan strategi dan performa tim; bagi pengembang algoritma, menyediakan evaluasi empiris dari dua algoritma yang berbeda dalam konteks yang spesifik; dan bagi komunitas eSports, menambah pengetahuan tentang bagaimana analisis data dapat digunakan untuk

meningkatkan pengalaman dan keterlibatan penonton. Penelitian ini diharapkan menghasilkan evaluasi kinerja k-NN dan Decision Tree dalam memprediksi kemenangan tim di MPL Season 13, identifikasi algoritma yang lebih efektif dan efisien dalam konteks data MPL Season 13, serta panduan bagi tim eSports untuk menggunakan hasil prediksi dalam mengembangkan strategi pertandingan yang lebih baik. Dengan latar belakang dan kajian literatur ini, penelitian akan melanjutkan ke bagian metodologi untuk menjelaskan secara rinci bagaimana eksperimen dan analisis data akan dilakukan[6].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. K-Nearest Neighbors (KNN)

k-Nearest Neighbors (KNN) adalah salah satu algoritma pembelajaran mesin yang paling sederhana dan efektif untuk masalah klasifikasi dan regresi. Algoritma ini bekerja berdasarkan prinsip bahwa objek yang serupa berada dalam kedekatan yang sama di ruang fitur multidimensi. Proses kNN melibatkan penyimpanan seluruh dataset pelatihan dan, ketika data baru datang, menghitung jarak antara data baru tersebut dengan semua data yang ada dalam dataset. Kemudian, data baru tersebut diklasifikasikan berdasarkan mayoritas kelas dari k tetangga terdekatnya.[7]

Dalam jurnal berjudul "Pengklasifikasian Grade Telur Ayam Negeri menggunakan Klasifikasi K-Nearest Neighbor berbasis Android" karya Nur Ibrahim, Tasya Fikriyah Bacheramsyah, Bambang Hidayat, dan Sjafril Darana, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi grade telur ayam negeri berbasis Android menggunakan metode k-Nearest Neighbor (KNN) yang dapat digunakan secara praktis oleh masyarakat di lapangan. Dalam penelitian ini, sistem yang dihasilkan mampu mengklasifikasikan grade telur dengan tingkat akurasi sebesar 80% menggunakan parameter layer 4 (grayscale), metode penghitungan jarak cosine, dan nilai $k=1$, dimana jumlah tetangga yang dibandingkan pada algoritma KNN adalah satu[7]

2.2. Decision Tree

Decision Tree adalah salah satu algoritma machine learning yang masuk dalam kategori supervised learning, digunakan untuk tugas klasifikasi dan regresi. Algoritma ini bekerja dengan memecah dataset menjadi subset yang lebih kecil berdasarkan fitur yang paling signifikan dalam memprediksi label target. Model decision tree dihasilkan dari pembelajaran data latih dan berfungsi dengan membagi data menjadi simpul (nodes) dan cabang (branches) yang merepresentasikan keputusan dan kemungkinan hasil. Salah satu contoh algoritma decision tree yang populer adalah C4.5, yang digunakan untuk mengklasifikasikan data curah hujan berdasarkan variabel seperti suhu, kelembaban, lama penyinaran, dan kecepatan angin. Tujuan penggunaan decision tree dalam penelitian yang dilakukan oleh

Arif et al adalah untuk memperkirakan curah hujan dengan menggunakan metode data mining yang efektif dan akurat. Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma C4.5 mampu memberikan hasil prediksi terbaik dengan akurasi sebesar 88,03% dan tingkat kesalahan sebesar 11,97%, mengalahkan metode lainnya seperti k-Nearest Neighbors (kNN) dan Naïve Bayes dalam hal estimasi curah hujan[4]

2.3. CRISP-DM

CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) merupakan metodologi yang digunakan secara luas dalam proses pengembangan data mining dan analitik. Metode ini pertama kali diperkenalkan pada tahun 1996 oleh tim peneliti dari NCR, Daimler-Benz, dan OHRA dalam sebuah jurnal yang bertujuan untuk menetapkan kerangka kerja umum dalam proyek data mining lintas industri, yang dapat meningkatkan efisiensi dan kualitas proyek data mining. CRISP-DM terdiri dari enam fase, yaitu: Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment. Setiap fase dirancang untuk memastikan pemahaman yang mendalam terhadap data, model yang digunakan, serta hasil yang diharapkan dari proses analisis. Dalam jurnal "Prediksi Tingkat Kemenangan Mobile Legends Profesional League Indonesia Season 9 Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes" oleh Samuel Bayulianto, Intan Purnamasari, dan Mohamad Jajuli[6], metode CRISP-DM diterapkan untuk merancang dan mengembangkan model prediksi kemenangan pertandingan Mobile Legends dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes. Penelitian ini menunjukkan bahwa CRISP-DM sangat efektif dalam menangani proses data mining secara sistematis, mulai dari pemahaman bisnis hingga penerapan model yang menghasilkan nilai akurasi, presisi, dan recall yang tinggi.[6]

2.4. Rapid Miner

RapidMiner adalah alat yang sangat populer di kalangan ahli data karena menyediakan platform yang intuitif dan efisien untuk analisis data dan pembuatan model prediktif. Menurut artikel yang ditulis oleh Reyvan Maulid pada 7 Januari 2023 di DQLab, RapidMiner memungkinkan pengguna untuk melakukan berbagai tahap analisis data secara visual tanpa memerlukan banyak penulisan kode, yang mencakup pengumpulan data, pembersihan, hingga pembangunan dan evaluasi model. Alat ini mendukung berbagai format data dan integrasi dengan bahasa pemrograman seperti Python dan R, sehingga memperluas kemampuan analisisnya. Keunggulan utama RapidMiner terletak pada kemampuannya untuk memudahkan proses analisis data dengan pendekatan drag-and-drop, membuatnya menjadi pilihan utama bagi banyak profesional di bidang data science.[8]

2.5. Perbandingan Metode

Penelitian oleh Putri et al berjudul "Klasifikasi Menentukan Jadwal Kerja Data Karyawan" bertujuan untuk membandingkan dua metode klasifikasi, yaitu algoritma C4.5 dan K-nearest Neighbor (KNN). Studi ini menemukan bahwa algoritma C4.5 mencapai akurasi sebesar 54%, sedangkan KNN hanya menghasilkan akurasi sebesar 16%. Data yang digunakan dalam penelitian ini melibatkan 501 data karyawan dengan atribut seperti umur, jenis kelamin, pendidikan, posisi, dan jadwal kerja. Metode C4.5 menunjukkan kelebihan dalam mengolah data numerik dan diskret serta menghasilkan aturan yang mudah diinterpretasikan, sedangkan KNN lebih efektif pada data yang cukup besar namun kurang efektif untuk data dengan banyak kelas [9]

2.6. Mobile legend

Mobile Legends Bang-Bang (MLBB) dirilis oleh Moonton pada tahun 2016 di mana pada awal perilisan sampai saat ini game MLBB cukup sukses di pasaran dan menjadi game di urutan pertama pada top charts Playstore ditandai dengan angka penginstalan mencapai lebih dari 500 juta pada tahun 2023. [6]

Penelitian oleh Octarizal Kristanto dan Pulung Nurtantio Andono dalam jurnal "Meta Insights: Analyzing Hero Performance in Mobile Legends with K-Nearest Neighbors" bertujuan untuk menganalisis performa hero dalam game Mobile Legends menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN). Penelitian ini memanfaatkan kemampuan KNN untuk mengidentifikasi pola-pola kompleks dalam dataset yang besar dan multivariat, seperti win rates, pick rates, dan ban rates hero. Melalui pengumpulan data yang menyeluruh dan analisis statistik, penelitian ini bertujuan untuk memberikan wawasan mendalam tentang dinamika meta yang terus berkembang, membantu pemain dalam pengambilan keputusan strategis serta memberikan panduan bagi pengembangan game dalam meningkatkan pengalaman bermain[10]

2.7. MPL

Mobile Legends Professional League (MPL) adalah kompetisi bergengsi yang diadakan untuk para pemain Mobile Legends: Bang Bang di berbagai negara. MPL menampilkan pertandingan antara tim-tim terbaik yang bersaing dalam rangka memperebutkan gelar juara dan hadiah besar. Kompetisi ini tidak hanya menjadi ajang untuk menunjukkan skill dan strategi terbaik dalam permainan, tetapi juga menjadi wadah bagi para pemain profesional untuk membangun karier mereka dalam industri esports Mobile Legends. Dengan basis penggemar yang besar dan dukungan dari pengembang game, MPL menjadi salah satu liga yang paling dinantikan dan diikuti oleh komunitas Mobile Legends di seluruh dunia.[2]

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini akan mengambil pendekatan eksperimental untuk membandingkan kinerja algoritma antara metode K-Nearest Neighbors (KNN) dengan Decision Tree dan menggunakan CRISP-DM sebagai alur penelitian dalam memprediksi kemenangan dalam permainan Mobile Legends[5].

3.1. Algoritma

Algoritma KNN dan Decision Tree akan diimplementasikan menggunakan perangkat lunak RapidMiner. KNN akan dikonfigurasi dengan parameter jumlah tetangga yang optimal, sedangkan Decision Tree akan disesuaikan dengan kedalaman dan kriteria pemisahan yang sesuai.

a. KNN

Metode kNN adalah strategi untuk mencari kasus dengan menghitung kolelasi antara kasus baru dengan kasus lama. K-nearest neighbor (kNN) tergolong kelompok instance-based learning[4]. Rumus metode kNN dapat dilihat dari persamaan

$$dEuclidian(x, y) = \sqrt{\sum_i (x_i - y_i)^2}$$

b. Algoritma Decision Tree

Algoritma Decision Tree bisa dikatakan adalah pohon keputusan. Pohon keputusan berguna untuk mengeksplorasi data, menemukan tersembunyi antara sejumlah variable input dan variable target yang akan diuji. Algoritma decision tree masuk kedalam supervised learning. Sejumlah data latih bisa disediakan untuk membangun metode dengan nilai-nilai variabel target[4]. Persamaan (1) adalah rumus *information gain*

$$Gain(S, A) = H(S) - \sum_{v \in V} H(S_v)$$

Keterangan :

A : atribut

|S_v| : nilai v untuk jumlah sampel

|S| : jumlah sampel untuk data seluruhnya

Entropi adalah keberagaman suatu data. Pada persamaan (2) merupakan rumus entropi :

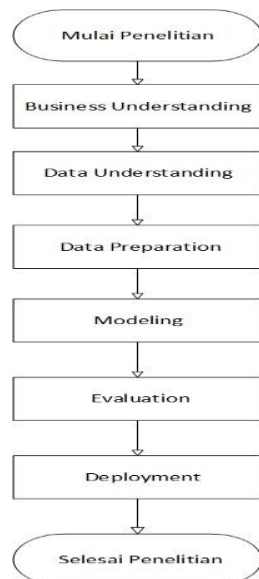
$$Entropy(S) = -\sum p \log_2 p$$

Dimana :

p_i = porsi atau rasio antara jumlah sampel kelas i dengan jumlah semua sampel pada himpunan data

3.2. CRISP-DM

CRISP-DM adalah metode data mining standar yang dikembangkan pada tahun 1996 di Eropa CRISP-DM mempunyai 6 langkah proses[11] yaitu:



Gambar 1. Langkah-langka CRISP-DM

a. *Business Understanding*

Peneliti melakukan Identifikasi masalah dan tujuan yang ingin dicapai. Inti permasalahan penelitian ini adalah *draftpick*. Karena membutuhkan tim yang bagus untuk memenangkan pertandingan. Jadi penulis ingin memprediksi pertandingan MPL Season 13

b. *Data Understanding*

Di tahap ini, Peneliti mengidentifikasi data. Tahap ini bertujuan untuk mengumpulkan data yang dibutuhkan pada penelitian. Pertandingan MPL Indonesia Season 13 menjadi data yang akan digunakan. Dapat dilihat pada Tabel 1. Merupakan dataset yang diperoleh dari pertandingan MPL Indonesia Season 13 dari Platform Youtube dan dataset kaggle dengan total record berjumlah 1871 record.

Tabel 1. Dataset MPL S13

TEAM	HERO	DEFENSE	OFFENSE	SKILL EFFECT	DIFFICULTY	KET
GEEK	HARITH	SEDANG	KUAT	SEDANG	SEDANG	VICTORY
GEEK	LING	SEDANG	KUAT	SEDANG	SEDANG	VICTORY
GEEK	BARATS	SEDANG	SEDANG	LEMAH	LEMAH	VICTORY
GEEK	FARIMAS	SEDANG	SEDANG	SEDANG	LEMAH	VICTORY
GEEK	HELCURT	SEDANG	KUAT	KUAT	SEDANG	VICTORY
GEEK	BAXIA	KUAT	SEDANG	SEDANG	SEDANG	VICTORY
RRQ	MINOTAUR	KUAT	SEDANG	SEDANG	LEMAH	DEFEAT
RRQ	ESNERALDA	SEDANG	SEDANG	SEDANG	SEDANG	DEFEAT
RRQ	VALENTINA	LEMAH	KUAT	KUAT	KUAT	DEFEAT
RRQ	ROGER	SEDANG	SEDANG	SEDANG	SEDANG	DEFEAT
GEEK	ANGELA	SEDANG	LEMAH	SEDANG	SEDANG	VICTORY
RRQ	BAXIA	KUAT	SEDANG	SEDANG	SEDANG	DEFEAT
GEEK	HARITH	SEDANG	KUAT	SEDANG	SEDANG	VICTORY
GEEK	HELCURT	SEDANG	KUAT	KUAT	SEDANG	VICTORY
RRQ	RUBY	KUAT	SEDANG	SEDANG	SEDANG	DEFEAT
RRQ	THAMUZ	SEDANG	KUAT	KUAT	SEDANG	DEFEAT
RRQ	KARRIE	LEMAH	KUAT	SEDANG	SEDANG	DEFEAT
RRQ	LUO YI	SEDANG	SEDANG	KUAT	SEDANG	DEFEAT
RRQ	FREDRIN	KUAT	SEDANG	LEMAH	SEDANG	DEFEAT
....						

c. *Persiapan Data (Data Preparation)*

Persiapan seleksi data untuk siap di uji di algoritma Knn dan decision tree. Pada Gambar 2 dataset siap di uji.

Row No.	KET	TEAM	HERO	defense	offense	skill_effect	difficulty
1	VICTORY	GEEK	HARITH	SEDANG	SEDANG	KUAT	KUAT
2	VICTORY	GEEK	LING	SEDANG	KUAT	SEDANG	KUAT
3	VICTORY	GEEK	BARATS	SEDANG	SEDANG	SEDANG	LEMAH
4	VICTORY	GEEK	FARIMAS	SEDANG	SEDANG	SEDANG	SEDANG
5	VICTORY	GEEK	HELCURT	SEDANG	KUAT	SEDANG	SEDANG
6	DEFEAT	RRQ	BAXIA	KUAT	SEDANG	SEDANG	SEDANG
7	DEFEAT	RRQ	MINOTAUR	KUAT	SEDANG	SEDANG	LEMAH
8	DEFEAT	RRQ	ESMERALDA	SEDANG	SEDANG	SEDANG	LEMAH
9	DEFEAT	RRQ	VALENTINA	LEMAH	LEMAH	KUAT	KUAT
10	DEFEAT	RRQ	ROGER	SEDANG	SEDANG	SEDANG	SEDANG
11	VICTORY	GEEK	ANGELA	SEDANG	LEMAH	KUAT	LEMAH
12	VICTORY	GEEK	BAXIA	KUAT	SEDANG	SEDANG	SEDANG
13	VICTORY	GEEK	HARITH	SEDANG	SEDANG	KUAT	KUAT
14	VICTORY	GEEK	HELCURT	SEDANG	KUAT	SEDANG	SEDANG
15	VICTORY	GEEK	RUBY	KUAT	LEMAH	SEDANG	SEDANG
16	DEFEAT	RRQ	THAMUZ	SEDANG	SEDANG	SEDANG	SEDANG
17	DEFEAT	RRQ	MATHILDA	SEDANG	SEDANG	KUAT	KUAT
18	DEFEAT	RRQ	KARRIE	LEMAH	KUAT	SEDANG	KUAT
19	DEFEAT	RRQ	LUO YI	LEMAH	LEMAH	SEDANG	KUAT
20	DEFEAT	RRQ	FREDRIN	KUAT	KUAT	LEMAH	SEDANG

Gambar 2. Dataset siap uji

d. *Pemodelan (Modeling)*

Peneliti melakukan pengujian yang dijalankan model knn dan decision tree. Dan Hasil yang diperoleh dari hasil pertandingan "VICTORY" atau "DEFEAT"

e. *Evaluasi (Evaluation)*

Pada tahap evaluasi, dilakukan analisis terhadap hasil prediksi dari model KNN dan Decision Tree untuk menilai kinerja masing-masing model.

f. *Deklarasi Implementasi (Deployment)*

Pada tahap ini, hasil implementasi model akan didokumentasikan dalam bentuk jurnal ilmiah. Proses akhir yang mendetail, yang menjelaskan metode, hasil, dan temuan dari pemodelan prediksi kemenangan di MPL Season 13 Mobile Legends.

3.3. Confussion Matrix

Confussion Matrix adalah tabel yang digunakan untuk menggambarkan kinerja model klasifikasi dengan membandingkan prediksi model terhadap nilai aktual. Dapat dilihat di tabel 2.

Tabel 2 .Confusion Matrix

Confussion Matrix		Kelas Prediksi	
		Victory	Defeat
Kelas Asli	Victory	TP	FN
	Defeat	FP	TN

Keterangan :

TN(True Negative): Jumlah data yang benar diprediksi sebagai Defeat.

FP(False Positive) : Jumlah data yang salah diprediksi sebagai Victory.

FN(False Negative): Jumlah data yang salah diprediksi sebagai Defeat.

TP (True Positive): Jumlah data yang benar diprediksi sebagai Victory.

dengan persamaan rumus rumus untuk menghitung nilai accuracy, precision, dan recall :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian yg dilakukan optimalisasi dan perbandingan antara algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dan Decision Tree untuk memprediksi kemenangan dalam MPL Season 13 Mobile Legends. Bertujuan memberikan wawasan tentang penggunaan algoritma KNN dan Decision Tree dalam memprediksi kemenangan di MPL Season 13.

4.1. Penjelasan Data

Pada tahap ini peneliti melakukan pengumpulan data , di mana data yang relevan dikumpulkan dari berbagai sumber untuk membangun dataset yang akan digunakan dalam analisis. Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini di dari dataset <https://www.kaggle.com/> dan mereview ulang pertandingan MPL Season 13 di ada di platform YouTube. Dapat di lihat di Tabel 3 .Terdapat 7 parameter sebagai penentuan prediksi pertandingan yaitu:

Tabel 3 .Parameter

Data	Ket	Type	Kategory
Tim	Nama-nama tim	Polynomial	
Haro	Nama-nam hero	Polynomial	
Defense	Lemah Sedang Kuat	Polynomial	
Offense	Lemah Sedang Kuat	Polynomial	
Skill_effect	Lemah Sedang Kuat	Polynomial	
Difficulty	Lemah Sedang Kuat	Polynomial	
Ket	VICTORY DEFEAT	Binominal	Label

4.2. Data Preparation

Data yang diperoleh dibagi menjadi dua yaitu datatraining dan datatesting. Perbandingan rasio yang dipakai 80% untuk datatraining dan 20% untuk datatesting.

a. Datatraining

Datatraining adalah data yang mempunyai atribut label, yang digunakan komputer untuk mengenal dan memahami data sehingga menghasilkan model . Dapat dilihat pada Tabel 4 merupakan sebuah data yang akan gunakan sebagai datatraining.

b. Tabel 4. Datatraining

TEAM	HERO	DEFENSE	OFFENSE	SKILL EFFECT	DIFFICULTY	KET
GEEK	HARITH	SEDANG	KUAT	SEDANG	SEDANG	VICTORY
GEEK	LING	SEDANG	KUAT	SEDANG	SEDANG	VICTORY
GEEK	BARATS	SEDANG	SEDANG	LEMAH	LEMAH	VICTORY
GEEK	FARIMAS	SEDANG	SEDANG	SEDANG	LEMAH	VICTORY
GEEK	HELCURT	SEDANG	KUAT	KUAT	SEDANG	VICTORY
GEEK	BAXIA	KUAT	SEDANG	SEDANG	SEDANG	VICTORY
RRQ	MINOTAUR	KUAT	SEDANG	SEDANG	LEMAH	DEFEAT
RRQ	ESNERALDA	SEDANG	SEDANG	SEDANG	SEDANG	DEFEAT
RRQ	VALENTINA	LEMAH	KUAT	KUAT	KUAT	DEFEAT
RRQ	ROGER	SEDANG	SEDANG	SEDANG	SEDANG	DEFEAT
GEEK	ANGELA	SEDANG	LEMAH	SEDANG	SEDANG	VICTORY
RRQ	BAXIA	KUAT	SEDANG	SEDANG	SEDANG	DEFEAT
GEEK	HARITH	SEDANG	KUAT	SEDANG	SEDANG	VICTORY
GEEK	HELCURT	SEDANG	KUAT	KUAT	SEDANG	VICTORY
RRQ	RUBY	KUAT	SEDANG	SEDANG	SEDANG	DEFEAT

TEAM	HERO	DEFENSE	OFFENSE	SKILL EFFECT	DIFFICULTY	KET
RRQ	THAMUZ	SEDANG	KUAT	KUAT	SEDANG	DEFEAT
RRQ	KARRIE	LEMAH	KUAT	SEDANG	SEDANG	DEFEAT
RRQ	LUO YI	SEDANG	SEDANG	KUAT	SEDANG	DEFEAT
RRQ	FREDRIN	KUAT	SEDANG	LEMAH	SEDANG	DEFEAT
.....						

c. Datatesting

Datatesting adalah data yang mempunyai atribut label, yang digunakan komputer untuk mengenal dan

memahami data sehingga menghasilkan model . Dapat dilihat pada Tabel 5 merupakan sebuah data yang akan gunakan sebagai datatesting.

Tabel 5.DataTesting

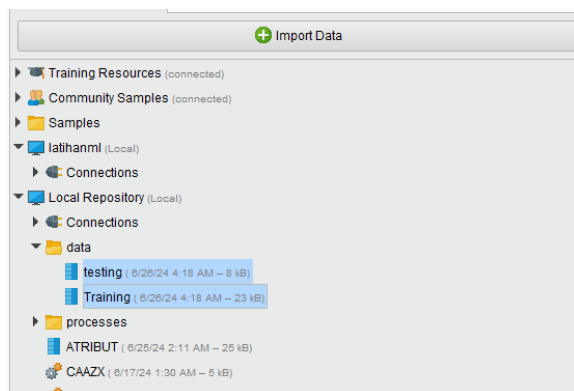
TEAM	HERO	DEFENSE	OFFENSE	SKILL EFFECT	DIFFICULTY	KET
GEEK	VEXANA	LEMAH	SEDANG	KUAT	SEDANG	VICTORY
GEEK	RUBY	KUAT	LEMAH	SEDANG	SEDANG	VICTORY
GEEK	FREDRIN	KUAT	LEMAH	SEDANG	SEDANG	VICTORY
GEEK	KARRIE	LEMAH	KUAT	SEDANG	KUAT	VICTORY
GEEK	FLORYN	SEDANG	LEMAH	LEMAH	SEDANG	VICTORY
RRQ	ARLOT	KUAT	SEDANG	KUAT	SEDANG	DEFEAT
RRQ	YUZHONG	KUAT	SEDANG	KUAT	SEDANG	DEFEAT
RRQ	AKAI	KUAT	SEDANG	SEDANG	SEDANG	DEFEAT
RRQ	LUO YI	LEMAH	LEMAH	KUAT	SEDANG	DEFEAT
RRQ	ROGER	SEDANG	SEDANG	SEDANG	SEDANG	DEFEAT
TLID	BAXIA	KUAT	SEDANG	SEDANG	SEDANG	DEFEAT
TLID	GROCK	LEMAH	SEDANG	SEDANG	SEDANG	DEFEAT
TLID	KARRIE	LEMAH	SEDANG	SEDANG	SEDANG	DEFEAT
TLID	BENEDETA	SEDANG	SEDANG	SEDANG	SEDANG	DEFEAT
.....						

4.3. Modeling

Pada tahap ini peneliti mengimplementasikan menggunakan rapid miner .

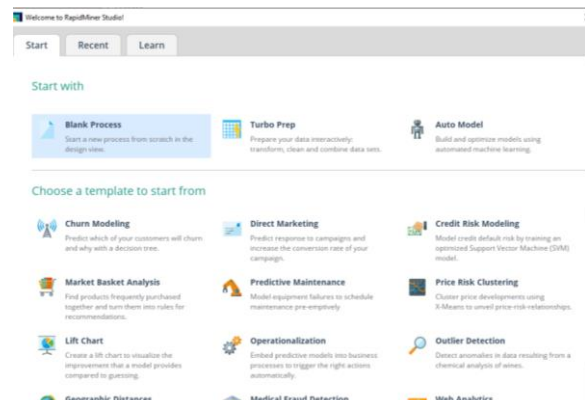
a. Persiapan Data

Data yang sudah dibagi menjadi data training dan data testing diimpor ke dalam RapidMiner ,Dapat di lihat di Gambar 3.



Gambar 3. Import Data

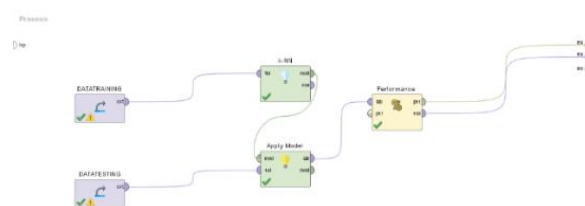
Setelah data di import ,Buat proses baru dengan mengklik “Blank Process” dapat di lihat di gambar 4.



Gambar 4.Blank process

b. Optimalisasi Algoritma Knn

Pada perhitungan *accuracy* menggunakan metode perhitungan K-nearest Neighbor diperoleh hasil akurasi sebesar 75.00% . Dapat dilihat pada Gambar 5, dilakukan tahapan perhitungan,dan pada gambar 6 merupakan hasil yang di perolehnya.



Gambar 5.Perhitungan KNN dengan Rapid Miner

Row No.	KEY	prediction...	confusion...	confusion...	TEAM	HERO	defense	offense	skill_effect	difficulty
1	VICTORY	VICTORY	0.903	0.397	GEEN	VEHANA	LEMAH	SEDANG	KUAT	SEDANG
2	VICTORY	VICTORY	0.925	0.375	GEEN	RUBEN	KUAT	LEMAH	SEDANG	SEDANG
3	VICTORY	VICTORY	0.789	0.211	GEEN	FREDRICK	KUAT	LEMAH	SEDANG	SEDANG
4	VICTORY	DEFEAT	0.183	0.817	GEEN	KARINE	LEMAH	KUAT	SEDANG	KUAT
5	VICTORY	VICTORY	1	0	GEEN	FLORINA	SEDANG	LEMAH	KUAT	LEMAH
6	DEFEAT	DEFEAT	0.441	0.559	RIRI	ARLOT	KUAT	SEDANG	KUAT	SEDANG
7	DEFEAT	DEFEAT	0.408	0.592	RIRI	YUSKONG	KUAT	SEDANG	KUAT	SEDANG
8	DEFEAT	DEFEAT	0.417	0.583	RIRI	HAU	KUAT	SEDANG	SEDANG	LEMAH
9	DEFEAT	DEFEAT	0.296	0.704	RIRI	LUCY Y	LEMAH	LEMAH	SEDANG	KUAT
10	DEFEAT	VICTORY	0.506	0.506	RIRI	ROGER	SEDANG	SEDANG	SEDANG	SEDANG
11	DEFEAT	DEFEAT	0.375	0.625	TLO	BANJA	KUAT	SEDANG	SEDANG	SEDANG
12	DEFEAT	VICTORY	0.583	0.417	TLO	GROCK	KUAT	SEDANG	SEDANG	LEMAH
13	DEFEAT	DEFEAT	0.167	0.833	TLO	KARINE	LEMAH	KUAT	SEDANG	KUAT
14	DEFEAT	DEFEAT	0.480	0.520	TLO	BRANDISTA	SEDANG	SEDANG	SEDANG	SEDANG
15	DEFEAT	DEFEAT	0.406	0.594	TLO	NOCHRA	LEMAH	LEMAH	SEDANG	SEDANG
16	VICTORY	DEFEAT	0.254	0.756	EVOS	LUCY Y	LEMAH	LEMAH	SEDANG	KUAT
17	VICTORY	VICTORY	0.500	0.500	EVOS	ROGER	SEDANG	SEDANG	SEDANG	SEDANG
18	VICTORY	DEFEAT	0.385	0.615	EVOS	YUSKONG	KUAT	SEDANG	KUAT	SEDANG
19	VICTORY	VICTORY	0.583	0.417	EVOS	HAU	KUAT	SEDANG	SEDANG	LEMAH
20	VICTORY	VICTORY	0.887	0.113	EVOS	YORREAL	KUAT	LEMAH	SEDANG	LEMAH

Gambar 6. Hasil Knn

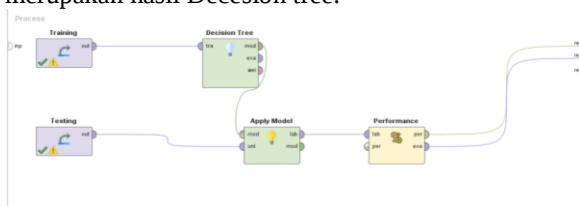
Dapat dilihat pada Tabel 6, merupakan confusion matrix yang diperoleh.

Tabel 6. Confution Matrix Algoritma KNN

accuracy: 75.00%			
	true VICTORY	true DEFEAT	class precision
pred VICTORY	7	2	77.78%
pred DEFEAT	3	8	72.73%
class recall	70.00%	80.00%	

c. Optimalisasi Algoritma Decision Tree

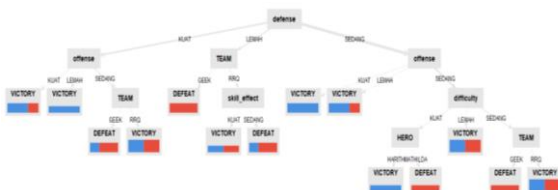
Pada perhitungan *accuracy* menggunakan metode perhitungan K-nearset Neighbor diperoleh hasil akurasi sebesar 50.00% . Dapat dilihat pada Gambar 7, dilakukan tahapan perhitungan, dan pada gambar 8 merupakan hasil Decesion tree.



Gambar 7 Perhitungan Decision tree dengan Rapid Miner

Table 7. Confution Matrix Algoritma Decision tree

accuracy: 50.00%			
	true VICTORY	true DEFEAT	class precision
pred VICTORY	4	4	50.00%
pred DEFEAT	6	6	50.00%
class recall	40.00%	60.00%	



Gambar 8. Hasil Decision Tree

4.4. Evaluation

a. Algoritma Knn

Tabel 8. Confution Matrix Algoritma KNN

Confusion Matrix		Kelas Prediksi	
		Victory	Defeat
Kelas Asli	Victory	7	2
	Defeat	3	8

Keterangan dari tabel 8:

- Jumlah data awal Victory dan diperkirakan Win adalah 7.
- Jumlah data awal Defeat dan diperkirakan Defeat adalah 8.
- Jumlah data awal Victory dan diperkirakan Defeat adalah 3.
- Jumlah data awal Defeat dan diperkirakan

Victory adalah 2

Evaluasi untuk model ini memakai nilai akurasi error.

Akurasi dari model yaitu :

$$Accuracy = \frac{7 + 8}{7 + 8 + 3 + 2} = 75\%$$

$$Accuracy\ error = \frac{3 + 2}{3 + 2 + 7 + 8} = 25\%$$

b. Algoritma Decision Tree

Tabel 9. Confution Matrix Decision Tree

Confusion Matrix		Kelas Prediksi	
		Victory	Defeat
Kelas Asli	Victory	4	4
	Defeat	6	6

Keterangan dari tabel 9:

- Jumlah data awal Victory dan diperkirakan Win adalah 4.
- Jumlah data awal Defeat dan diperkirakan Defeat adalah 6.
- Jumlah data awal Victory dan diperkirakan Defeat adalah 6.
- Jumlah data awal Defeat dan diperkirakan

Victory adalah 4

Evaluasi untuk model ini memakai nilai akurasi error.

Akurasi dari model yaitu :

$$Accuracy = \frac{4 + 6}{4 + 6 + 6 + 4} = 50\%$$

$$Accuracy\ error = \frac{6 + 4}{6 + 4 + 4 + 6} = 50\%$$

Hasil dari setiap model akan dibandingkan untuk menentukan metode mana yang lebih baik untuk memprediksi metode mana yang baik untuk menentukan kemenangan. Lihat tabel 10 perbandingan untuk masing-masing tabel berikut:

Tabel 10 .Nilai Accuracy Setiap Algoritma

Algoritma	Accuracy	Error
Knn ,K=5	75%	25%
Decision Tree	50%	50%

Berdasarkan tabel di atas, kita dapat menarik beberapa:

- Knn (K=5) memiliki nilai accuracy sebesar 75%, yang berarti model ini dapat memprediksi kemenangan dengan tingkat

keakuratan 75%. Error-nya adalah 25%, yang menunjukkan bahwa model ini salah dalam 25% dari prediksinya.

- b. Decision Tree memiliki nilai accuracy sebesar 50%, yang berarti model ini dapat memprediksi kemenangan dengan tingkat keakuratan 50%. Error-nya adalah 50%, yang menunjukkan bahwa model ini salah dalam 50% dari prediksinya

Dari hasil di atas, dapat dilihat bahwa Knn (K=5) memiliki performa yang lebih baik dibandingkan dengan Decision Tree dalam memprediksi kemenangan, karena memiliki nilai accuracy yang lebih tinggi dan error yang lebih rendah.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil perbandingan menunjukkan bahwa algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dengan parameter K=5 memiliki tingkat akurasi sebesar 75% dan tingkat kesalahan sebesar 25% dalam memprediksi kemenangan di MPL Season 13 Mobile Legend, sementara Decision Tree memiliki tingkat akurasi sebesar 50% dan tingkat kesalahan sebesar 50%. Hasil ini menunjukkan bahwa, dalam hal ini, KNN lebih unggul daripada Decision Tree dalam memprediksi kemenangan. Secara umum, hasil ini mengindikasikan bahwa penerapan algoritma KNN mungkin merupakan pilihan yang lebih baik untuk memprediksi kemenangan di MPL Season 13 Mobile Legend. Meskipun Decision Tree juga memberikan hasil yang dapat diterima, peningkatan performa dapat dicapai dengan mengubah parameter atau menggunakan teknik preprocessing data yang lebih canggih untuk meningkatkan akurasi prediksi. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk melakukan percobaan lebih lanjut dengan berbagai parameter KNN, seperti mengubah nilai K atau menggunakan teknik seleksi fitur. Selain itu, eksplorasi penggunaan ensemble learning atau teknik machine learning lainnya dapat menjadi langkah yang menarik dalam konteks prediksi kompetisi permainan seperti MPL untuk mengintegrasikan kelebihan dari berbagai jenis algoritma.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Info Sport, "Apa Itu Mobile Legends?," <https://kumparan.com/info-sport/apa-itu-mobile-legends-ini-cara-memainkannya-1w6HO5wK6gh/full>.
- [2] kontributor Wikipedia, "MPL Indonesia," https://id.wikipedia.org/wiki/MPL_Indonesia.
- [3] S. Widaningsih, "PERBANDINGAN METODE DATA MINING UNTUK PREDIKSI NILAI DAN WAKTU KELULUSAN MAHASISWA PRODI TEKNIK INFORMATIKA DENGAN ALGORITMA C4.5, NAÏVE BAYES, KNN DAN SVM," *Jurnal Tekno Insentif*, vol. 13, no. 1, pp. 16–25, Apr. 2019, doi: 10.36787/jti.v13i1.78.
- [4] A. Al Arif, M. Firdaus, Y. Maruhawa, S. AMIK Riau, and J. Purwodadi Panam, "SENTIMAS: Seminar Nasional Penelitian dan Pengabdian Masyarakat Comparison of Data Mining Methods for Predition of Rainfall with C4.5, Naïve Bayes, and KNN Algorithm Perbandingan Metode Data Mining untuk Prediksi Curah Hujan dengan Algoritma C4.5, Naïve Bayes, dan KNN." [Online]. Available: <https://journal.irpi.or.id/index.php/sentimas>
- [5] S. Amri, "Information Science and Library Perbandingan Kerangka Model Klasifikasi untuk Pemilihan Metode Kontrasepsi dengan Pendekatan CRIPS-DM Info Artikel _____ e-ISSN," vol. 1, no. 1, pp. 14–23, 2020, doi: 10.26623/jisl.v1i1.
- [6] S. Bayulianto, I. Purnamasari, and M. Jajuli, "PREDIKSI TINGKAT KEMENANGAN MOBILE LEGENDS PROFESIONAL LEAGUE INDONESIA SEASON 9 DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES," *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 8, no. 2, pp. 538–550, May 2023, doi: 10.29100/jipi.v8i2.3562.
- [7] N. IBRAHIM, T. F. BACHERAMSYAH, B. HIDAYAT, and S. DARANA, "Pengklasifikasian Grade Telur Ayam Negeri menggunakan Klasifikasi K-Nearest Neighbor berbasis Android," *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, vol. 6, no. 2, p. 288, Jul. 2018, doi: 10.26760/elkomika.v6i2.288.
- [8] Reyvan Maulid, "RapidMiner : Tools Data Science Andalan Data Experts," <https://dqlab.id/rapidminer--tools-data-science-andalan-data-experts>.
- [9] S. Jasmine Putri, Q. Attaqwa, and A. Pratama, "SENTIMAS: Seminar Nasional Penelitian dan Pengabdian Masyarakat Classification Determining Employee Data Work Schedules Using C4.5 and K-Nearest Neighbor Algorithm Klasifikasi Menentukan Jadwal Kerja Data Karyawan Menggunakan Algoritma C4.5 dan K-nearest Neighbor." [Online]. Available: <https://journal.irpi.or.id/index.php/sentimas>
- [10] O. Kristanto, "Meta Insights: Analyzing Hero Performance in Mobile Legends with K-Nearest Neighbors," *Advance Sustainable Science, Engineering and Technology*, vol. 6, no. 2, p. 02402016, Apr. 2024, doi: 10.26877/asset.v6i2.18360.
- [11] NICK HOTZ, "Apa itu CRISP DM?," <https://www.datascience-pm.com/crisp-dm-2/>.