

BAB 2. TINJAUAN TEORI

Pada bab ini memberikan gambaran mengenai teori atau penelitian terdahulu terkait dengan penelitian yang dilakukan.

2.1 Kajian Literatur

Dalam melaksanakan penelitian ini, penulis mengambil acuan pada referensi penelitian yang telah dahulu dilaksanakan dengan tujuan untuk membandingkan dan sebagai referensi.

Penelitian pertama dilakukan oleh Muhammad Ainul Yaqin dkk. dengan judul “Optimasi Pemilihan Posisi Terbaik Pemain Muda Pada Game Football Manager 2018 Dengan Metode Naïve Bayes” di tahun 2019 (Yaqin & Humami, 2019). Kelompok peneliti tersebut menggunakan metode *naïve bayes* pada dataset atribut pemain klub Liverpool FC yang bermain di Premier League untuk menentukan posisi ideal pemain. Pengujian dilakukan berupa simulasi pertandingan pada game Football Manager 2018. Di penelitian ini memiliki batasan masalah dengan hanya menggunakan pemain yang berusia di bawah 30 tahun. Kelompok peneliti menemukan 5 pemain yang mendapatkan posisi ideal yang berbeda dari posisi alami. Lalu kelompok peneliti ini menguji metode tersebut melalui 5 pertandingan yang telah dilakukan dengan membandingkan kenaikan rating pada 5 pemain dengan dua kondisi berbeda, yaitu posisi alami dan posisi yang ditentukan dengan *naïve bayes*. Persentase kenaikan rata-rata rating dari kedua kondisi tersebut didapatkan 8,7% metode *naïve bayes* lebih besar dari posisi alami.

Penelitian selanjutnya berjudul “Penggunaan Metode Profile Matching Dan Naïve Bayes Untuk Menentukan Starting Eleven Pada Sepak Bola” oleh Fabio Fahri Pratama dan Youllia Indrawaty Nurhasanah pada tahun 2020 (Pratama & Nurhasanah, 2020). Pada penelitian ini menggunakan dua metode yaitu *profile matching* sebagai klasifikasi posisi *role* yang ideal untuk para pemain dan *naïve bayes* sebagai pemilihan pemain untuk *starting eleven* dari

hasil klasifikasi metode *profile matching*. Media penelitian yang digunakan adalah game Football Manager, namun penulis tidak memberi keterangan versi atau tahun ke berapa yang digunakan. Penelitian ini menggunakan klub Manchester United FC sebagai subjek penelitian. Batasan masalah pada penelitian ini menggunakan jumlah 20 pemain tanpa memasukan pemain posisi penjaga gawang sebagai obyek penelitian. Pada penerapan metode *profile matching* menggunakan nilai input dataset atribut pemain sehingga hasil rekomendasi posisi ideal pemain didapatkan 13 pemain dari 20 pemain yang ditempatkan di posisi ideal yang sama dengan posisi alaminya. Dengan kata lain, tingkat akurasi antara posisi alami pemain dengan metode *profile matching* dalam menentukan posisi ideal pemain mencapai persentase 65%. Proses dilanjutkan menggunakan nilai input dataset kondisi kebugaran, *match fitness*, dan moral pemain untuk menentukan pemain mana yang terbaik dalam *starting eleven* dengan metode *naïve bayes*. Kelompok peneliti ini mensimulasikan percobaan dengan jumlah 10 pertandingan. Hasil yang didapatkan persentase rata-rata rating tim rekomendasi lebih besar dari persentase rata-rata rating tim *default* dengan rata-rata kenaikannya sebesar 0,98%.

Dan terakhir, penelitian yang dilakukan oleh Kevin Sander Utomo dan Trianggoro Wiradinata memiliki judul “Optimal Playing Position Prediction in Football Matches: A Machine Learning Approach” yang dibuat pada tahun 2023 (Utomo & Wiradinata, 2023). Penelitian ini bertujuan untuk membantu para manajer sepak bola dalam menentukan dan memprediksi posisi bermain yang optimal bagi para pemain, seperti penjaga gawang, pemain bertahan, pemain tengah, pemain tengah bertahan, pemain tengah menyerang, dan pemain penyerang sayap berdasarkan atribut-atribut yang dimiliki. Penelitian ini menggunakan data yang diambil secara manual dari sebuah situs sepak bola menggunakan Octoparse 8.0 untuk menganalisa statistik pemain. Data tersebut kemudian digunakan untuk membuat model prakiraan *machine learning* yang dimodelkan menggunakan berbagai algoritma klasifikasi, seperti *k-nearest neighbor* (KNN), *naïve bayes*, *support vector machine*, *decision tree*, dan *random forest*. Model tersebut dikodekan menggunakan bahasa pemrograman

Python dan berbagai studi pustaka *machine learning* dan *data science*. Hasilnya menunjukkan bahwa algoritma *decision tree* memiliki akurasi dan *f1-score* tertinggi yaitu 76% dan 75%, sedangkan *naïve bayes* memiliki akurasi dan *f1-score* terendah yaitu 69%. Evaluasi ini memprioritaskan validasi dan penyaringan algoritma yang memiliki overfitting, seperti yang terlihat pada algoritma KNN dan *support vector machine*. Model yang terbentuk dalam penelitian ini dapat digunakan sebagai alat untuk prediksi, membantu manajer sepak bola, pelatih tim, dan pemain individu untuk mengenali kinerja pemain relatif terhadap posisi mereka. Hal ini dapat membantu tim mendapatkan tipe pemain tertentu untuk mengisi kekurangan sistematis dalam daftar pemain yang ada.

2.2 Football Manager

Football Manager adalah seri *game* simulasi manajemen sepak bola yang sangat mendalam dan populer (Hobson, 2020). Dikembangkan oleh Sports Interactive dan diterbitkan oleh SEGA, *game* ini memungkinkan pemain untuk merasakan bagaimana rasanya menjadi seorang manajer atau pelatih kepala klub sepak bola profesional. Pemain akan membuat semua keputusan strategis dan manajerial yang memengaruhi performa tim di dalam dan di luar lapangan. Dimulai dari merancang strategi permainan, formasi tim, instruksi pemain, dan gaya bermain untuk setiap pertandingan. Pemain bisa mengatur jadwal dan jenis latihan untuk meningkatkan kemampuan individu pemain. Tak hanya pemain sepak bola, pemain akan merekrut dan mengelola staf kepelatihan, tim medis, pencari bakat, dan direktur olahraga untuk membantu Anda menjalankan klub serta keuangan anggaran klub.

2.3 Atribut Pemain Sepak Bola Di Football Manager

Football Manager adalah *game* simulasi berdasarkan angka biner dan ditentukan oleh kondisi logika sederhana. Pada dasarnya, Football Manager hanyalah permainan angka. Masukkan angka yang lebih baik dan pemain akan

menang. Ini membuat pemahaman tentang hubungan atribut sangat penting. Inilah alasan utama mengapa banyak pemula mengalami kesulitan. Mereka terjun ke dalam kreasi taktis eksotis tanpa mempertimbangkan bobot yang dimainkan oleh atribut dalam *game*.

Terdapat 36 atribut dalam pemain sepak bola dengan dibagi menjadi Technical, Mental, dan Physical (Singh, 2023).

2.3.1. Technical Attributes

Technical attributes memiliki 2 jenis atribut yaitu. Goalkeeping untuk kiper dan Outfield untuk pemain yang posisinya selain kiper. Atribut Goalkeeping terdiri dari; *Aerial Ability, Command of Area, Communication, Handling, Kicking, Reflexes, Punching (Tendency), Rushing Out (Tendency), One on One, Throwing*. Sedangkan atribut Outfield terdiri dari; *Corners, Crossing, Dribbling, Finishing, First Touch, Free Kick Taking, Heading, Long Shots, Long Throws, Marking, Passing, Penalty Taking, Tackling, Technique*.

2.3.2. Mental Attributes

Pada atribut Mental terdiri dari; *Aggression, Anticipation, Bravery, Composure, Concentration, Decisions, Determination, Flair, Leadership, Off The Ball, Positioning, Teamwork, Vision, dan Work Rate*.

2.3.3. Physical Attributes

Pada atribut *Physical* terdiri dari; *Acceleration, Agility, Balance, Jumping, Natural Fitness, Pace, Stamina, dan Strength*.

2.4 Naïve Bayes

Naïve Bayes adalah salah satu algoritma klasifikasi yang diselesaikan secara statistik (Bustami, 2013). Algoritma klasifikasi ini dapat memprediksi probabilitas keanggotaan suatu kelas pada suatu objek dengan ciri-ciri yang termasuk dalam kelompok atau kelas didasarkan pada teorema probabilitas

Bayes. Asumsi yang digunakan untuk algoritma klasifikasi *naïve bayes* adalah ada atau tidak ada ciri tertentu dari sebuah kelas tidak ada hubungannya dengan ciri dari kelas lainnya. Algoritma *naïve bayes* memiliki 3 jenis model yang sering digunakan yaitu *Gaussian Naïve Bayes*, *Multinomial Naïve Bayes* dan *Bernoulli Naïve Bayes*. Teorema *naïve bayes* menyatakan bahwa suatu probabilitas berdasarkan kepercayaan, teorema ini memprediksi probabilitas di masa depan berdasarkan pengalaman pada masa sebelumnya. Teorema Naïve Bayes bisa dilihat pada rumus di bawah ini :

$$P(C | F_1, \dots, F_n) = \frac{P(C)P(F_1 \dots F_n|C)}{P(F_1 \dots F_n)}$$

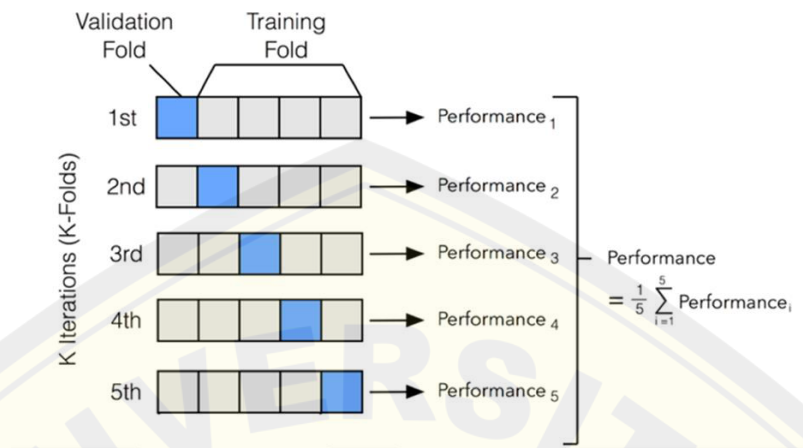
Berdasarkan rumus di atas peluang masuknya sampel karakteristik tertentu dalam kelas *C* (*Posterior*) adalah peluang munculnya kelas *C* (sebelum masuknya sampel tersebut, seringkali disebut *prior*), dikali dengan peluang kemunculan karakteristik karakteristik sampel pada kelas *C* (disebut juga *likelihood*), dibagi dengan peluang kemunculan karakteristik karakteristik sampel secara global (disebut juga *evidence*). Penjabaran lebih lanjut rumus di atas dengan menjabarkan $(C|F_1 \dots F_n)$ menggunakan aturan perkalian sebagai berikut:

$$\begin{aligned} P(C|F_1, \dots, F_n) &= P(C)P(F_1 \dots F_n|C) \\ &= P(C)P(F_1|C)P(F_2, \dots, F_n|C, F_1) \\ &= P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3, \dots, F_n|C, F_2) \\ &= P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1) P(F_3|C, F_1, F_2) P(F_4, \dots, F_n|C, F_1, F_2, F_3) \\ &= P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1) P(F_3|C, F_1, F_2) \dots P(F_n|C, F_1, F_2, F_3 \dots F_{n-1}) \end{aligned}$$

2.5 Pengujian Data Dengan Cross Validation

Cross validation merupakan metode statistik yang digunakan untuk mengevaluasi keakuratan kinerja model di mana data dibagi menjadi dua subset yaitu data proses pembelajaran (data latih) dan data validasi (data uji). *Cross validation* disebut juga *K-fold validation*, menggunakan data latih yang berbeda dan data uji yang berbeda. Pada **Gambar 2.1**, Nilai *k* menunjukkan berapa

banyak literasi dan berapa banyak data akan dibagi menjadi bagian-bagian kecil untuk mengevaluasi model yang telah dibangun (Yunardi & Dina, 2022).



Gambar 2. 1 Contol Model Metode *Cross Validation* (Yunardi & Dina, 2022)