

**PENERAPAN METODE *SMART* UNTUK MENDUKUNG
PEMILIHAN PEMAIN PADA *GAME FANTASY PREMIERE
LEAGUE***



Disusun Oleh:

N a m a : Bima Chandra Winata

NIM : 19523041

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA – PROGRAM SARJANA
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA**

2023

HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PEMBIMBING

**PENERAPAN METODE *SMART* UNTUK MENDUKUNG
PEMILIHAN PEMAIN PADA *GAME FANTASY PREMIERE
LEAGUE***

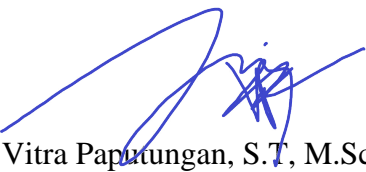
TUGAS AKHIR



الجمهورية الإسلامية الإندونيسية

Yogyakarta, 02 Januari 2023

Pembimbing,


(Irving Vitra Papatungan, S.T, M.Sc., Ph.D)

HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PENGUJI

**PENERAPAN METODE *SMART* UNTUK MENDUKUNG
PEMILIHAN PEMAIN PADA *GAME FANTASY PREMIERE
LEAGUE***

TUGAS AKHIR

Telah dipertahankan di depan sidang penguji sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer dari Program Studi Informatika – Program Sarjana di Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia

Yogyakarta, 21 Agustus 2023

Tim Penguji

Irving Vitra Papatungan, S.T., M.Sc.,
Ph.D.



Anggota 1

DR. Syarif Hidayat, S.Kom., M.I.T.



Anggota 2

Sheila Nurul Huda S.Kom., M.CS.



Mengetahui,

Ketua Program Studi Informatika – Program Sarjana

Fakultas Teknologi Industri

Universitas Islam Indonesia



(Dhomas Hatta Fudholi, S.T., M.eng., Ph.D.)

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Bima Chandra Winata

NIM : 19523041

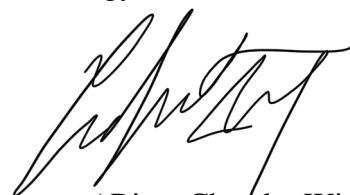
Tugas akhir dengan judul:

**PENERAPAN METODE *SMART* UNTUK MENDUKUNG
PEMILIHAN PEMAIN PADA *GAME FANTASY PREMIERE
LEAGUE***

Menyatakan bahwa seluruh komponen dan isi dalam tugas akhir ini adalah hasil karya saya sendiri. Apabila di kemudian hari terbukti ada beberapa bagian dari karya ini adalah bukan hasil karya sendiri, tugas akhir yang diajukan sebagai hasil karya sendiri ini siap ditarik kembali dan siap menanggung risiko dan konsekuensi apapun.

Demikian surat pernyataan ini dibuat, semoga dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Yogyakarta, 02 Januari 2023



(Bima Chandra Winata)

HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdulillah rabbil'alamin, puji syukur kupanjatkan kepada Allah SWT. Tuhan semesta alam, Tuhan yang maha Esa, Tuhan yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang. Segala puji kuucapkan kepadaMu, karena atas rahmat dan izinmu, aku bisa menyelesaikan tugas akhir ini. Shawalat beserta salam tidak lupa kita curahkan kepada Nabi kita yakni Muhammad SAW dengan mengucapkan *Allahumma Sholli Ala Sayyidina Muhammad wa ala alihi washobihi ajma'in*. Tidak lupa rasa terimakasih juga ku berikan sebesar-besarnya kepada kedua orang tua yang suda berjuang sehingga saya sebagai anak layak mendapatkan pendidikan yang terbaik di Universitas Islam Indonesia dan bisa menyelesaikan tugas akhir ini.

HALAMAN MOTO

"Jangan menjadi orang yang merasa pintar, tapi tetaplah jadi orang yang pintar merasa."

Sebuah kalimat yang selalu saya pegang dalam hidup. Sebuah kalimat yang akan selalu membuat saya untuk tetap terus banyak belajar dan tidak merasa sombong dengan ilmu yang saya miliki saat ini, dan juga bisa lebih memahami dan menghargai pendapat orang lain.

"Ilmu itu lebih baik daripada harta. Ilmu menjaga engkau, dan engkau menjaga harta. Ilmu itu penghukum dan antara terhukum. Harta itu kurang apabila dibelanjakan, tapi ilmu bertambah apabila dibelanjakan."

(Sayyidina Ali bin Abi Thalib)

KATA PENGANTAR

Puji Syukur kehadirat Allah SWT, Tuhan Yang Maha Esa, atas segala rahmat dan hidayah-Nya sehingga saya dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik. Skripsi ini berjudul “Penerapan Metode *Smart* Untuk Mendukung Pemilihan Pemain Pada *Game Fantasy Premiere League*” adalah salah satu syarat untuk menyelesaikan program sarjana Informatika di Universitas Islam Indonesia

Penulisan Skripsi ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak. Oleh karena itu, saya ingin mengucapkan rasa terima kasih sebesar-besarnya kepada:

1. Allah SWT yang telah memberikan kesehatan, kewarasan, rahmat, dan juga hidayahnya sehingga penulis bisa menyelesaikan tugas akhir ini.
2. Kedua orang tua yang sudah berjuang sehingga penulis bisa mendapatkan pendidikan yang layak.
3. Seluruh keluarga dan teman-teman yang telah memberikan dukungan serta motivasi sehingga saya dapat menyelesaikan skripsi ini.
4. Bapak Dr. Raden Teduh Dirgahayu, S.T., M.Sc., selaku ketua Jurusan Informatika.
5. Bapak Dhomas Hatta Fudholi, S.T., M.Eng., Ph.D., selaku ketua Prodi Informatika.
6. Bapak Irving V Papatungan, S.T., M.Sc., Ph.D selaku Dosen Pembimbing yang telah memberikan bimbingan sehingga saya dapat menyelesaikan skripsi ini.
7. Ibu Sri Mulyati, S.Kom., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing Akademik.
8. Bapak Ibu Dosen yang tidak dapat penulis sebutkan seluruhnya. Terimakasih telah memberikan ilmu selama penulis berkuliah.
9. Sahabat-sahabat terdekat penulis terutama Fadil, Paldo, Gemei, Vindo, Luh dan Ardi teman-teman yang lain yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Skripsi ini masi jauh dari kata sempurna, oleh karena itu saran dan kritik yang membangun sangat diharapkan demi perbaikan dimasa yang akan datang. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca dan user *Fantasy Premiere League*.

Yogyakarta, 02 Januari 2023

(Bima Chandra Winata)

SARI

Perkembangan teknologi telah merambah fans sepakbola melalui kehadiran gim sepak bola fantasi seperti Fantasy Premier League (FPL). Gim ini memberikan kesempatan kepada para fans untuk menjadi manajer tim, mengelola pemain-pemain Liga Inggris, dan berkompetisi di dunia nyata dalam menerapkan analisis dan pengambilan keputusan untuk memenangkan poin sebanyak mungkin. Dalam permainannya, Fantasy Premier League memungkinkan para fans sepakbola untuk memilih 15 pemain dari berbagai klub di Liga Primer Inggris dan membagi mereka ke dalam setiap posisi sesuai pemain, dan membentuk tim layaknya pertandingan sepakbola pada dunia nyata. Dalam pemilihan pemain Fantasy Premier League, terdapat banyak faktor yang perlu dipertimbangkan dalam memilih pemain seperti harga, performa pemain selama bertanding, dan statistik pemain selama laga berlangsung. Dengan adanya berbagai faktor tersebut, perlu adanya sistem pendukung keputusan pemilihan pemain yang dapat memberikan rekomendasi terhadap pemain berdasarkan harga, performa pemain selama bertanding, dan statistik pemain selama laga berlangsung. Dalam pengembangan sistem pendukung keputusan, perlu adanya metode yang digunakan untuk memberikan rekomendasi terkait pemilihan pemain pada sistem. Dengan adanya metode yang digunakan, akan memudahkan sistem untuk melakukan perhitungan terhadap rekomendasi sesuai kebutuhan yang diperlukan oleh para pemain Fantasy Premier League. Metode SMART adalah metode yang menggabungkan beberapa atribut dan digunakan untuk memberikan bobot pada setiap atribut berdasarkan tingkat kepentingannya dan kemudian melakukan perbandingan relatif antara pemain-pemain berdasarkan atribut-atribut tersebut. Dengan menggunakan sistem keputusan pemilihan pemain menggunakan metode SMART, para pemain Fantasy Premier League bisa mendapatkan rekomendasi pemain sesuai kebutuhan yang diperlukan dalam menghadapi berbagai pertandingan Fantasy Premier League.

Kata kunci: *Fantasy Premier League*, Sistem Pendukung Keputusan, Metode *SMART*, Sistem Rekomendasi Pemilihan Pemain.

GLOSARIUM

<i>Assists</i>	Kontribusi pemain ketika seorang pemain memberikan umpan kepada rekan setimnya yang kemudian mencetak gol.
Bobot	Nilai yang menunjukkan tingkat kepentingan relatif dari suatu faktor atau kriteria dalam pengambilan keputusan.
<i>Defenders</i>	<i>Defenders</i> merupakan posisi dalam sepakbola yang bertugas melindungi area pertahanan dan mencegah tim lawan untuk mencetak gol.
<i>Forwards</i>	<i>Forwards</i> merupakan posisi dalam sepakbola yang bertujuan untuk mencetak gol. <i>Forwards</i> berada di area gawang lawan dan bertugas untuk menciptakan ruang dan mencetak gol.
FPL	Sebuah permainan fantasi yang memungkinkan para pemain untuk memilih dan mengelola tim sepak bola mereka sendiri sesuai dengan kebutuhan para pemain dalam Liga Primer Inggris.
<i>Game</i>	Permainan atau aktivitas yang dilakukan untuk hiburan atau kompetisi.
<i>Goal</i>	Skor yang tercipta ketika bola berhasil melewati garis gawang lawan dan masuk ke dalam gawang, menghasilkan poin untuk tim pemain yang mencetaknya.
<i>Goalkeepers</i>	<i>Goalkeepers</i> merupakan posisi dalam sepakbola yang bertugas menjaga gawang dan mencegah bola masuk ke dalam gawang.
Kriteria	Faktor-faktor yang digunakan sebagai dasar atau pedoman dalam pengambilan keputusan atau evaluasi.
<i>Midfielders</i>	<i>Midfielder</i> merupakan posisi dalam sepakbola yang berperan sebagai penghubung antara <i>Defenders</i> dan <i>Forwards</i> serta memberikan umpan bagi <i>Forwards</i> untuk melakukan tugasnya.
<i>SMART</i>	Metode yang menggabungkan beberapa atribut untuk menghasilkan data yang diperlukan.

SPK Sistem yang dirancang untuk membantu pengambilan keputusan dengan menyediakan informasi, pemodelan data, dan alat analisis yang diperlukan.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PEMBIMBING.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PENGUJI.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR.....	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
HALAMAN MOTO	vi
KATA PENGANTAR	vii
SARI	viii
GLOSARIUM.....	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR GAMBAR	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	16
1.1 Latar Belakang.....	16
1.2 Rumusan Masalah	18
1.3 Batasan Masalah.....	18
1.4 Tujuan Penelitian.....	18
1.5 Manfaat Penelitian.....	18
1.6 Metode Penelitian.....	19
BAB II LANDASAN TEORI.....	20
2.1 <i>Fantasy Premier League</i>	20
2.2 Sistem Pendukung Keputusan	21
2.2.1 Pengertian Sistem Pendukung Keputusan.....	21
2.2.2 Komponen Sistem Pendukung Keputusan.....	22
2.3 Metode <i>SMART</i>	23
2.3.1 Pengertian <i>Simple Multi-Attribute Rating Technique (SMART)</i>	23
BAB III PERANCANGAN SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN MENGGUNAKAN METODE SMART	24
3.1 Pengumpulan Data	25
3.2 Penentuan Kriteria.....	28
3.3 Penentuan Nilai Parameter Untuk Setiap Kriteria.....	35
3.3.1 Penentuan Nilai Kriteria Terhadap Alternatif di Setiap Posisi	35

3.4	Penentuan Nilai <i>Utility</i>	37
3.4.1	Perhitungan Normalisasi Data Pada Metode <i>SMART</i>	37
3.5	Penentuan Nilai Akhir	38
3.5.1	Perhitungan Nilai akhir pada metode <i>SMART</i>	39
3.6	Implementasi Metode <i>SMART</i> pada Sistem menggunakan <i>Framework Laravel</i>	39
3.7	Pengujian	39
3.7.1	Pengujian Terhadap Nilai Bobot yang berbeda pada Setiap Kriteria	40
3.7.2	Pengujian Terhadap Jumlah Data yang berbeda	43
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		44
4.1	Hasil Perhitungan Metode <i>SMART</i>	44
4.1.1	Perhitungan Normalisasi Data pada Alternatif yang dikumpulkan	44
4.1.2	Hasil Perhitungan Nilai Akhir Pada Metode <i>SMART</i>	46
4.2	Hasil Implementasi Sistem	48
4.2.1	Halaman <i>Dashboard</i>	48
4.2.2	Halaman Data Pemain dengan Posisi <i>Forwards</i>	48
4.2.3	Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi <i>Forwards</i>	49
4.2.4	Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi <i>Forwards</i>	50
4.2.5	Halaman Data Pemain dengan Posisi <i>Midfielders</i>	50
4.2.6	Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi <i>Midfielders</i>	51
4.2.7	Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi <i>Midfielders</i>	52
4.2.8	Halaman Data Pemain dengan Posisi <i>Defenders</i>	52
4.2.9	Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi <i>Defenders</i>	53
4.2.10	Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi <i>Defenders</i>	54
4.2.11	Halaman Data Pemain dengan Posisi <i>Goalkeepers</i>	54
4.2.12	Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi <i>Goalkeepers</i>	55
4.2.13	Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi <i>Goalkeepers</i>	56
4.3	Pengujian Terhadap Nilai Bobot yang berbeda pada Setiap Kriteria.....	56
4.3.1	Hasil Pengujian terhadap Alternatif <i>Forwards</i>	56
4.3.2	Hasil Pengujian terhadap Alternatif <i>Midfielders</i>	58
4.3.3	Hasil Pengujian terhadap Alternatif <i>Defenders</i>	59
4.3.4	Hasil Pengujian terhadap Alternatif <i>Goalkeepers</i>	60
4.4	Pengujian Terhadap Jumlah Data yang berbeda	62
4.4.1	Hasil Pengujian terhadap Alternatif <i>Forwards</i>	62
4.4.2	Hasil Pengujian terhadap Alternatif <i>Midfielders</i>	63

4.4.3 Hasil Pengujian terhadap Alternatif <i>Defender</i>	64
4.5 Evaluasi Terhadap Kinerja pemain yang dipilih	65
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	66
5.1 Kesimpulan.....	66
5.2 Saran.....	67
DAFTAR PUSTAKA	68
LAMPIRAN.....	71

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Data Alternatif Pemain dari berbagai tim	25
Tabel 3.2 Kriteria <i>Forwards</i>	30
Tabel 3.3 Kriteria <i>Midfielders</i>	32
Tabel 3.4 Kriteria <i>Defenders</i>	33
Tabel 3.5 Kriteria <i>Goalkeepers</i>	34
Tabel 3.6 Nilai Kriteria pada Alternatif <i>Forwards</i>	36
Tabel 3.7 Nilai Kriteria pada Alternatif <i>Midfielders</i>	36
Tabel 3.8 Nilai Kriteria pada Alternatif <i>Defenders</i>	36
Tabel 3.9 Nilai Kriteria pada Alternatif <i>Goalkeepers</i>	37
Tabel 3.10 Perubahan nilai bobot pada alternatif <i>Forwards</i>	40
Tabel 3.11 Perubahan nilai bobot pada alternatif <i>Midfielder</i>	41
Tabel 3.12 Perubahan nilai bobot pada alternatif <i>Defender</i>	42
Tabel 3.13 Perubahan nilai bobot pada alternatif <i>Goalkeepers</i>	42
Tabel 4.1 Hasil normalisasi Data Pada Alternatif <i>Forwards</i>	44
Tabel 4.2 Hasil Normalisasi Data pada Alternatif <i>Midfielders</i>	44
Tabel 4.3 Hasil Normalisasi Data pada Alternatif <i>Defenders</i>	45
Tabel 4.4 Hasil Normalisasi data pada Alternatif <i>Goalkeepers</i>	45
Tabel 4.5 Hasil Akhir Perhitungan Pada Alternatif <i>Forwards</i>	46
Tabel 4.6 Hasil Akhir Perhitungan Alternatif <i>Midfielders</i>	46
Tabel 4.7 Hasil Akhir Perhitungan Alternatif <i>Defenders</i>	47
Tabel 4.8 Hasil Akhir Perhitungan Alternatif <i>Goalkeepers</i>	47
Tabel 4.9 Perbandingan dengan nilai kriteria berbeda dan hasil awal <i>Forwards</i>	57
Tabel 4.10 Perbandingan dengan nilai kriteria berbeda dan hasil awal <i>Midfielders</i>	58
Tabel 4.11 Perbandingan dengan nilai kriteria berbeda dan hasil awal <i>Defenders</i>	59
Tabel 4.12 Perbandingan dengan nilai kriteria berbeda dan hasil awal <i>Goalkeepers</i>	61
Tabel 4.13 Perbandingan Hasil Pengujian dan Hasil Awal <i>Forwards</i>	62
Tabel 4.14 Perbandingan Hasil Pengujian dan Hasil Awal <i>Midfielders</i>	63
Tabel 4.15 Perbandingan <i>Defender</i>	64

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Tahapan Metode <i>SMART</i>	24
Gambar 4.1 Hasil Implementasi Halaman <i>Dashboard</i>	48
Gambar 4.2 Hasil Implementasi Data Pemain dengan Posisi <i>Forwards</i>	49
Gambar 4.3 Hasil Implementasi Normalisasi Data Pada Pemain dengan posisi <i>Forwards</i>	49
Gambar 4.4 Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi <i>Forwards</i>	50
Gambar 4.5 Hasil Implementasi Data Pemain dengan Posisi <i>Midfielders</i>	51
Gambar 4.6 Hasil Implementasi Normalisasi Data Pada Pemain dengan posisi <i>Midfielders</i> .	51
Gambar 4.7 Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi <i>Midfielders</i>	52
Gambar 4.8 Hasil Implementasi Data Pemain dengan Posisi <i>Defenders</i>	53
Gambar 4.9 Hasil Implementasi Normalisasi Data Pada Pemain dengan posisi <i>Defenders</i> ...	53
Gambar 4.10 Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi <i>Defenders</i>	54
Gambar 4.11 Hasil Implementasi Data Pemain dengan Posisi <i>Goalkeepers</i>	55
Gambar 4.12 Hasil Implementasi Normalisasi Data Pada <i>Goalkeepers</i>	55
Gambar 4. 13 Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi <i>Goalkeepers</i>	56

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Olahraga merupakan kegiatan yang bertujuan untuk meningkatkan kemampuan fisik dan memberikan efek relaksasi bagi manusia. Pada sebagian orang olahraga dianggap menjadi salah satu hiburan, salah satunya adalah olahraga sepak bola. Sepak bola merupakan olahraga yang banyak diminati dan bisa dilakukan oleh sebagian orang (Mahfud et al., 2020). Hampir seluruh negara di dunia memainkan olahraga sepak bola. Bahkan setiap negara memiliki tim nasional masing-masing. Sepak bola membutuhkan strategi kerja sama tim dengan masing-masing tim beranggotakan 11 orang. Dalam penentuan kemenangan sepak bola dihitung berdasarkan kemampuan tim dalam mencetak gol yang berarti memasukkan bola ke gawang lawan (Aji & Hardika, 2023).

Olahraga, khususnya sepakbola, tidak dapat terlepas dari perkembangan teknologi yang terjadi saat ini. Perkembangan teknologi telah membawa transformasi dalam olahraga sepakbola, khususnya melalui *Game*, yang telah menjadi platform yang menghubungkan penggemar sepakbola dengan pengalaman interaktif yang menarik (Kismono & Dewi, 2021). Hasil perkembangan teknologi pada dunia sepakbola adalah dengan berkembangnya *Game Fantasy Premier League*.

Fantasy Premier League adalah sebuah *Game Online* yang populer di kalangan penggemar sepak bola. Pada game ini, para pemain dapat membuat tim impian mereka sendiri dengan memilih pemain dari klub-klub Liga Premier Inggris. Setiap pemain akan mendapatkan poin berdasarkan penampilan nyata pemain tersebut di pertandingan yang sebenarnya (Nugroho, 2021). *Fantasy Premier League* adalah contoh utama di mana teknologi telah memungkinkan penggemar sepak bola untuk terlibat secara langsung dalam mengelola tim mereka sendiri. Penggemar dapat membuat tim impian mereka, melakukan perubahan dan taktik selama musim. Mereka bersaing dengan penggemar lainnya dan mencoba memprediksi hasil pertandingan sebenarnya. *Game* ini memungkinkan penggemar untuk mengelola klub mereka sendiri dan mengambil keputusan strategis seperti merekrut pemain, menjual pemain, dan mengatur taktik tim (Rajesh et al., 2022).

Dalam *Fantasy Premier League*, terdapat banyak faktor yang perlu dipertimbangkan saat memilih pemain untuk tim. Faktor-faktor tersebut meliputi performa pemain, harga,

jadwal pertandingan, performa tim lawan, dan faktor lain yang dapat mempengaruhi penampilan pemain di lapangan (Bangdiwala et al., 2022). Para pemain *Fantasy Premier League* sering kali menghadapi keterbatasan waktu dan akses terhadap informasi yang akurat dan terkini. Mereka perlu mengumpulkan data dan menganalisisnya dengan cepat untuk membuat keputusan yang tepat dalam memilih pemain untuk tim mereka (Rajesh et al., 2022).

Dengan lebih dari 500 pemain yang tersedia untuk dipilih pada *Fantasy Premier League*, memilih pemain yang tepat untuk tim menjadi tugas yang menantang. Oleh karena itu, perlu adanya pengembangan sistem pendukung keputusan untuk memberikan rekomendasi pemilihan pemain dalam *Fantasy Premier League* (FPL). Sistem ini dirancang untuk membantu pengguna dalam membuat keputusan tentang pemilihan pemain dengan menganalisis kinerja masa lalu, cedera, dan faktor-faktor lain yang dapat mempengaruhi kinerja pemain di masa depan (P. Rifqi, 2022).

Dengan pengembangan sistem pendukung keputusan rekomendasi pemilihan pemain, pengguna *Fantasy Premier League* (FPL) dapat memperbaiki strategi mereka dan meningkatkan peluang mereka untuk mencapai kesuksesan dalam *game* ini. Oleh karena itu, banyak aplikasi dan situs web yang menawarkan sistem pendukung keputusan ini kepada pengguna *Fantasy Premier League* (FPL) (P. Rifqi, 2022).

Dalam pengembangan sistem pendukung keputusan, perlu adanya metode yang digunakan untuk memberikan rekomendasi terkait pemilihan pemain pada sistem. Dengan adanya metode yang digunakan, akan memudahkan sistem untuk melakukan perhitungan terhadap rekomendasi sesuai kebutuhan yang diperlukan oleh pengguna (Labolo, 2020).

Metode *SMART* (*Simple Multi Attribute Rating Technique*) adalah metode yang menggabungkan beberapa atribut untuk menghasilkan peringkat pemain yang objektif. *SMART* dapat digunakan untuk memberikan bobot pada setiap atribut berdasarkan tingkat kepentingannya dan kemudian melakukan perbandingan relatif antara pemain-pemain berdasarkan atribut-atribut tersebut (Magrisa et al., 2018). Metode digunakan sebagai pendekatan yang sistematis dalam mengembangkan sistem rekomendasi pemilihan pemain pada *Fantasy Premier League*, serta menyediakan rekomendasi yang dapat dicapai dan relevan dengan kebutuhan dan batasan waktu para pemain (Azhar, 2018).

Dengan menggunakan metode *SMART*, sistem rekomendasi pemilihan pemain pada *Game Fantasy Premier League* dapat memberikan rekomendasi sesuai factor yang menjadi kendala bagi kepada para pemain. Hal ini akan membantu meningkatkan pengalaman mereka

dalam memilih pemain dan meningkatkan performa tim fantasy mereka dalam permainan tersebut. Selain itu, teknologi yang digunakan dalam *Game* seperti *Fantasy Premier League* telah memperkaya pengalaman penggemar sepak bola dengan memberikan akses yang lebih luas terhadap informasi, interaksi dengan komunitas, dan pengalaman virtual yang mendalam dalam mengelola tim impian mereka.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana sistem rekomendasi dalam menentukan pilihan pemain pada *Game Fantasy Premier League*.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini untuk memperjelas gambaran terkait uraian sebelumnya, yaitu:

- a. Data yang digunakan untuk penelitian ini adalah bersumber dari situs *Game Fantasy Premier League*.
- b. Metode yang digunakan adalah metode SMART (Simple Multi Attribute Rating Technique).
- c. Hasil penelitian ini berupa rekomendasi dalam menentukan pemilihan pemain dan keputusan pemilihan pemain diserahkan kepada manajer.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah memberikan rekomendasi tentang sistem pemilihan pemain dalam sebuah tim pada *Game Fantasy Premier League*.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat pada penelitian ini sebagai berikut:

- a. Memberikan pandangan kepada pengguna *Game Fantasy Premier League* untuk memilih pemain dalam tim.
- b. Memberikan rekomendasi sistem pemilihan pemain guna mendapatkan nilai tertinggi dari setiap posisi.
- c. Meningkatkan kemampuan dalam mengatur strategi pada *Game Fantasy Premier League*.

1.6 Metodologi Penelitian

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah metode *SMART (Simple Multi Attribute Rating Technique)* berdasarkan data pemain di Fantasy Premiere league.

1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika dalam penelitian ini terbagi menjadi 5 bab. Penjelasan dari sistematika penulisan ini adalah sebagai berikut :

BAB I PENDAHULUAN

Bagian ini berisi pembahasan tentang latar belakang masalah yang dihadapi sehingga dilakukannya penelitian ini. Selain itu bagian ini juga memuat rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian dan manfaat penelitian.

BAB II LANDASAN TEORI

Bagian ini berisi tentang teori-teori dan penelitian yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan, serta teori pendukung yang menunjang dalam melakukan penelitian ini.

BAB III PERANCANGAN SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN MENGGUNAKAN METODE SMART

Bagian ini berisi tentang tahapan, metode, dan langkah-langkah yang dilakukan dalam proses untuk mendapatkan hasil penelitian yang diinginkan.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menjelaskan tentang hasil yang didapatkan dari pengolahan data dan pengujian.

BAB V KESIMPULAN

Bagian ini berisi seluruh rangkuman dari hasil penelitian yang dilakukan sehingga didapatkan kesimpulan penelitian. Bagian ini juga berisi saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya agar lebih baik

BAB II LANDASAN TEORI

2.1 *Fantasy Premier League*

Fantasy Premiere League (FPL) merupakan *game* fantasi sepakbola berbasis *online* yang dimainkan oleh penggemar sepakbola di seluruh dunia. Dalam *game* ini, pemain membuat tim impian mereka sendiri dengan memilih pemain dari semua tim yang berpartisipasi di Liga Premier Inggris. Pemain memilih tim dengan anggaran terbatas dan mencoba untuk mencetak poin sebanyak mungkin dengan memilih pemain yang berkinerja baik dalam pertandingan sebenarnya. Setiap pemain mendapatkan poin berdasarkan kinerja mereka dalam pertandingan seperti mencetak gol, memberikan assist, dan melakukan penyelamatan. *Fantasy Premiere League* biasanya dimulai pada awal musim Liga Premier Inggris dan berlangsung sepanjang musim, dengan pemain dapat membuat perubahan tim mereka setiap minggu untuk mencoba dan meningkatkan skor mereka. *Gim* ini sangat populer di kalangan penggemar sepak bola dan dapat menjadi cara yang menyenangkan untuk mengikuti musim di Liga Premier Inggris dan bersaing dengan penggemar sepak bola lainnya di seluruh dunia (Rajesh et al., 2022).

Fantasy Premier League (FPL) adalah sebuah gim berbasis olahraga fantasi yang memungkinkan para fans sepak bola untuk menjadi manajer sebuah tim dan bersaing dengan fans lainnya di seluruh dunia dalam sebuah liga fantasi. Tujuan dari *Fantasy Premiere League* adalah menyusun tim yang mampu mengumpulkan poin sebanyak mungkin dalam 38 pekan pertandingan Liga Inggris. Para peserta diharuskan menyusun kesebelasan tim fantasi yang berasal dari para peserta Liga Primer Inggris. Gim ini memungkinkan para manajer untuk memilih 15 pemain dari berbagai klub yang berlaga di pentas Premier League. Dari 15 pemain yang dipilih terbagi menjadi 4 kategori posisi, masing masing 2 penjaga gawang (goalkeeper), 5 pemain bertahan (defender), 5 pemain tengah (midfielder), dan 3 pemain depan (striker). Manajer akan diberikan modal awal untuk memilih pemain sebesar £100. Total harga dari 15 pemain yang terpilih tidak boleh melebihi modal yang diberikan. Setiap manajer diberikan kebebasan dalam menentukan formasi dengan aturan jumlah penjaga gawang maksimal satu orang dan jumlah pemain di lapangan termasuk penjaga gawang maksimal 11 orang (Anshari & Anshari, 2023). Dalam *Fantasy Premiere League*, terdapat poin yang diberikan kepada setiap pemain berdasarkan performa pemain dalam pertandingan

sesungguhnya ketika menjalankan sebuah pertandingan pada Liga Premiere Inggris (P. Rifqi, 2022). Berikut merupakan kriteria pemberian pada fantasy Premiere League :

- a. Bermain sampai 60 menit, 1 poin
- b. Bermain selama 60 menit atau lebih, 2 poin
- c. Mencetak gol (*Goalkeepers* dan *Defenders*), 6 poin
- d. Mencetak gol (*Midfielders*), 5 poin
- e. Mencetak gol (*Forwards*), 4 poin
- f. Mencetak umpan, 3 poin
- g. Tidak kebobolan (*Goalkeepers* dan *Defenders*), 4 poin
- h. Tidak kebobolan (*Midfielders*), 1 poin
- i. Setiap 3 penyelamatan (*Goalkeepers*), 1 poin
- j. Penyelamatan pinalti, 5 poin
- k. Pinalti gagal, -2 poin
- l. Bonus poin untuk pemain terbaik pertandingan, 1-3 poin
- m. Setiap 2 kebobolan (*Goalkeepers* dan *Defenders*), -1 poin
- n. Kartu kuning, -1 poin
- o. Kartu merah, -3 poin
- p. Gol bunuh diri, -2 poin

2.2 Sistem Pendukung Keputusan

2.2.1 Pengertian Sistem Pendukung Keputusan

Sistem pendukung keputusan adalah sebuah sistem informasi interaktif yang dirancang untuk membantu pengambilan keputusan dalam situasi yang semiterstruktur maupun tidak terstruktur. SPK menyediakan informasi yang relevan, pemodelan data, dan kemampuan untuk memanipulasi data dengan tujuan menghasilkan keputusan yang lebih baik (Waruwu & Nasution, 2020).

Sistem Pendukung Keputusan atau *Decision Support System* merupakan sistem yang memanfaatkan teknologi komputer untuk membantu manusia dalam mengambil sebuah keputusan agar mendapatkan keuntungan yang diinginkan (Azhar, 2018). Sistem Pendukung keputusan bukanlah sebuah sistem yang mutlak, melainkan hanya sebagai media untuk

memberikan rekomendasi sebuah opsi dengan memberikan hasil dari kalkulasi data yang dimiliki untuk dijadikan acuan dalam mengambil sebuah keputusan.

Dalam suatu organisasi, pengambil keputusan dihadapkan pada berbagai masalah kompleks dan situasi yang memerlukan analisis data, evaluasi alternatif, dan penilaian dampak dari keputusan yang diambil. DSS hadir sebagai alat untuk membantu pengambil keputusan dalam memproses informasi yang relevan, melakukan analisis, dan menghasilkan rekomendasi yang lebih baik (Waruwu & Nasution, 2020).

SPK menyediakan informasi yang relevan, baik itu data historis, data terkini, atau proyeksi masa depan, yang dapat membantu manajer dalam memahami situasi dan konteks yang berkaitan dengan masalah yang dihadapi. SPK juga menyediakan alat pemodelan dan analisis, seperti metode statistik, model matematis, atau simulasi, untuk membantu manajer dalam menganalisis data, mengidentifikasi pola, dan menguji skenario alternatif (Beby Larasati et al., 2020).

2.2.2 Komponen Sistem Pendukung Keputusan

Menurut Syukron & Imam (2015) , Terdapat berbagai komponen untuk menerapkan Sistem Pendukung Keputusan, yaitu :

- a. Basis data, Tempat penyimpanan data yang relevan yang digunakan dalam proses pengambilan keputusan.
- b. Model, Representasi matematis atau statistik dari situasi atau masalah yang sedang dianalisis.
- c. Analisis Data, Penggunaan teknik analisis statistik atau metode lainnya untuk menggali informasi dari data yang ada.
- d. Interaksi Pengguna, Antarmuka yang memungkinkan pengguna berinteraksi dengan sistem dan mengakses informasi serta hasil analisis.
- e. Sistem Permodelan, Alat yang digunakan untuk membangun dan menganalisis model yang menggambarkan situasi atau masalah tertentu.
- f. Penyajian Informasi, Metode untuk menyajikan informasi, termasuk laporan, grafik, tabel, atau visualisasi data lainnya.

2.3 Metode *SMART*

2.3.1 Pengertian *Simple Multi-Attribute Rating Technique (SMART)*

Metode *SMART* dikembangkan oleh Edward pada tahun 1997 sebagai sebuah metode pengambilan keputusan multi-kriteria yang didasarkan pada teori bahwa setiap alternatif terdiri dari sejumlah kriteria yang memiliki nilai-nilai dan setiap kriteria memiliki bobot yang menggambarkan seberapa penting dibandingkan dengan kriteria lain (Waruwu & Nasution, 2020).

Metode *SMART (Simple Multi Attribute Rating Technique)* merupakan sebuah metode dalam pengambilan keputusan yang mempertimbangkan beberapa kriteria atau atribut yang berbeda yang digunakan untuk menyelesaikan masalah dengan kriteria ganda atau multi-kriteria (Surati et al., 2022). Metode *SMART* menggunakan model penjumlahan linear, di mana nilai keseluruhan dari alternatif dihitung dengan menjumlahkan nilai-nilai atribut yang ada. Metode ini membantu dalam membandingkan dan memilih alternatif berdasarkan kriteria yang telah ditentukan (Waas et al., 2022).

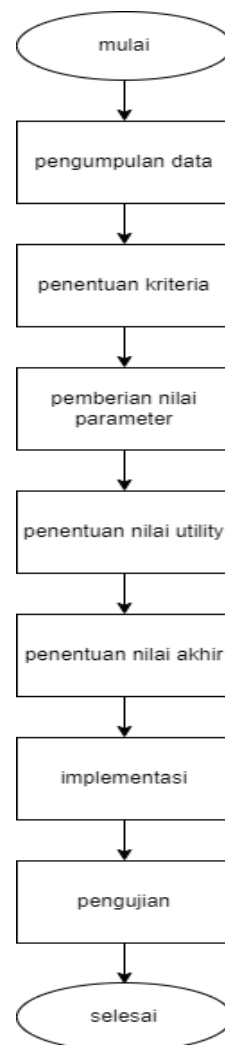
Langkah-langkah dalam penggunaan metode *SMART* meliputi penentuan kriteria atau atribut yang sesuai dengan kebutuhan data, memberikan bobot atau tingkat kepentingan pada setiap kriteria, menilai setiap alternatif berdasarkan kriteria yang telah ditentukan, menghitung nilai keseluruhan atau peringkat setiap alternatif dengan menggunakan model penjumlahan linear, dan memilih alternatif dengan nilai keseluruhan tertinggi sebagai solusi terbaik berdasarkan kriteria yang telah ditentukan (Yudi & Pertiwi, 2019).

Metode *SMART* dapat diterapkan untuk para *player fantasy premiere league* dalam mengambil keputusan untuk memaminkan pemain yang menurutnya layak dimainkan dengan berfokus pada berbagai kriteria seperti bagaimana metode *smart* digunakan. Dalam *game fantasy premiere league* terdapat 4 posisi yaitu penyerang, gelandang, bek, dan kiper. Conoth kasusnya adalah pengambilan keputusan untuk penyerang. Sebagai penyerang, daftar kriterianya adalah kriteria jumlah gol, kriteria jumlah assist, kriteria menit bermain, kriteria jumlah kartu. Sebagai penyerang, maka bobot kriteria tertinggi yg harus dimiliki oleh penyerang adalah kriteria jumlah gol.

BAB III

PERANCANGAN SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN MENGGUNAKAN METODE SMART

Pada bab ini akan dijelaskan tahapan yang akan dirancang untuk melakukan perancangan sistem rekomendasi penentuan keputusan, sistem yang dibangun yaitu sistem rekomendasi pemilihan pemain pada *Fantasy Premiere League* menggunakan metode *SMART* (*Simple Multi Attribute Rating Technique*). Menurut P. Goodwin & G. Wright (2004), terdapat tahapan yang harus dilakukan dalam menggunakan metode *SMART*. Tahapan metode *SMART* dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Tahapan Metode *SMART*

3.1 Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data merupakan tahap bagi peneliti untuk melakukan pengumpulan kebutuhan yang diperlukan dalam perhitungan metode *SMART*. Tahap ini memerlukan berbagai referensi untuk memenuhi standar yang dibutuhkan. Pada tahap ini, peneliti melakukan identifikasi berbagai pemain yang terdapat pada game *Fantasy Premiere League* dalam menentukan pemain yang akan dipilih. Data pemain bersumber pada situs <https://fantasy.premierleague.com/> dimana data berisi berbagai pemain dari tim yang bertanding pada *English Premiere League*. Para pemain dikategorikan berdasarkan 4 posisi yaitu *Goalkeepers*, *Defenders*, *Midfielders*, dan *Forwards*. Untuk pengambilan pemain dari berbagai tim sesuai posisi adalah 1 *Goalkeepers*, 3 *Defenders*, 3 *Midfielders*, dan 2 *Forwards*. Pengambilan pemain disesuaikan terhadap statistik jumlah laga yang dimainkan pada musim ini. Pengumpulan pemain sesuai dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Data Alternatif Pemain dari berbagai tim

<i>Klub</i>	<i>Nama Pemain</i>	<i>Posisi</i>	<i>Klub</i>	<i>Nama Pemain</i>	<i>Posisi</i>		
Arsenal	Aaron Ramsdale	Goalkeepers	Liverpool	Allison Becker	Goalkeepers		
	Gabriel Magalhes			Virgil Van Dijk		Defenders	
	Ben White	Defenders		Andrew Robertson			
	William Saliba			Trent Alexander Arnold			
	Bukayo Saka			Midfielders	Jordan Henderson	Midfielders	
	Martin Odegar	Harvey Elliot					
	Granit Xhaka	Forwards			Thiago Alcantara		
	Gabriel Martinelli			Mohammed Salah	Forward		
	Eddie Nketiah			Darwin Nunez			
	Aston Villa	Emiliano Martinez		Goalkeepers	Manchester City	Ederson Moraes	Goalkeepers
		Ezri Konza				Defenders	
Douglas Luiz			Nathan Ake				

	<i>Tyrone Mings</i>			<i>Ruben Dias</i>		
	<i>Emiliano Buendia</i>	<i>Midfielders</i>		<i>Kevin De Bruyne</i>	<i>Midfielders</i>	
	<i>Jacob Ramsey</i>			<i>Bernardo Silva</i>		
	<i>John McGinn</i>			<i>Phil Foden</i>		
	<i>Ollie Watkins</i>	<i>Forwards</i>		<i>Erling Haaland</i>	<i>Forwards</i>	
	<i>Leon Bailey</i>			<i>Julian Alvarez</i>		
<i>Bournemouth</i>	<i>Neto</i>	<i>Goalkeepers</i>	<i>Manchester United</i>	<i>David De Gea</i>	<i>Goalkeepers</i>	
	<i>Adam Smith</i>	<i>Defenders</i>		<i>Lisandro Martinez</i>	<i>Defenders</i>	
	<i>Marco Sensi</i>				<i>Raphael Varane</i>	
	<i>Chris Mepham</i>				<i>Luke Shaw</i>	
	<i>Jefferson Lema</i>	<i>Midfielders</i>			<i>Bruno Fernandes</i>	<i>Midfielders</i>
	<i>Philip Billing</i>				<i>Casemiro</i>	
	<i>Lewis Cook</i>				<i>Cristian Eriksen</i>	
	<i>Dominic Solanke</i>	<i>Forwards</i>			<i>Marcus Rashford</i>	<i>Forwards</i>
	<i>Kieffer Moore</i>				<i>Antony</i>	
<i>Brighton & Hove Albion</i>	<i>Robert Sanchez</i>	<i>Goalkeepers</i>	<i>Newcastle United</i>	<i>Nick Pope</i>	<i>Goalkeepers</i>	
	<i>Lewis Dunk</i>	<i>Defenders</i>		<i>Fabian Scharr</i>	<i>Defenders</i>	
	<i>Pervis Estupinan</i>				<i>Dan Burn</i>	
	<i>Joel Veltman</i>				<i>Kierran Trippier</i>	
	<i>Moises Caicedo</i>	<i>Midfielders</i>			<i>Jacob Murphy</i>	<i>Midfielders</i>
	<i>Pascal Gross</i>				<i>Joe Willock</i>	
	<i>Alexis Mac Allister</i>				<i>Miguel Almiron</i>	
	<i>Kaoru Mitoma</i>	<i>Forwards</i>			<i>Callum Wilson</i>	<i>Forwards</i>
	<i>Danny Welbeck</i>				<i>Alexander Isak</i>	
<i>Chelsea</i>	<i>Kepa Arrizabalaga</i>	<i>Goalkeepers</i>	<i>Nottingham Forest</i>	<i>Keylor Navas</i>	<i>Goalkeepers</i>	
	<i>Thiago Silva</i>	<i>Defenders</i>		<i>Neco Williams</i>	<i>Defenders</i>	
	<i>Kalidou Koulibaly</i>				<i>Joe Worall</i>	

	<i>Ben Chilwell</i>			<i>Serge Aurier</i>		
	<i>Mateo Kovacic</i>	<i>Midfielders</i>		<i>Ryan Yates</i>	<i>Midfielders</i>	
	<i>Conor Gallagher</i>			<i>Morgan Gibbs-White</i>		
	<i>Mason Mount</i>			<i>Orel Mangala</i>		
	<i>Kai Havertz</i>	<i>Forwards</i>		<i>Brennan Johnson</i>	<i>Forwards</i>	
	<i>Joao Felix</i>			<i>Taiwo Awoniyi</i>		
<i>Crystal palace</i>	<i>Vicente Guaita</i>	<i>Goalkeepers</i>	<i>Southampton</i>	<i>Gavin Bazunu</i>	<i>Goalkeepers</i>	
	<i>Tyrick Mitchell</i>	<i>Defenders</i>		<i>Kyle Walker-Peters</i>	<i>Defenders</i>	
	<i>Joachim Andersen</i>				<i>Romain Perraud</i>	
	<i>Joel Ward</i>				<i>Armel Bella-Kotchap</i>	
	<i>Michael Olise</i>	<i>Midfielders</i>		<i>James Ward-Prowse</i>	<i>Midfielders</i>	
	<i>Jeffrey Schlupp</i>				<i>Mohamed Elyounoussi</i>	
	<i>Eberechi Eze</i>				<i>Stuart Armstrong</i>	
	<i>Jordan Ayew</i>	<i>Forwards</i>		<i>Che Adams</i>	<i>Forwards</i>	
	<i>Wilfried Zaha</i>				<i>Sekou Mara</i>	
<i>Fulham</i>	<i>Bernd Leno</i>	<i>Goalkeepers</i>	<i>Tottenham Hotspurs</i>	<i>Hugo Lloris</i>	<i>Goalkeepers</i>	
	<i>Antonee Robinson</i>	<i>Defenders</i>		<i>Eric Dier</i>	<i>Defenders</i>	
	<i>Tim Ream</i>				<i>Ben Davies</i>	
	<i>Issa Diop</i>				<i>Cristian Romero</i>	
	<i>Harrison Reed</i>	<i>Midfielders</i>		<i>Pierre-Mile Hojberg</i>	<i>Midfielders</i>	
	<i>Joao Palhinha</i>				<i>Ivan Perisic</i>	
	<i>Andreas Pereira</i>				<i>Dejan Kulusevski</i>	
	<i>Boby Reid</i>	<i>Forwards</i>		<i>Harry Kane</i>	<i>Forwards</i>	
	<i>Alexander Mitrovic</i>				<i>Son Heung Min</i>	
<i>Leeds United</i>	<i>Illan Meslier</i>	<i>Goalkeepers</i>	<i>West Ham United</i>	<i>Lucasz Fabianski</i>	<i>Goalkeepers</i>	

	<i>Robin Koch</i>	<i>Defenders</i>		<i>Thilo Kehrer</i>	<i>Defenders</i>
	<i>Pascal Struijk</i>			<i>Emerson</i>	
	<i>Luke Ayling</i>			<i>Aaron Creswell</i>	
	<i>Jack Harrison</i>	<i>Midfielders</i>		<i>Declan Rice</i>	<i>Midfielders</i>
	<i>Brenden Aaronson</i>			<i>Tomas Soucek</i>	
	<i>Marc Roca</i>			<i>Lucas Paqueta</i>	
	<i>Rodrigo</i>	<i>Forwards</i>		<i>Jarrod Bowen</i>	<i>Forwards</i>
	<i>Patrick Bamford</i>			<i>Said Benrahma</i>	
<i>Leicester City</i>	<i>Danny Ward</i>	<i>Goalkeepers</i>	<i>Wolverhampton Wonders</i>	<i>Jose Sa</i>	<i>Goalkeepers</i>
	<i>Timothy Castagne</i>	<i>Defenders</i>		<i>Maximilian Kilman</i>	<i>Defenders</i>
	<i>Wout Faes</i>			<i>Nelson Semedo</i>	
	<i>Daniel Amartey</i>			<i>Nathan Collins</i>	
	<i>Harvey Barnes</i>	<i>Midfielders</i>		<i>Ruben Neves</i>	<i>Midfielders</i>
	<i>Youri Tielemans</i>			<i>Matheis Nunes</i>	
	<i>James Maddison</i>			<i>Daniel Podence</i>	
	<i>Jamie Vardy</i>	<i>Forwards</i>		<i>Adama Traore</i>	<i>Forwards</i>
	<i>Patson Daka</i>			<i>Hwang Hee-Chan</i>	

Tabel 3.1 merupakan tabel data dari berbagai pemain dari tim yang berlaga pada *English Premiere League*. Data pada tabel berdasarkan seberapa banyaknya pemain tampil dalam musim 2022/2023. Memilih jumlah penampilan pemain merupakan langkah awal pengambilan data karena dengan berpedoman jumlah penampilan, maka pelatih dari berbagai tim memiliki kepercayaan terhadap pemain tersebut. Tabel ini sebagai acuan data yang nantinya digunakan untuk pendukung pengambilan keputusan.

3.2 Penentuan Kriteria

Berdasarkan hasil diskusi yang telah dilakukan dengan dosen pembimbing dan penelitian dari sumber jurnal menunjukkan bahwa setiap posisi dalam sepakbola memiliki nilai tertinggi yang menjadi patokan untuk mengoptimalkan pengambilan keputusan yang akan dilakukan pada sistem. Hal ini menunjukkan bahwa setiap posisi memiliki peran dan kontribusi yang penting dalam tim.

Dalam upaya mengoptimalkan strategi pengambilan keputusan yang akan dilakukan pada sistem, peneliti menggunakan nilai tertinggi pada setiap posisi sebagai kriteria utama. Dengan memahami nilai tertinggi ini, sistem diharapkan dapat memberikan rekomendasi pemain sesuai dengan efektivitas dalam setiap posisi.

Hasil analisis ini memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang peran dan nilai penting setiap posisi dalam sepakbola. Dengan mempertimbangkan nilai tertinggi ini, tim dapat mengembangkan taktik dan formasi yang lebih efektif, serta mengoptimalkan penempatan pemain di lapangan.

Peneliti juga merujuk pada sumber jurnal yang memberikan data dan informasi yang mendukung analisis ini. Dengan mengambil informasi dari sumber yang terpercaya, hasil analisis menjadi lebih valid dan dapat dijadikan acuan sebagai kriteria dalam pengambilan keputusan.

Melalui diskusi dengan dosen pembimbing dan penelitian terhadap sumber jurnal, peneliti dapat menyimpulkan bahwa setiap posisi memiliki nilai tertinggi yang dijadikan patokan untuk mengoptimalkan strategi dalam sebuah pertandingan sepakbola sehingga peneliti mengambil nilai tersebut sebagai kriteria tertinggi pada setiap posisi dalam sepakbola, peneliti mendapatkan hasil analisis sebagai berikut:

Pada Posisi *Forwards*, bobot tertinggi dari kriteria *Forwards* merupakan Jumlah Gol. Dalam sepak bola, pemain penyerang atau forwards memiliki peran utama dalam mencetak gol dan menciptakan peluang bagi timnya. Oleh karena itu, bobot tertinggi diberikan pada kriteria jumlah gol untuk menilai efektivitas mereka dalam mencetak gol.

Pada Posisi *Midfielders*, bobot tertinggi dari kriteria *Midfielders* merupakan Umpan Trobosan. Gelandang atau *Midfielders* bertugas memberikan umpan trobosan yang terukur untuk menghasilkan assist kepada penyerang atau *Forwards*. Kemampuan *Midfielders* atau gelandang dalam memberikan umpan trobosan yang akurat dan tepat waktu sangat penting untuk membangun serangan timnya agar dapat menghasilkan gol bagi tim.

Pada Posisi *Defenders*, bobot tertinggi dari kriteria *Defenders* merupakan Takel Sukses. Bek-bek atau *Defenders* memiliki tugas menjaga daerah pertahanan tim dan menghadang serangan lawan dari sayap. Karena itu, bobot tertinggi diberikan pada kriteria takel sukses untuk menilai kemampuan bek atau Defenders dalam memenangkan duel-duel fisik melawan pemain lawan dan terhindar dari kebobolan.

Pada Posisi *Goalkeepers*, bobot tertinggi dari kriteria *Goalkeepers* merupakan Penyelamatan. Sebagai penjaga gawang atau *Goalkeepers*, tugas utama kipper atau

Goalkeepers adalah melakukan penyelamatan demi menjaga gawang agar tidak kebobolan gol. Oleh karena itu, bobot tertinggi diberikan pada kriteria penyelamatan guna mengevaluasi efektivitas kiper atau *Goalkeepers* dalam mencegah gol dari lawan.

Selain itu, dalam menentukan bobot yang lain, peneliti juga mempertimbangkan pengalaman peneliti sebagai pemain bola dan penggemar *Fantasy Premier League (FPL)*. Dalam FPL, performa individu pemain selama musim kompetisi menjadi faktor penting. Hal ini tercermin dalam statistik seperti jumlah gol, assist, *clean sheet* (untuk kiper dan bek), serta bonus point yang diberikan oleh FPL.

Dengan mempertimbangkan hasil diskusi dengan dosen pembimbing dan sumber jurnal, peneliti dapat menyajikan analisis yang lebih komprehensif tentang pentingnya nilai tertinggi pada setiap posisi dalam sepakbola dan implikasinya dalam mengoptimalkan pengambilan keputusan pada sisten Dengan demikian, analisis tersebut menggabungkan aspek teori dari sumber jurnal dengan pengalaman praktis peneliti sebagai pemain bola dan peminat FPL.

Penentuan kriteria merupakan data yang akan dijadikan sebagai tolak ukur bagi sistem dalam pengambilan keputusan (R. Tanti, 2021). Dalam pembuatannya, setiap kriteria mempunyai nilai dan jenis bobot sebagai penguat dalam pengambilan keputusan (H. Abdul, 2016). Untuk penentuan kriteria dengan bobot tertinggi mengutip dari jurnal Boy Diego ,2021 dan Habib ,2018 dimana setiap posisi memiliki tugas utama masing-masing. Untuk metode penentuan kriteria berdasarkan pada pengalaman peneliti dalam mengikuti kegiatan sepak bola dan bermain dalam *Fantasy Premiere League*. Setiap posisi memiliki kriteria dalam penentuan pemilihan pemain. Kriteria pemilihan *Forwards* terdapat pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Kriteria *Forwards*

No	Nama Kriteria	Nilai Bobot	Jenis Bobot
1	Jumlah Gol (F1)	25%	<i>Benefit</i>
2	Jumlah Assits (F2)	20%	<i>Benefit</i>
3	Jumlah <i>Shoot on Target</i> (F3)	15%	<i>Benefit</i>
4	Poin (F4)	15%	<i>Benefit</i>
5	Harga pada FPL (<i>Euro</i>) (F5)	15%	<i>Cost</i>
6	Jumlah Kartu (F6)	10%	<i>Cost</i>

Tabel 3.2 merupakan tabel Kriteria bagi pemain yang berposisi sebagai *Forwards*. Kriteria diatas diperlukan sebagai pendukung keputusan pemilihan pemain yang berposisi sebagai *Forwards*. Bobot tertinggi dimiliki oleh kriteria Jumlah Gol karena elemen penting bagi *Forwards* adalah mencetak gol. Berikut adalah alasan mengapa kriteria dalam pemilihan *Forwards* diberi bobot tertentu:

- a. Jumlah Gol (Bobot 25% - Bobot *Benefit*), Bobot yang tinggi diberikan pada kriteria jumlah gol karena *Forwards* merupakan pemain paling depan yang bertugas untuk menciptakan gol dan peluang sebanyak mungkin (Boy et al., 2021).
- b. Jumlah *Assists* (Bobot 20% - Bobot *Benefit*), Kriteria jumlah *assists* diberi bobot yang cukup tinggi karena *assists* menunjukkan kemampuan *Forwards* dalam memberikan umpan gol kepada rekan setimnya. *Assists* mencerminkan kemampuan *Forwards* untuk berkolaborasi dengan pemain lain dalam mencetak gol. Dengan memberikan bobot yang signifikan pada kriteria ini, kita dapat menilai kemampuan *Forwards* dalam memberikan kontribusi yang signifikan pada penyerangan tim.
- c. Jumlah *Shoot on Target* (Bobot 15% - Bobot *Benefit*), Kriteria jumlah *shoot on target* penting karena menunjukkan tingkat akurasi tembakan *Forwards* yang dapat mengancam pertahanan lawan. Jumlah *shoot on target* mencerminkan efisiensi *Forwards* dalam menciptakan peluang yang nyata untuk mencetak gol. Bobot yang diberikan pada kriteria ini memastikan penyerang yang memiliki tingkat akurasi tembakan yang tinggi mendapatkan perhatian lebih.
- d. Jumlah Poin FPL (Bobot 15% - Bobot *Benefit*), Kriteria jumlah poin FPL digunakan sebagai indikator kinerja dan popularitas *Forwards* di antara pengguna FPL. Bobot yang diberikan pada kriteria ini memperhitungkan keterlibatan *Forwards* dalam berbagai aspek permainan dan potensi untuk memberikan kontribusi yang signifikan.
- e. Harga pada FPL (Bobot 15% - Bobot *Cost*), Kriteria harga pada FPL digunakan untuk mengakomodasi faktor biaya atau keterbatasan biaya. Bobot yang diberikan pada kriteria ini memastikan bahwa pemilihan *Forwards* juga mempertimbangkan ketersediaan biaya tim. Hal ini penting terutama dalam situasi di mana tim memiliki keterbatasan biaya dan harus memilih *Forwards* dengan harga yang efisien.
- f. Jumlah Kartu (Bobot 10% - Bobot *Cost*), Kriteria jumlah kartu digunakan untuk mengukur disiplin pemain. Kartu kuning dan kartu merah dapat mempengaruhi kemampuan seorang penyerang untuk bermain penuh selama pertandingan atau periode waktu tertentu. Dengan memberikan bobot pada kriteria ini, tim dapat

mempertimbangkan risiko kartu sebagai faktor yang dapat mempengaruhi performa pemain.

Dengan memberikan bobot pada masing-masing kriteria, pemilihan penyerang dapat menjadi lebih terarah dan mempertimbangkan berbagai aspek penting dalam mengevaluasi performa dan kontribusi pemain. Untuk kriteria pemain yang berposisi sebagai *Midfielders* terdapat pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Kriteria *Midfielders*

No	Nama Kriteria	Nilai Bobot	Jenis Bobot
1	Umpan Trobosan (M1)	25%	<i>Benefit</i>
2	Jumlah <i>Assists</i> (M2)	20%	<i>Benefit</i>
3	<i>Interceptions</i> (M3)	15%	<i>Benefit</i>
4	Poin (M4)	15%	<i>Benefit</i>
5	Harga pada FPL (M5)	15%	<i>Cost</i>
6	Jumlah Kartu (M6)	15%	<i>Cost</i>

Tabel 3.3 merupakan tabel kriteria bagi pemain yang berposisi sebagai *Midfielders*. Kriteria diatas diperlukan sebagai pendukung keputusan pemilihan pemain yang berposisi sebagai *Midfielders*. Bobot tertinggi dimiliki oleh kriteria Umpan trobosan karena sebagai *Midfielders* diperlukan kemampuan umpan trobosan kepada *Forwards* dan juga untuk mengendalikan penguasaan bola bagi tim. Berikut adalah alasan mengapa kriteria dalam pemilihan *Midfielders* diberi bobot tersebut:

- a. Umpan Trobosan (Bobot 25% - Bobot Benefit), Bobot yang tinggi diberikan pada kriteria umpan trobosan karena *Midfielders* bertugas untuk memberikan umpan trobosan yang terukur agar menghasilkan *Assists* untuk *Forwards* (Boy et al., 2021).
- b. Jumlah *Assists* (Bobot 20% - Bobot Benefit), Kriteria jumlah assists diberi bobot yang cukup tinggi karena *assists* menunjukkan kemampuan *Midfielders* dalam memberikan umpan gol kepada rekan setimnya. *Assist* mencerminkan kemampuan *Midfielders* dalam berkolaborasi dengan rekan setimnya dan memberikan kontribusi langsung dalam mencetak gol. Bobot yang tinggi pada kriteria ini memastikan bahwa *Midfielders* yang memiliki kemampuan memberikan *assist* yang baik mendapatkan perhatian lebih.

- c. *Interceptions* (Bobot 15% - Bobot Benefit), Kriteria *interceptions* penting dalam penilaian *Midfielders* karena mencerminkan kemampuan *Midfielders* dalam menghentikan serangan lawan dengan mengintersep umpan-umpan lawan yang ditujukan ke area yang strategis. Bobot yang diberikan pada kriteria ini memastikan bahwa *Midfielders* yang memiliki kemampuan mengintersep umpan dengan efektif dapat memberikan kontribusi dalam mempertahankan pertahanan tim.

Dengan memberikan bobot pada masing-masing kriteria, pemilihan *Midfielders* dapat menjadi lebih terarah dan mempertimbangkan berbagai aspek penting dalam mengevaluasi performa dan kontribusi pemain. Untuk kriteria pemain yang berposisi sebagai *Defenders* terdapat pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4 Kriteria *Defenders*

No	Nama Kriteria	Nilai Bobot	Jenis Bobot
1	Takel Sukses (D1)	25%	<i>Benefit</i>
2	<i>Interceptions</i> (D2)	20%	<i>Benefit</i>
3	<i>Clearance</i> (D3)	15%	<i>Benefit</i>
4	Poin (D4)	15%	<i>Benefit</i>
5	Harga pada FPL (D5)	15%	<i>Cost</i>
6	Jumlah Kartu (D6)	10%	<i>Cost</i>

Tabel 3.4 merupakan tabel kriteria bagi pemain yang berposisi sebagai *Defenders*. Kriteria diatas diperlukan sebagai pendukung keputusan pemilihan pemain yang berposisi sebagai *Defenders*. Bobot tertinggi dimiliki oleh kriteria Takel sukses karena sebagai *Defenders* diperlukan agresivitas dalam perebutan dari pemain lawan dan menjaga bola sebelum sampai di area *Goalkeepers*. Berikut adalah alasan mengapa kriteria dalam pemilihan pemain *Defenders* diberi bobot tersebut:

- a. Takel Sukses (Bobot 25% - Bobot Benefit), Bobot yang tinggi diberikan pada kriteria takel sukses karena *Defenders* bertugas menjaga daerah pertahanan dan memotong pergerakan lawan dari sayap (Boy et al., 2021).
- b. *Interceptions* (Bobot 20% - Bobot Benefit), Kriteria *interceptions* diberi bobot yang cukup tinggi karena *interceptions* mencerminkan kemampuan *Defenders* dalam menghentikan serangan lawan dengan mengintersep umpan-umpan lawan. *Interceptions*

dapat memotong umpan-umpan kunci lawan dan mematahkan serangan mereka. Bobot yang diberikan pada kriteria ini memastikan bahwa *Defenders* yang memiliki kemampuan mengintersep dengan efektif mendapatkan perhatian lebih.

- c. *Clearances* (Bobot 15% - Bobot Benefit), Kriteria *clearances* penting dalam penilaian *Defenders* karena mencerminkan kemampuan mereka untuk menghalau bola dari area berbahaya di sekitar gawang. *Clearances* dapat membantu mengamankan pertahanan dan mencegah lawan mencetak gol. Bobot yang diberikan pada kriteria ini memastikan *Defenders* yang mampu melakukan *clearances* dengan efektif diakui sebagai kontributor penting dalam mempertahankan pertahanan tim.

Dengan memberikan bobot pada masing-masing kriteria, pemilihan *Defenders* dapat menjadi lebih terarah dan mempertimbangkan berbagai aspek penting dalam mengevaluasi performa dan kontribusi pemain dalam mempertahankan pertahanan tim. Untuk kriteria pemain yang berposisi sebagai *Goalkeepers* terdapat pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Kriteria *Goalkeepers*

No	Nama Kriteria	Nilai Bobot	Jenis Bobot
1	Penyelamatan (G1)	25%	<i>Benefit</i>
2	<i>Clean Sheet</i> (G2)	20%	<i>Benefit</i>
3	Kebobolan (G3)	15%	<i>Cost</i>
4	Poin (G4)	15%	<i>Benefit</i>
5	Harga Pada FPL (Euro) (G5)	15%	<i>Cost</i>
6	Jumlah Kartu (G6)	10%	<i>Cost</i>

Tabel 3.5 merupakan tabel kriteria bagi pemain yang berposisi sebagai *Goalkeepers*. Kriteria diatas diperlukan sebagai pendukung keputusan pemilihan pemain yang berposisi sebagai *Goalkeepers*. Bobot tertinggi dimiliki oleh kriteria Penyelamatan karena sebagai *Goalkeepers* diperlukan penyelamatan sebanyak mungkin ketika tim sedang diserang sehingga meminimalisir terjadinya gol. Berikut adalah alasan mengapa kriteria dalam pemilihan *Goalkeepers* diberi bobot tersebut:

- a. Penyelamatan (Bobot 25% - Bobot Benefit), Bobot yang tinggi diberikan pada kriteria penyelamatan karena tugas dari *Goalkeepers* adalah sebagai pemain terakhir yang

melakukan penyelamatan dalam menjaga gawang pada permainan sepak bola (Habib et al., 2018).

- b. *Clean Sheets* (Bobot 20% - Bobot Benefit), Kriteria *clean sheets* diberi bobot yang cukup tinggi karena *clean sheets* mencerminkan keberhasilan *Goalkeepers* dan pertahanan tim dalam mencegah gol dari lawan. *Clean sheets* terjadi ketika tim tidak kebobolan dalam satu pertandingan. Bobot yang diberikan pada kriteria ini memastikan bahwa *Goalkeepers* yang memiliki kemampuan menjaga *clean sheets* secara konsisten mendapatkan perhatian lebih dalam pemilihan.
- c. Kebobolan (Bobot 15% - Bobot Cost), Kriteria kebobolan diberi bobot yang lebih rendah karena merupakan indikator negatif dalam pertahanan. Bobot cost digunakan karena kebobolan (goal conceded) dianggap sebagai biaya atau kerugian dalam performa *Goalkeepers* dan tim. Bobot yang diberikan pada kriteria ini mempertimbangkan kemampuan *Goalkeepers* dalam mengurangi jumlah gol yang kebobolan.

Dengan memberikan bobot pada masing-masing kriteria, pemilihan *Goalkeepers* dapat menjadi lebih terarah dan mempertimbangkan berbagai aspek penting dalam mengevaluasi performa dan kontribusi *Goalkeepers* dalam menjaga gawang tetap aman dan mencapai hasil yang diinginkan.

3.3 Penentuan Nilai Parameter Untuk Setiap Kriteria

Penentuan nilai parameter pada setiap kriteria dalam metode SMART bergantung pada nilai kriteria dari setiap alternatif yang digunakan dalam pengambilan keputusan. Pemilihan nilai parameter pada setiap kriteria harus mencerminkan preferensi dan kepentingan pengambil keputusan. Selain itu, penting untuk mencapai konsistensi dalam memberikan nilai parameter untuk memastikan hasil yang objektif dan dapat dipertanggungjawabkan dalam metode SMART.

3.3.1 Penentuan Nilai Kriteria Terhadap Alternatif di Setiap Posisi

Tahap selanjutnya adalah mengumpulkan data alternatif sesuai kriteria pada setiap posisi. Data yang dikumpulkan akan dibagi sesuai dengan posisi dari setiap pemain. Data tersebut akan digunakan sebagai acuan perhitungan nilai *SMART* dalam menentukan rekomendasi pemain pada setiap posisi. Untuk data pada posisi *Forwards* dapat dilihat pada Tabel 3.6.

Tabel 3.6 Nilai Kriteria pada Alternatif *Forwards*

No	Nama	F1	F2	F3	F4	F5	F6
1	<i>Gabriel Martinelli</i>	15	5	79	198	8	3
2	<i>Eddie Nketiah</i>	4	1	41	63	5,5	3
3	<i>Ollie Watkins</i>	15	6	86	175	8	4
4	<i>Leon Bailey</i>	4	4	51	100	5,5	4
5	<i>Dominic Solanke</i>	6	7	76	130	6,5	2
6	<i>Kieffer Moore</i>	4	0	23	57	5	1
7	<i>Kaoru Mitoma</i>	7	5	52	138	6,5	0

Tabel 3.6 merupakan nilai kriteria yang didapat dari setiap alternatif pemain pada posisi *Forwards*. Data tersebut diperoleh dari website resmi *Fantasy Premiere League* berdasarkan penampilan para pemain pada posisi *Forwards* pada kompetisi Liga Primer Inggris pada musim 2022/2023. Untuk data pada posisi *Midfielders* dapat dilihat pada Tabel 3.7 Nilai Kriteria pada Alternatif *Midfielders*

Tabel 3.7 Nilai Kriteria pada Alternatif *Midfielders*

No	Nama	M1	M2	M3	M4	M5	M6
1	<i>Bukayo Saka</i>	75	11	14	202	8,5	6
2	<i>Martin Odegaard</i>	76	7	6	212	8,5	4
3	<i>Granit Xhaka</i>	47	7	15	153	6	5
4	<i>Emiliano Buendia</i>	41	2	20	117	6	0
5	<i>Jacob Ramsey</i>	42	7	23	135	6	5
6	<i>John McGinn</i>	18	3	24	90	5,5	7
7	<i>Jefferson Lema</i>	18	0	47	101	5	7

Tabel 3.7 merupakan nilai kriteria yang didapat dari setiap alternatif pemain pada posisi *Midfielders*. Data tersebut diperoleh dari website resmi *Fantasy Premiere League* berdasarkan penampilan para pemain pada posisi *Midfielders* pada kompetisi Liga Primer Inggris pada musim 2022/2023. Untuk data pada posisi *Defenders* dapat dilihat pada Tabel 3.8.

Tabel 3.8 Nilai Kriteria pada Alternatif *Defenders*

No	Nama	D1	D2	D3	D4	D5	D6
1	<i>Gabriel Magalhes</i>	48	32	120	146	5	5
2	<i>Ben White</i>	60	22	75	156	5,5	5
3	<i>William Saliba</i>	34	19	82	117	5	4

4	<i>Ezri Konza</i>	42	26	114	110	4,5	6
5	<i>Douglas Luiz</i>	73	40	21	142	5,5	7
6	<i>Tyrone Mings</i>	15	54	158	130	4,5	7
7	<i>Adam Smith</i>	49	25	68	74	4,5	11

Tabel 3.8 merupakan nilai kriteria yang didapat dari setiap alternatif pemain pada posisi *Defenders*. Data tersebut diperoleh dari website resmi *Fantasy Premiere League* berdasarkan penampilan para pemain pada posisi *Defenders* pada kompetisi Liga Primer Inggris pada musim 2022/2023. Untuk data pada posisi *Goalkeepers* dapat dilihat pada Tabel 3.9.

Tabel 3.9 Nilai Kriteria pada Alternatif *Goalkeepers*

No	Nama	G1	G2	G3	G4	G5	G6
1	<i>Aaron Ramsdale</i>	95	14	43	143	5	1
2	<i>Emiliano Martinez</i>	98	11	38	135	5	1
3	<i>Neto</i>	100	6	39	93	4,5	4
4	<i>Robert Sanchez</i>	48	6	30	82	4,5	2
5	<i>Kepa Arrizabalaga</i>	91	9	33	118	5	1
6	<i>Bernd Leno</i>	144	8	51	99	4,5	3
7	<i>Illan Meslier</i>	94	5	67	142	4,5	3

Tabel 3.9 Nilai Kriteria pada Alternatif *Goalkeepers* merupakan nilai kriteria yang didapat dari setiap alternatif pemain pada posisi *Goalkeepers*. Data tersebut diperoleh dari website resmi *Fantasy Premiere League* berdasarkan penampilan para pemain pada posisi *Goalkeepers* pada kompetisi Liga Primer Inggris pada musim 2022/2023.

3.4 Penentuan Nilai *Utility*

Langkah selanjutnya setelah mendapatkan penilaian pada setiap alternatif dalam setiap kriteria adalah penentuan nilai *utility* untuk setiap alternatif dengan menggunakan bobot dan nilai penilaian. Penentuan nilai *utility* dari metode *SMART* dilakukan dengan menghitung normalisasi data dari setiap alternatif berdasarkan kriteria.

3.4.1 Perhitungan Normalisasi Data Pada Metode *SMART*

Dalam metode *SMART* (*Simple Multi-Attribute Rating Technique*), normalisasi data adalah langkah yang dilakukan untuk mengubah skala data kriteria sehingga dapat dibandingkan secara sebanding. Hal ini penting karena kriteria yang digunakan dalam analisis

mungkin memiliki unit atau skala yang berbeda. Normalisasi data dilakukan untuk memastikan bahwa semua kriteria memiliki pengaruh yang seimbang dalam perhitungan nilai *SMART*. Dengan kata lain, normalisasi membantu menghindari dominasi satu kriteria yang memiliki skala yang lebih besar dibandingkan dengan kriteria lainnya. Dalam metode *SMART*, terdapat dua jenis bobot yang digunakan dalam normalisasi data, yaitu *benefit* (keuntungan) dan *cost* (biaya). Jenis bobot ini menggambarkan apakah semakin tinggi nilai kriteria adalah yang diinginkan atau sebaliknya.

Jenis *Benefit* berarti semakin tinggi nilai kriteria, semakin baik atau menguntungkan. Contoh kriteria *Benefit* dalam konteks *Fantasy Premiere League* bisa berupa jumlah gol atau jumlah assist. Semakin banyak gol atau assist yang dicetak, semakin tinggi nilai kriteria dan semakin baik performa pemain. Dalam normalisasi data untuk kriteria *benefit*, kita ingin memberikan skor yang lebih tinggi kepada alternatif dengan nilai kriteria yang lebih tinggi. Oleh karena itu, dalam normalisasi data, nilai terbesar dari semua data kriteria diperlakukan sebagai nilai 1 (ternormalisasi), sementara nilai terkecil menjadi lebih rendah dari 1. Berikut merupakan rumus perhitungan normalisasi data pada metode *SMART* dengan jenis *Benefit*.

$$\text{Normalisasi Kriteria Benefit} = \frac{(\text{Nilai Alternatif} - \text{Nilai Terkecil})}{(\text{Nilai Terbesar} - \text{Nilai Terkecil})} \quad (3.1)$$

Jenis *Cost* berarti semakin rendah nilai kriteria, semakin baik atau menguntungkan. Contoh kriteria *cost* dalam konteks *Fantasy Premiere League* bisa berupa jumlah kartu yang diterima oleh pemain. Semakin sedikit kartu yang diterima, semakin tinggi nilai kriteria dan semakin baik performa pemain. Dalam normalisasi data untuk kriteria *cost*, kita ingin memberikan skor yang lebih tinggi kepada alternatif dengan nilai kriteria yang lebih rendah. Berikut merupakan rumus perhitungan normalisasi data pada metode *SMART* dengan jenis *Cost*.

$$\text{Normalisasi Kriteria Cost} = \frac{(\text{Nilai Terbesar} - \text{Nilai Alternatif})}{(\text{Nilai Terbesar} - \text{Nilai Terkecil})} \quad (3.2)$$

3.5 Penentuan Nilai Akhir

Penentuan nilai akhir dalam metode *SMART* dilakukan dengan menggabungkan atau menghitung total nilai *utility* dari setiap alternatif berdasarkan kriteria dan bobot yang telah ditentukan sebelumnya.

3.5.1 Perhitungan Nilai akhir pada metode *SMART*

Dalam metode *SMART*, perhitungan nilai akhir atau nilai *SMART* dilakukan dengan menjumlahkan nilai normalisasi kriteria untuk setiap alternatif berdasarkan bobot yang telah ditentukan sebelumnya. Nilai akhir ini memberikan gambaran tentang seberapa baik atau buruk alternatif dalam kaitannya dengan kriteria yang diberikan. Berikut merupakan rumus perhitungan nilai akhir dari alternatif pada metode *SMART*.

$$\begin{aligned} \text{Nilai SMART} = & (\text{Skor normalisasi kriteria 1} * \text{Bobot kriteria 1}) \\ & + (\text{Skor normalisasi kriteria 2} \\ & * \text{Bobot kriteria 2}) + \dots + (\text{Skor normalisasi kriteria } n \\ & * \text{Bobot kriteria } n) \end{aligned}$$

3.6 Implementasi Metode *SMART* pada Sistem menggunakan *Framework Laravel*

implementasi Metode *SMART* pada sistem menggunakan *framework Laravel* melibatkan langkah-langkah berikut ini. Pertama, peneliti mengidentifikasi kriteria yang relevan untuk analisis dalam sistem. Kemudian, akan ditentukan bobot relatif untuk setiap kriteria yang mencerminkan tingkat kepentingannya. Selanjutnya, peneliti akan melakukan normalisasi data pada setiap alternatif yang telah dikumpulkan. Setelah itu, akan dilakukan perhitungan nilai akhir atau nilai *SMART* dengan menggunakan rumus yang sesuai. Dalam proses implementasi ini, peneliti memanfaatkan fitur-fitur *Laravel*, seperti model dan *controller*, untuk mengambil data kriteria dan alternatif dari *database* sistem, melakukan normalisasi data, dan menghitung nilai *SMART* dengan efisien. Setiap posisi pemain *Fantasy Premiere League* dihitung secara terpisah. Dengan mengimplementasikan rumus metode *SMART*, sistem dapat memberikan rekomendasi pemain yang lebih objektif dan akurat berdasarkan kriteria-kriteria yang diberikan. Hal ini memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih baik dalam memilih pemain pada setiap posisi yang sesuai dengan preferensi dan bobot yang telah ditetapkan sebelumnya.

3.7 Pengujian

3.7.1 Pengujian Terhadap Nilai Bobot yang berbeda pada Setiap Kriteria

Pengujian terhadap bobot yang berbeda pada setiap kriteria merupakan pengujian dengan tujuan untuk menguji sejauh mana perubahan nilai bobot pada kriteria dapat mempengaruhi rekomendasi pemain yang dihasilkan oleh sistem. Dalam sistem rekomendasi *Fantasy Premier League*, setiap kriteria memiliki tingkat kepentingan yang berbeda dalam menentukan pemilihan pemain yang direkomendasikan. Misalnya, dalam kriteria poin pemain, bobot yang lebih tinggi menunjukkan bahwa jumlah poin pemain menjadi faktor penentu utama dalam rekomendasi. Dengan bobot yang lebih tinggi, sistem akan cenderung memberikan prioritas pada pemain dengan jumlah poin yang baik.

Dengan melakukan pengujian pada bobot yang berbeda pada setiap kriteria, kita dapat melihat bagaimana perubahan bobot tersebut mempengaruhi rekomendasi pemain yang dihasilkan oleh sistem. Misalnya, jika bobot kriteria poin dinaikkan secara signifikan, maka rekomendasi pemain akan lebih didominasi oleh pemain dengan jumlah poin tinggi, sedangkan pengurangan bobot pada kriteria lain dapat mengakibatkan rekomendasi yang lebih banyak melibatkan pemain dengan kriteria tinggi.

Pengujian ini memungkinkan kita untuk memahami bagaimana setiap kriteria dan bobotnya berkontribusi terhadap hasil rekomendasi yang dihasilkan. Dengan mengeksplorasi variasi bobot, kita dapat mengoptimalkan sistem rekomendasi untuk memberikan rekomendasi yang lebih sesuai dengan preferensi dan kebutuhan pengguna, serta meningkatkan kepuasan pengguna dalam memilih pemain *Fantasy Premier League*. Untuk perubahan nilai bobot pada alternatif *Forwards* terdapat pada Tabel 3.10.

Tabel 3.10 Perubahan nilai bobot pada alternatif *Forwards*

No	Nama Kriteria	Nilai Bobot	Jenis Bobot
1	Jumlah Gol (F1)	20%	<i>Benefit</i>
2	Jumlah Assits (F2)	15%	<i>Benefit</i>
3	Jumlah <i>Shoot on Target</i> (F3)	15%	<i>Benefit</i>
4	Poin (F4)	25%	<i>Benefit</i>
5	Harga pada FPL (<i>Euro</i>) (F5)	15%	<i>Cost</i>
6	Jumlah Kartu (F6)	10%	<i>Cost</i>

Tabel 3.10 merupakan perubahan nilai bobot pada alternatif *Forwards*. Perubahan nilai bobot terdapat pada kriteria jumlah gol, jumlah *assits*, dan poin. Kriteria jumlah gol sebelumnya memiliki nilai bobot sebesar 25% diubah menjadi 20%. Kriteria Jumlah *Assists* sebelumnya memiliki nilai bobot sebesar 20% diubah menjadi 15%. Kriteria Poin sebelumnya memiliki nilai bobot 15% diubah menjadi 25%. Dengan demikian, pengujian berfokus pada perubahan nilai bobot dengan berfokus pada poin sebagai kriteria dengan bobot tertinggi. Untuk perubahan nilai bobot pada alternatif *Midfielder* terdapat pada Tabel 3.11.

Tabel 3.11 Perubahan nilai bobot pada alternatif *Midfielder*

No	Nama Kriteria	Nilai Bobot	Jenis Bobot
1	Umpan Trobosan (M1)	2%	<i>Benefit</i>
2	Jumlah <i>Assits</i> (M2)	15%	<i>Benefit</i>
3	<i>Interceptions</i> (M3)	15%	<i>Benefit</i>
4	Poin (M4)	25%	<i>Benefit</i>
5	Harga pada FPL (M5)	15%	<i>Cost</i>
6	Jumlah Kartu (M6)	10%	<i>Cost</i>

Tabel 3.11 merupakan perubahan nilai bobot pada alternatif *Midfielders*. Perubahan nilai bobot terdapat pada kriteria umpan trobosan, jumlah *assits*, dan poin. Kriteria umpan trobosan sebelumnya memiliki nilai bobot sebesar 25% diubah menjadi 20%. Kriteria Jumlah *Assists* sebelumnya memiliki nilai bobot sebesar 20% diubah menjadi 15%. Kriteria Poin sebelumnya memiliki nilai bobot 15% diubah menjadi 25%. Untuk perubahan nilai bobot pada alternatif *Defender* terdapat pada Tabel 3.12.

Tabel 3.12 Perubahan nilai bobot pada alternatif *Defender*

No	Nama Kriteria	Nilai Bobot	Jenis Bobot
1	Takel Sukses (D1)	20%	<i>Benefit</i>
2	<i>Interceptions</i> (D2)	15%	<i>Benefit</i>
3	<i>Clearance</i> (D3)	15%	<i>Benefit</i>
4	Poin (D4)	25%	<i>Benefit</i>
5	Harga pada FPL (D5)	15%	<i>Cost</i>
6	Jumlah Kartu (D6)	150%	<i>Cost</i>

Tabel 3.12 merupakan perubahan nilai bobot pada alternatif *Defenders*. Perubahan nilai bobot terdapat pada kriteria takel sukses, *interceptions*, dan poin. Kriteria takel sukses sebelumnya memiliki nilai bobot sebesar 25% diubah menjadi 20%. Kriteria *interceptions* sebelumnya memiliki nilai bobot sebesar 20% diubah menjadi 15%. Kriteria Poin sebelumnya memiliki nilai bobot 15% diubah menjadi 25%. Untuk perubahan nilai bobot pada alternatif *Goalkeepers* terdapat pada Tabel 3.13.

Tabel 3.13 Perubahan nilai bobot pada alternatif *Goalkeepers*

No	Nama Kriteria	Nilai Bobot	Jenis Bobot
1	Penyelamatan (G1)	20%	<i>Benefit</i>
2	<i>Clean Sheet</i> (G2)	15%	<i>Benefit</i>
3	Kebobolan (G3)	15%	<i>Cost</i>
4	Poin (G4)	25%	<i>Benefit</i>
5	Harga Pada FPL (<i>Euro</i>) (G5)	15%	<i>Cost</i>
6	Jumlah Kartu (G6)	10%	<i>Cost</i>

Tabel 3.13 merupakan perubahan nilai bobot pada alternatif *Goalkeepers*. Perubahan nilai bobot terdapat pada kriteria penyelamatan, *cleansheets*, dan poin. Kriteria penyelamatan sebelumnya memiliki nilai bobot sebesar 25% diubah menjadi 20%. Kriteria *cleansheets* sebelumnya memiliki nilai bobot sebesar 20% diubah menjadi 15%. Kriteria Poin sebelumnya memiliki nilai bobot 15% diubah menjadi 25%.

3.7.2 Pengujian Terhadap Jumlah Data yang berbeda

Pengujian terhadap jumlah data yang berbeda dengan menambahkan satu pemain pada setiap posisi dari setiap tim merupakan metode untuk melihat bagaimana penambahan data dapat mempengaruhi hasil pemilihan pemain. Dalam pengujian ini, setiap tim akan memiliki satu pemain tambahan di setiap posisi kecuali posisi *Goalkeepers*, sehingga total jumlah data akan meningkat.

Dengan menambahkan jumlah pemain, pengujian ini dapat memberikan pemahaman tentang perubahan dalam pola pemilihan pemain. Pengujian ini dapat membantu mengidentifikasi apakah penambahan pemain mengubah rekomendasi pemilihan pemain atau tidak. Jika hasil rekomendasi tetap stabil atau hanya mengalami sedikit perubahan, ini dapat menunjukkan keandalan sistem rekomendasi dalam menghadapi data yang lebih besar. Namun, jika hasil rekomendasi berubah secara signifikan, hal ini dapat mengindikasikan bahwa penambahan data mempengaruhi pemilihan pemain.

Pengujian ini juga dapat membantu dalam mengukur skalabilitas sistem rekomendasi. Dengan menambahkan jumlah pemain, dapat dilihat sejauh mana sistem rekomendasi dapat mengelola dan menganalisis data yang lebih besar. Jika sistem rekomendasi mampu memberikan hasil yang konsisten dan akurat dengan jumlah data yang lebih besar, ini menunjukkan skalabilitas yang baik dalam pemilihan pemain. Selain itu, pengujian ini juga dapat membantu dalam melihat dampak penambahan pemain terhadap kriteria dan bobot yang telah ditetapkan. Jika rekomendasi pemain yang diberikan masih sesuai dengan bobot dan kriteria yang ditetapkan sebelumnya, maka dapat dikatakan bahwa sistem rekomendasi tetap konsisten dalam memberikan rekomendasi berdasarkan kriteria yang telah ditetapkan.

Pengujian ini dapat memberikan wawasan yang lebih dalam tentang bagaimana sistem rekomendasi pemilihan pemain berperilaku ketika dihadapkan pada jumlah data yang berbeda. Hal ini dapat membantu dalam mengoptimalkan dan meningkatkan kualitas sistem rekomendasi, serta mengidentifikasi kelemahan atau kekuatan yang mungkin terungkap dengan penambahan data.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Perhitungan Metode SMART

4.1.1 Perhitungan Normalisasi Data pada Alternatif yang dikumpulkan

Berikut merupakan hasil dari perhitungan normalisasi data terhadap alternatif yang telah dikumpulkan. Perhitungan dibagi berdasarkan posisi dari setiap alternatif. Hasil normalisasi data alternatif pada posisi *Forwards* terdapat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Hasil normalisasi Data Pada Alternatif *Forwards*

No	Nama	Normalisasi F1	Normalisasi F2	Normalisasi F3	Normalisasi F4	Normalisasi F5	Normalisasi F6
1	<i>Gabriel Martinelli</i>	0,4	0,416666667	0,548672566	0,72180451	0,42857143	0,9716981
2	<i>Eddie Nketiah</i>	0,08571429	0,083333333	0,212389381	0,21428571	0,60714286	0,9716981
3	<i>Ollie Watkins</i>	0,4	0,5	0,610619469	0,63533835	0,42857143	0,9622642
4	<i>Leon Bailey</i>	0,08571429	0,333333333	0,300884956	0,35338346	0,60714286	0,9622642
5	<i>Dominic Solanke</i>	0,14285714	0,583333333	0,522123894	0,46616541	0,53571429	0,9811321
6	<i>Kieffer Moore</i>	0,08571429	0	0,053097345	0,19172932	0,64285714	0,990566
7	<i>Kaoru Mitoma</i>	0,17142857	0,416666667	0,309734513	0,4962406	0,53571429	1

Tabel 4.1 merupakan hasil normalisasi data terhadap setiap kriteria dari alternatif yang berposisi sebagai *Forwards*. Untuk Hasil normalisasi data alternatif pada posisi *Midfielders* terdapat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Hasil Normalisasi Data pada Alternatif *Midfielders*

No	Nama	Normalisasi M1	Normalisasi M2	Normalisasi M3	Normalisasi M4	Normalisasi M5	Normalisasi M6
1	<i>Bukayo Saka</i>	0,62068966	0,6875	0,1551724	0,94505495	0,3636364	0,5714286
2	<i>Martin Odegaard</i>	0,62931034	0,4375	0,0172414	1	0,3636364	0,7142857
3	<i>Granit Xhaka</i>	0,37931034	0,4375	0,1724138	0,67582418	0,8181818	0,6428571
4	<i>Emiliano Buendia</i>	0,32758621	0,125	0,2586207	0,47802198	0,8181818	1
5	<i>Jacob Ramsey</i>	0,3362069	0,4375	0,3103448	0,57692308	0,8181818	0,6428571
6	<i>John McGinn</i>	0,12931034	0,1875	0,3275862	0,32967033	0,9090909	0,5
7	<i>Jefferson Lema</i>	0,12931034	0	0,7241379	0,39010989	1	0,5

Tabel 4.3 merupakan hasil normalisasi data terhadap setiap kriteria dari alternatif yang berposisi sebagai *Midfielders*. Untuk Hasil normalisasi data alternatif pada posisi *Defenders* terdapat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Normalisasi Data pada Alternatif *Defenders*

No	Nama	Normalisasi D1	Normalisasi D2	Normalisasi D3	Normalisasi D4	Normalisasi D5	Normalisasi D6
1	<i>Gabriel Magalhes</i>	0,45833333	0,52173913	0,63783784	0,67295597	0,85714286	0,63636364
2	<i>Ben White</i>	0,625	0,30434783	0,39459459	0,73584906	0,71428571	0,63636364
3	<i>William Saliba</i>	0,26388889	0,23913043	0,43243243	0,49056604	0,85714286	0,72727273
4	<i>Ezri Konza</i>	0,375	0,39130435	0,60540541	0,44654088	1	0,54545455
5	<i>Douglas Luiz</i>	0,80555556	0,69565217	0,1027027	0,64779874	0,71428571	0,45454545
6	<i>Tyrone Mings</i>	0	1	0,84324324	0,57232704	1	0,45454545
7	<i>Adam Smith</i>	0,47222222	0,36956522	0,35675676	0,22012579	1	0,09090909

Tabel 4.3 merupakan hasil normalisasi data terhadap setiap kriteria dari alternatif yang berposisi sebagai *Defenders*. Untuk Hasil normalisasi data alternatif pada posisi *Goalkeepers* terdapat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Hasil Normalisasi data pada Alternatif *Goalkeepers*

No	Nama	Normalisasi G1	Normalisasi G2	Normalisasi G3	Normalisasi G4	Normalisasi G5	Normalisasi G6
1	<i>Aaron Ramsdale</i>	0,5	0,8125	0,648649	0,7625	0,5	0,75
2	<i>Emiliano Martinez</i>	0,5306122	0,625	0,783784	0,6625	0,5	0,75
3	<i>Neto</i>	0,5510204	0,3125	0,756757	0,1375	1	0
4	<i>Robert Sanchez</i>	0,0204082	0,3125	1	0	1	0,5
5	<i>Kepa Arrizabalaga</i>	0,4591837	0,5	0,918919	0,45	0,5	0,75
6	<i>Bernd Leno</i>	1	0,4375	0,432432	0,2125	1	0,25
7	<i>Illan Meslier</i>	0,4897959	0,25	0	0,75	1	0,25

Tabel 4.4 merupakan hasil normalisasi data terhadap setiap kriteria dari alternatif yang berposisi sebagai *Goalkeepers*.

4.1.2 Hasil Perhitungan Nilai Akhir Pada Metode SMART

Berikut merupakan hasil dari perhitungan nilai akhir dari setiap alternatif berdasarkan normalisasi data yang telah dihitung. Dengan adanya hasil akhir, maka peneliti mendapatkan hasil rekomendasi pemain dengan metode SMART. Hasil akhir dibagi sesuai dari posisi setiap alternatif. Hasil akhir dari data alternatif pada posisi *Forwards* terdapat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil Akhir Perhitungan Pada Alternatif *Forwards*

No	Nama	Tim	Nilai Smart
1	<i>Erling Haaland</i>	<i>Manchester City</i>	0,769324317
2	<i>Mohammed Salah</i>	<i>Liverpool</i>	0,717509874
3	<i>Harry Kane</i>	<i>Tottenham Hotspurs</i>	0,66247872
4	<i>Marcus Rashford</i>	<i>Manchester United</i>	0,548671572
5	<i>Ollie Watkins</i>	<i>Aston Villa</i>	0,547405802
6	<i>Gabriel Martinelli</i>	<i>Arsenal</i>	0,535360421
7	<i>Callum Wilson</i>	<i>Newcastle United</i>	0,497974979

Tabel 4.5 merupakan hasil akhir perhitungan rekomendasi pemilihan pemain dengan metode SMART pada posisi *Forwards*. Data tersebut telah dikelompokkan sesuai dengan urutan nilai rekomendasi tertinggi. Nilai tertinggi didapatkan oleh alternatif pemain bernama *Erling Haaland* dengan nilai SMART sebesar 0,793860619. Dengan demikian, rekomendasi pemilihan pemain pada posisi *Forwards* jatuh pada alternatif *Erling Haaland*. Hasil akhir dari data alternatif pada posisi *Midfielders* terdapat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Hasil Akhir Perhitungan Alternatif *Midfielders*

No	Nama	Tim	Nilai Smart
1	<i>Kevin De Bruyne</i>	<i>Manchester City</i>	0,634042251
2	<i>Bruno Fernandes</i>	<i>Manchester United</i>	0,63374212
3	<i>Michael Olise</i>	<i>Crystal Palace</i>	0,633024734
4	<i>James Ward-Prowse</i>	<i>Southampton</i>	0,590869045
5	<i>Bukayo Saka</i>	<i>Arsenal</i>	0,569394829
6	<i>Pascal Gross</i>	<i>Brighton and Hove Albion</i>	0,552047521
7	<i>Morgan Gibbs-White</i>	<i>Nottingham Forest</i>	0,540844931

Tabel 4.6 merupakan hasil akhir perhitungan rekomendasi pemilihan pemain dengan metode *SMART* pada posisi *Midfielders*. Data tersebut telah dikelompokkan sesuai dengan urutan nilai rekomendasi tertinggi. Nilai tertinggi didapatkan oleh alternatif pemain Bernama *Kevin de Bruyne* dengan nilai *SMART* sebesar 0,739716749. Dengan demikian, rekomendasi pemilihan pemain pada posisi *Midfielders* jatuh pada alternatif *Kevin de Bruyne*. Hasil akhir dari data alternatif pada posisi *Defenders* terdapat pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Hasil Akhir Perhitungan Alternatif *Defenders*

No	Nama	Tim	Nilai Smart
1	<i>Timothy Castagne</i>	<i>Leicester City</i>	0,755964783
2	<i>Kierran Trippier</i>	<i>Newcastle United</i>	0,715547806
3	<i>Fabian Scharr</i>	<i>Newcastle United</i>	0,702967788
4	<i>Tyrick Mitchell</i>	<i>Crystal Palace</i>	0,676924001
5	<i>Antonee Robinson</i>	<i>Fulham</i>	0,674335469
6	<i>Dan Burn</i>	<i>Newcastle United</i>	0,65921356
7	<i>Pascal Struijk</i>	<i>Leeds United</i>	0,643699102

Tabel 4.7 merupakan hasil akhir perhitungan rekomendasi pemilihan pemain dengan metode *SMART* pada posisi *Defenders*. Data tersebut telah dikelompokkan sesuai dengan urutan nilai rekomendasi tertinggi. Nilai tertinggi didapatkan oleh alternatif pemain Bernama *Timothy Castagne* dengan nilai *SMART* sebesar 0,825017626. Dengan demikian, rekomendasi pemilihan pemain pada posisi *Defenders* jatuh pada alternatif *Timothy Castagne*. Hasil akhir dari data alternatif pada posisi *Goalkeepers* terdapat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Hasil Akhir Perhitungan Alternatif *Goalkeepers*

No	Nama	Tim	Nilai Smart
1	<i>Allison Becker</i>	<i>Liverpool</i>	0,659835563
2	<i>Aaron Ramsdale</i>	<i>Arsenal</i>	0,649172297
3	<i>Emiliano Martinez</i>	<i>Aston Villa</i>	0,624595629
4	<i>Jose Sa</i>	<i>Wolverhampton Wonderers</i>	0,616186914
5	<i>David De Gea</i>	<i>Manchester United</i>	0,61072842
6	<i>Bernd Leno</i>	<i>Fulham</i>	0,609239865

7	<i>Kepa Arrizabalaga</i>	<i>Chelsea</i>	0,570133756
---	------------------------------	----------------	-------------

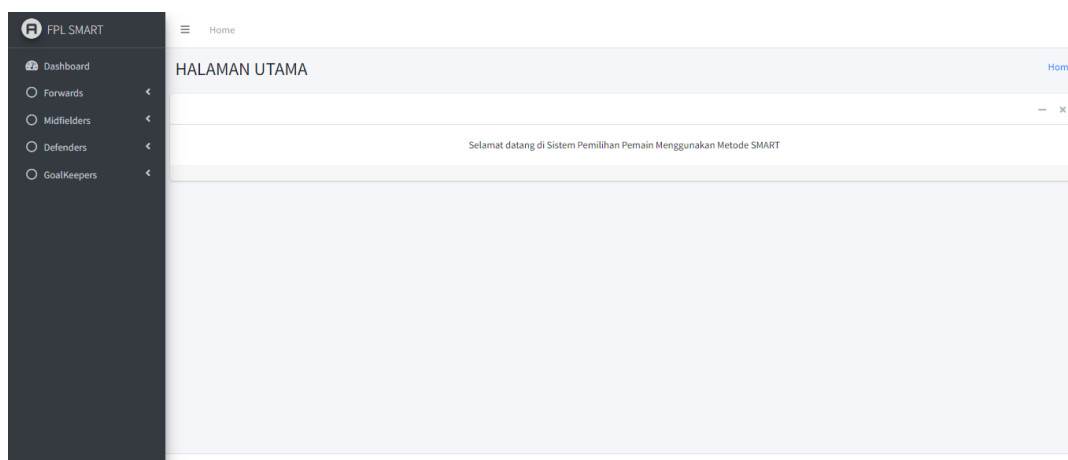
Tabel 4.8 merupakan hasil akhir perhitungan rekomendasi pemilihan pemain dengan metode *SMART* pada posisi *Goalkeepers*. Data tersebut telah dikelompokkan sesuai dengan urutan nilai rekomendasi tertinggi. Nilai tertinggi didapatkan oleh alternatif pemain Bernama *Allison Becker* dengan nilai *SMART* sebesar 0,659835563. Dengan demikian, rekomendasi pemilihan pemain pada posisi *Goalkeepers* jatuh pada alternatif *Allison Becker*.

4.2 Hasil Implementasi Sistem

Hasil implementasi sistem rekomendasi pemilihan pemain terdiri dari beberapa halaman yang akan dijabarkan sebagai berikut:

4.2.1 Halaman *Dashboard*

Halaman *Dashboard* merupakan halaman utama dari sistem. Halaman ini merupakan halaman yang pertama kali ditampilkan ketika sistem dijalankan. Halaman *Dashboard* dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Hasil Implementasi Halaman *Dashboard*

4.2.2 Halaman Data Pemain dengan Posisi *Forwards*

Halaman Data Pemain dengan Posisi *Forwards* merupakan halaman yang berisi data pemain dengan posisi *Forwards*. Halaman ini juga menampilkan nilai parameter dari pemain

sesuai dengan kriteria. Halaman Data Pemain dengan Posisi *Forwards* dapat dilihat pada Gambar 4.2.

No	Nama	Tim	Jumlah Gol	Jumlah Assists	Jumlah Shoot on Target	Poin FPL	Harga (Euro)	Jumlah Kartu
1	Gabriel Martinelli	Arsenal	15	5	79	190	8	3
2	Eddie Nketiah	Arsenal	4	1	41	63	5.5	3
3	Ollie Watkins	Aston Villa	15	6	86	175	8	4
4	Leon Bailey	Aston Villa	4	4	51	100	5.5	4
5	Dominic Solanke	Bournemouth	6	7	76	130	6.5	2
6	Kieffer Moore	Bournemouth	4	0	23	57	5	1
7	Kaoru Mitoma	Brighton and Hove Albion	7	5	52	138	6.5	0
8	Danny Welbeck	Brighton and Hove Albion	6	3	62	91	6	0
9	Kai Havertz	Chelsea	7	1	71	102	7.5	5
10	Raheem Sterling	Chelsea	4	0	46	101	7	2

Gambar 4.2 Hasil Implementasi Data Pemain dengan Posisi *Forwards*

4.2.3 Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi *Forwards*

Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi *Forwards* merupakan halaman yang menampilkan hasil perhitungan normalisasi data Pemain dengan Posisi *Forwards*. Data pada halaman ini didapatkan setelah sistem melakukan perhitungan terhadap data parameter dari setiap pemain. Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi *Forwards* terdapat pada Gambar 4.3.

No	Nama	Tim	Normalisasi Gol	Normalisasi Assists	Normalisasi Shoot on Target	Normalisasi Poin	Normalisasi Harga	Normalisasi Kartu
1	Gabriel Martinelli	Arsenal	0.4	0.416666666666667	0.54867256637168	0.7218045112782	0.42857142857143	0.9715981120755
2	Eddie Nketiah	Arsenal	0.085714285714286	0.0833333333333333	0.21238938053097	0.214285714285714	0.60714285714286	0.9716981120755
3	Ollie Watkins	Aston Villa	0.4	0.5	0.6106394902655	0.63533834596466	0.42857142857143	0.9622641509434
4	Leon Bailey	Aston Villa	0.085714285714286	0.333333333333333	0.30088495575221	0.35338345964662	0.60714285714286	0.9622641509434
5	Dominic Solanke	Bournemouth	0.14285714285714	0.583333333333333	0.52212389380531	0.46616541353383	0.53571428571429	0.9811320754717
6	Kieffer Moore	Bournemouth	0.085714285714286	0	0.053097345132743	0.19172932330827	0.64285714285714	0.99056603773585
7	Kaoru Mitoma	Brighton and Hove Albion	0.1742857142857	0.416666666666667	0.30973451327434	0.49624060150376	0.53571428571429	1
8	Danny Welbeck	Brighton and Hove Albion	0.14285714285714	0.25	0.35823008848558	0.32854887218045	0.57142857142857	1
9	Kai Havertz	Chelsea	0.1742857142857	0.0833333333333333	0.47787610649469	0.3609022556391	0.46428571428571	0.95283018867925
10	Raheem Sterling	Chelsea	0.085714285714286	0	0.25663710614159	0.35714285714286	0.5	0.9811320754717

Gambar 4.3 Hasil Implementasi Halaman Normalisasi Data Pada Pemain dengan posisi *Forwards*

4.2.4 Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Forwards*

Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Forwards* merupakan halaman dari hasil akhir perhitungan metode *SMART* untuk mendapatkan rekomendasi pemilihan pemain pada posisi *Forwards*. Hasil akhir pada halaman ini telah dilakukan perangkingan dari hasil tertinggi dan terendah untuk mendapatkan rekomendasi pemilihan pemain pada *Fantasy Premiere League* menggunakan metode *SMART*. Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Forwards* Terdapat pada Gambar 4.4.

No	Nama	Tim	Nilai Smart
1	Erling Haaland	Manchester City	0.76932431680303
2	Mohammed Salah	Liverpool	0.71750987399204
3	Harry Kane	Tottenham Hotspurs	0.66247872038587
4	Marcus Rashford	Manchester United	0.54867157248607
5	Ollie Watkins	Aston Villa	0.54740580161374
6	Gabriel Martinelli	Arsenal	0.53536042098728
7	Callum Wilson	Newcastle United	0.49797497888193
8	Son Heung Min	Tottenham Hotspurs	0.48325692968437
9	Dominic Solanke	Bournemouth	0.47909469888614
10	Jarrod Bowen	West Ham United	0.44753543563888

Gambar 4.4 Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Forwards*

4.2.5 Halaman Data Pemain dengan Posisi *Midfielders*

Halaman Data Pemain dengan Posisi *Midfielders* merupakan halaman yang berisi data pemain dengan posisi *Midfielders*. Halaman ini juga menampilkan nilai parameter dari pemain sesuai dengan kriteria. Halaman Data Pemain dengan Posisi *Midfielders* dapat dilihat pada Gambar 4.5.

No	Nama	Tim	Key Passes	Jumlah Assists	Jumlah Interceptions	Poin FPL	Harga (Euro)	Jumlah Kartu
1	Bukayo Saka	Arsenal	75	11	14	202	8.5	6
2	Martin Odegaard	Arsenal	76	7	6	212	8.5	4
3	Granit Xhaka	Arsenal	47	7	15	153	6	5
4	Emiliano Buendia	Aston Villa	41	2	20	117	6	0
5	Jacob Ramsey	Aston Villa	42	7	23	135	6	5
6	John McGinn	Aston Villa	18	3	24	90	5.5	7
7	Jefferson Lema	Bournemouth	18	0	47	101	5	7
8	Philip Billing	Bournemouth	26	1	31	126	5.5	5
9	Lewis Cook	Bournemouth	24	2	23	51	5	4
10	Moises Caicedo	Brighton and Hove Albion	43	1	56	79	5	10

Gambar 4.5 Hasil Implementasi Data Pemain dengan Posisi *Midfielders*

4.2.6 Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi *Midfielders*

Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi *Midfielders* merupakan halaman yang menampilkan hasil perhitungan normalisasi data Pemain dengan Posisi *Midfielders*. Data pada halaman ini didapatkan setelah sistem melakukan perhitungan terhadap data parameter dari setiap pemain. Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi *Midfielders* terdapat pada Gambar 4.6.

No	Nama	Tim	Normalisasi Umpan Trobosan	Normalisasi Assists	Normalisasi Interceptions	Normalisasi Poin	Normalisasi Harga	Normalisasi Kartu
1	Bukayo Saka	Arsenal	0.626895517241	0.6875	0.1551724137931	0.94505494505495	0.36363636363636	0.57142857142857
2	Martin Odegaard	Arsenal	0.62931034482759	0.4375	0.017241379310345	1	0.36363636363636	0.71428571428571
3	Granit Xhaka	Arsenal	0.37932034482759	0.4375	0.17241379310345	0.67562417562418	0.81818181818182	0.64285714285714
4	Emiliano Buendia	Aston Villa	0.3275862068955	0.125	0.2586206895517	0.47802197802198	0.81818181818182	1
5	Jacob Ramsey	Aston Villa	0.332068955172	0.4375	0.31034482758621	0.57692307692308	0.81818181818182	0.64285714285714
6	John McGinn	Aston Villa	0.12931034482759	0.1875	0.3275862068955	0.32967032967033	0.90909090909091	0.5
7	Jefferson Lema	Bournemouth	0.12931034482759	0	0.72413793103448	0.39010880010880	1	0.5
8	Philip Billing	Bournemouth	0.19827586206897	0.0625	0.44827586206897	0.52747252747253	0.90909090909091	0.64285714285714
9	Lewis Cook	Bournemouth	0.18103448275862	0.125	0.31034482758621	0.11539461539462	1	0.71428571428571
10	Moises Caicedo	Brighton and Hove Albion	0.3448275862069	0.0625	0.87931034482759	0.26923076923077	1	0.28571428571429

Gambar 4.6 Hasil Implementasi Halaman Normalisasi Data Pada Pemain dengan posisi *Midfielders*

4.2.7 Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Midfielders*

Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Midfielders* merupakan halaman dari hasil akhir perhitungan metode *SMART* untuk mendapatkan rekomendasi pemilihan pemain pada posisi *Midfielders*. Hasil akhir pada halaman ini telah dilakukan perangkingan dari hasil tertinggi dan terendah untuk mendapatkan rekomendasi pemilihan pemain pada *Fantasy Premier League* menggunakan metode *SMART*. Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Midfielders* Terdapat pada Gambar 4.7.

No	Nama	Tim	Nilai Smart
1	Kevin De Bruyne	Manchester City	0.6340422508526
2	Bruno Fernandes	Manchester United	0.63374211994902
3	Michael Olise	Crystal Palace	0.6330247338868
4	James Ward Prowse	Southampton	0.59066904474836
5	Bukayo Saka	Arsenal	0.56939482930862
6	Pascal Gross	Brighton and Hove Albion	0.55204752144407
7	Morgan Gibbs White	Nottingham Forest	0.54684493093114
8	Jack Harrison	Leeds United	0.53769032691446
9	Martin Odegaard	Arsenal	0.52338783907747
10	Declan Rice	West Ham United	0.51960433309744

Gambar 4.7 Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Midfielders*

4.2.8 Halaman Data Pemain dengan Posisi *Defenders*

Halaman Data Pemain dengan Posisi *Defenders* merupakan halaman yang berisi data pemain dengan posisi *Defenders*. Halaman ini juga menampilkan nilai parameter dari pemain sesuai dengan kriteria. Halaman Data Pemain dengan Posisi *Defenders* dapat dilihat pada Gambar 4.8.

Data Defenders

Data Defenders English Premier League Musim 2022/2023

No	Nama	Tim	Takel Sukses	Interceptions	Clearances	Poin FPL	Harga (Euro)	Jumlah Kartu
1	Gabriel Magalhes	Arsenal	48	32	120	146	5	5
2	Ben White	Arsenal	60	22	75	156	5,5	5
3	William Saliba	Arsenal	34	19	82	117	5	4
4	Ezri Konza	Aston Villa	42	26	114	110	4,5	6
5	Douglas Luiz	Aston Villa	73	40	21	142	5,5	7
6	Tyrone Mings	Aston Villa	15	54	158	139	4,5	7
7	Adam Smith	Bournemouth	49	25	68	74	4,5	11
8	Marco Sensi	Bournemouth	50	43	140	69	4,5	7
9	Chris Mepham	Bournemouth	45	30	146	43	4,5	7
10	Lewis Dunk	Brighton and Hove Albion	30	34	81	112	5	4

Gambar 4.8 Hasil Implementasi Data Pemain dengan Posisi *Defenders*

4.2.9 Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi *Defenders*

Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi *Defenders* merupakan halaman yang menampilkan hasil perhitungan normalisasi data Pemain dengan Posisi *Defenders*. Data pada halaman ini didapatkan setelah sistem melakukan perhitungan terhadap data parameter dari setiap pemain. Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi *Defenders* terdapat pada Gambar 4.9.

Normalisasi data Defenders

Normalisasi Data Defenders Menggunakan Metode SMART

No	Nama	Tim	Normalisasi Takel Sukses	Normalisasi Interceptions	Normalisasi Clearances	Normalisasi Poin	Normalisasi Harga	Normalisasi Kartu
1	Gabriel Magalhes	Arsenal	0.4583333333333333	0.52173913043478	0.63783783783784	0.6729591484277	0.8514285714286	0.63636363636364
2	Ben White	Arsenal	0.625	0.30434782608696	0.39459459459459	0.73584905660377	0.71428571428571	0.63636363636364
3	William Saliba	Arsenal	0.26388888888889	0.23913043478261	0.4243243243243	0.49066603773565	0.8514285714286	0.72727272727273
4	Ezri Konza	Aston Villa	0.375	0.39130434782609	0.60540540540541	0.44654088050314	1	0.54545454545455
5	Douglas Luiz	Aston Villa	0.80555555555556	0.69565217391304	0.1027027027027	0.64779874213836	0.71428571428571	0.45454545454545
6	Tyrone Mings	Aston Villa	0	1	0.84324324324324	0.57232704402516	1	0.45454545454545
7	Adam Smith	Bournemouth	0.47222222222222	0.3695652173913	0.35675675675676	0.2201257864352	1	0.090909090909091
8	Marco Sensi	Bournemouth	0.48611111111111	0.76086956521739	0.74594594594595	0.18867924528302	1	0.45454545454545
9	Chris Mepham	Bournemouth	0.41666666666667	0.47826086956522	0.77837837837838	0.025157232704403	1	0.45454545454545
10	Lewis Dunk	Brighton and Hove Albion	0.29833333333333	0.56521739130435	0.42702702702703	0.45911949685535	0.8514285714286	0.72727272727273

Gambar 4.9 Hasil Implementasi Halaman Normalisasi Data Pada Pemain dengan posisi *Defenders*

4.2.10 Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Defenders*

Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Defenders* merupakan halaman dari hasil akhir perhitungan metode *SMART* untuk mendapatkan rekomendasi pemilihan pemain pada posisi *Defenders*. Hasil akhir pada halaman ini telah dilakukan perangkingan dari hasil tertinggi dan terendah untuk mendapatkan rekomendasi pemilihan pemain pada *Fantasy Premiere League* menggunakan metode *SMART*. Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Defenders* Terdapat pada Gambar 4.10.

No	Nama	Tim	Nilai Smart
1	Timothy Castagne	Leicester City	0.75596478306076
2	Kierran Trippier	Newcastle United	0.71554780641737
3	Fabian Scharr	Newcastle United	0.70296778779341
4	Tyrick Mitchell	Crystal Palace	0.67892400133746
5	Antonee Robinson	Fulham	0.67433546912936
6	Dan Burn	Newcastle United	0.65921356017439
7	Pascal Struijk	Leeds United	0.64369910382974
8	Gabriel Magalhães	Arsenal	0.63957620534835
9	Wout Faes	Leicester City	0.639036177221522
10	Robin Koch	Leeds United	0.63496208285995

Gambar 4.10 Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Defenders*

4.2.11 Halaman Data Pemain dengan Posisi *Goalkeepers*

Halaman Data Pemain dengan Posisi *Goalkeepers* merupakan halaman yang berisi data pemain dengan posisi *Goalkeepers*. Halaman ini juga menampilkan nilai parameter dari pemain sesuai dengan kriteria. Halaman Data Pemain dengan Posisi *Goalkeepers* dapat dilihat pada Gambar 4.11.

Copyright © 2014-2023 AdminLTE.io. All rights reserved. Version 3.2.0

No	Nama	Tim	Saves	Clean Sheets	Kebobolan	Poin FPL	Harga (Euro)	Jumlah Kartu
1	Aaron Ramsdale	Arsenal	95	14	43	143	5	1
2	Emiliano Martinez	Aston Villa	98	11	38	135	5	1
3	Neto	Bournemouth	100	6	39	93	4.5	4
4	Robert Sanchez	Brighton and Hove Albion	48	6	30	82	4.5	2
5	Kepa Arrizabalaga	Chelsea	91	9	33	118	5	1
6	Bernd Leno	Fulham	144	8	51	99	4.5	3
7	Illan Meslier	Leeds United	94	5	67	142	4.5	3
8	Danny Ward	Leicester City	78	6	46	90	4.5	0
9	Allison Becker	Liverpool	108	14	43	91	4.5	1
10	Ederson Moraes	Manchester City	46	11	32	162	5.5	3

Gambar 4.11 Hasil Implementasi Data Pemain dengan Posisi *Goalkeepers*

4.2.12 Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi *Goalkeepers*

Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi *Goalkeepers* merupakan halaman yang menampilkan hasil perhitungan normalisasi data Pemain dengan Posisi *Goalkeepers*. Data pada halaman ini didapatkan setelah sistem melakukan perhitungan terhadap data parameter dari setiap pemain. Halaman Normalisasi Data Pemain dengan Posisi *Goalkeepers* terdapat pada Gambar 4.12.

Copyright © 2014-2023 AdminLTE.io. All rights reserved. Version 3.2.0

No	Nama	Tim	Normalisasi Penyelamatan	Normalisasi Clean Sheets	Normalisasi Kebobolan	Normalisasi Poin	Normalisasi Harga	Normalisasi Kartu
1	Aaron Ramsdale	Arsenal	0.5	0.8125	0.6486486486486486	0.7625	0.5	0.75
2	Emiliano Martinez	Aston Villa	0.53061224489796	0.625	0.7837837837837838	0.6625	0.5	0.75
3	Neto	Bournemouth	0.55102040816327	0.3125	0.7567567567567567	0.1375	1	0
4	Robert Sanchez	Brighton and Hove Albion	0.020408163265306	0.3125	1	0	1	0.5
5	Kepa Arrizabalaga	Chelsea	0.4591836734039	0.5	0.91891891891892	0.45	0.5	0.75
6	Bernd Leno	Fulham	1	0.4375	0.43243243243243	0.2125	1	0.25
7	Illan Meslier	Leeds United	0.48979591836735	0.25	0	0.75	1	0.25
8	Danny Ward	Leicester City	0.3265306122449	0.3125	0.56756756756757	0.1	1	1
9	Allison Becker	Liverpool	0.63265306122449	0.8125	0.64864864864865	0.1125	1	0.75
10	Ederson Moraes	Manchester City	0	0.625	0.94594594594595	1	0	0.25

Gambar 4.12 Hasil Implementasi Halaman Normalisasi Data Pada Pemain dengan posisi *Goalkeepers*

4.2.13 Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Goalkeepers*

Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Goalkeepers* merupakan halaman dari hasil akhir perhitungan metode *SMART* untuk mendapatkan rekomendasi pemilihan pemain pada posisi *Goalkeepers*. Hasil akhir pada halaman ini telah dilakukan perangkingan dari hasil tertinggi dan terendah untuk mendapatkan rekomendasi pemilihan pemain pada *Fantasy Premiere League* menggunakan metode *SMART*. Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Goalkeepers* Terdapat pada Gambar 4. 13.

No	Nama	Tim	Nilai Smart
1	Allison Becker	Liverpool	0.65983356260342
2	Aaron Ramsdale	Arsenal	0.6491722972973
3	Emiliano Martinez	Aston Villa	0.62459562879206
4	Jose Sa	Wolverhampton Wanderers	0.61618091395477
5	David De Gea	Manchester United	0.6107284574628
6	Bernd Leno	Fulham	0.60923986486486
7	Kepa Arrizabalaga	Chelsea	0.57013375620518
8	Vicente Guaita	Crystal Palace	0.56952357879215
9	Nick Pope	Newcastle United	0.55710872862659
10	Hugo Lloris	Tottenham Hotspurs	0.5284471380929

Gambar 4. 13 Halaman Hasil Akhir Perangkingan Pemain dengan Posisi *Goalkeepers*

4.3 Pengujian Terhadap Nilai Bobot yang berbeda pada Setiap Kriteria

4.3.1 Hasil Pengujian terhadap Alternatif *Forwards*

Berikut merupakan hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap alternatif *Forwards* dengan mengubah nilai bobot yang berbeda pada setiap kriteria. Berdasarkan hasil pengujian, perangkingan nomor 1 masih bertahan terhadap pemain *Erling Halaand*. Tidak terjadi perbedaan ranking dan hanya terdapat perubahan nilai akhir terhadap perangkingan nomor 1 sampai 3. Namun untuk perangkingan dibawahnya terdapat perbedaan pemain. Untuk perbandingan hasil pengujian dan hasil awal terdapat pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Perbandingan hasil pengujian dengan nilai kriteria berbeda dan hasil awal *Forwards*

Hasil Pengujian			Hasil Awal		
Nama	Tim	Nilai Smart	Nama	Tim	Nilai Smart
<i>Erling Haaland</i>	<i>Manchester City</i>	0,785990983	<i>Erling Haaland</i>	<i>Manchester City</i>	0,769324317
<i>Mohammed Salah</i>	<i>Liverpool</i>	0,729389573	<i>Mohammed Salah</i>	<i>Liverpool</i>	0,717509874
<i>Harry Kane</i>	<i>Tottenham Hotspurs</i>	0,70516669	<i>Harry Kane</i>	<i>Tottenham Hotspurs</i>	0,66247872
<i>Gabriel Martinelli</i>	<i>Arsenal</i>	0,566707538	<i>Marcus Rashford</i>	<i>Manchester United</i>	0,548671572
<i>Ollie Watkins</i>	<i>Aston Villa</i>	0,565939636	<i>Ollie Watkins</i>	<i>Aston Villa</i>	0,547405802
<i>Marcus Rashford</i>	<i>Manchester United</i>	0,530695382	<i>Gabriel Martinelli</i>	<i>Arsenal</i>	0,535360421
<i>Son Heung Min</i>	<i>Tottenham Hotspurs</i>	0,500287005	<i>Callum Wilson</i>	<i>Newcastle United</i>	0,497974979

Dalam hasil pengujian, terdapat beberapa persamaan dan perbedaan dengan hasil awal pemilihan pemain *Forwards* berdasarkan nilai *SMART*. Berikut adalah analisis perbandingannya:

a. Persamaan

1. *Erling Haaland*: Dalam kedua hasil, *Erling Haaland* menduduki peringkat pertama dengan nilai *SMART* yang tinggi. Ini menunjukkan bahwa Haaland tetap menjadi pemain dengan kriteria terpenuhi yang paling baik, baik dalam hasil awal maupun hasil pengujian.
2. *Mohammed Salah*: *Salah* juga menempati peringkat kedua dalam kedua hasil dengan nilai *SMART* yang cukup tinggi. Hal ini menunjukkan konsistensi dalam penilaian terhadap kontribusinya sebagai pemain *Forwards*.
3. *Harry Kane*: *Harry Kane* tetap berada di peringkat ketiga dalam kedua hasil dengan nilai *SMART* yang tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa *Kane* juga dianggap sebagai pemain *Forwards* yang kuat berdasarkan kriteria yang ditetapkan.

b. Perbedaan

1. *Gabriel Martinelli*: Dalam hasil pengujian, *Gabriel Martinelli* naik ke peringkat keempat, sedangkan dalam hasil awal ia berada di peringkat keenam. Hal ini menunjukkan bahwa setelah dilakukan pengujian dengan kriteria yang berbeda, *Martinelli* dinilai lebih tinggi pada nilai kriteria yang berbeda.

4.3.2 Hasil Pengujian terhadap Alternatif *Midfielders*

Berikut merupakan hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap alternatif *Midfielders* dengan mengubah nilai bobot yang berbeda pada setiap kriteria. Berdasarkan hasil pengujian, Untuk perbandingan hasil pengujian dan hasil awal terdapat pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Perbandingan hasil pengujian dengan nilai kriteria berbeda dan hasil awal *Midfielders*

Hasil Pengujian			Hasil Awal		
Nama	Tim	Nilai Smart	Nama	Tim	Nilai Smart
<i>Bruno Fernandes</i>	<i>Manchester United</i>	0,6389619	<i>Kevin De Bruyne</i>	<i>Manchester City</i>	0,634042251
<i>Kevin De Bruyne</i>	<i>Manchester City</i>	0,627159909	<i>Bruno Fernandes</i>	<i>Manchester United</i>	0,63374212
<i>Michael Olise</i>	<i>Crystal Palace</i>	0,624952311	<i>Michael Olise</i>	<i>Crystal Palace</i>	0,633024734
<i>James Ward-Prowse</i>	<i>Southampton</i>	0,609304058	<i>James Ward-Prowse</i>	<i>Southampton</i>	0,590869045
<i>Bukayo Saka</i>	<i>Arsenal</i>	0,598490841	<i>Bukayo Saka</i>	<i>Arsenal</i>	0,569394829
<i>Martin Odegaard</i>	<i>Arsenal</i>	0,570047302	<i>Pascal Gross</i>	<i>Brighton and Hove Albion</i>	0,552047521
<i>Pascal Gross</i>	<i>Brighton and Hove Albion</i>	0,564736987	<i>Morgan Gibbs-White</i>	<i>Nottingham Forest</i>	0,540844931

Dalam hasil pengujian, terdapat beberapa persamaan dan perbedaan dengan hasil awal pemilihan pemain *Midfielders* berdasarkan nilai *SMART*. Berikut adalah analisis perbandingannya:

a. Persamaan

1. *James Ward-Prowse*: Dalam hasil pengujian, *James Ward-Prowse* tetap berada di peringkat keempat, namun nilai *SMART*-nya meningkat. Hal ini menunjukkan bahwa *Ward-Prowse* tetap memenuhi kriteria dengan baik, namun hasil pengujian menunjukkan peningkatan dalam nilai *SMART*-nya dengan perubahan bobot kriteria.

b. Perbedaan

1. Kevin De Bruyne: Dalam kedua hasil, Kevin De Bruyne berada di peringkat kedua (hasil pengujian) dan pertama (hasil awal) dengan nilai SMART yang tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa De Bruyne tetap dianggap sebagai pemain midfielders yang memiliki kualitas dan kontribusi yang baik, baik dalam hasil awal maupun hasil pengujian dengan bobot yang berbeda.
2. Bruno Fernandes: Bruno Fernandes juga berada di peringkat pertama (hasil pengujian) dan kedua (hasil awal) dalam kedua hasil dengan nilai SMART yang hampir sama. Ini menunjukkan konsistensi dalam penilaian terhadap kontribusinya sebagai pemain midfielders.
3. Martin Odegaard: Dalam hasil pengujian, Martin Odegaard masuk dalam peringkat keenam, sedangkan dalam hasil awal tidak termasuk dalam peringkat tersebut. Ini menunjukkan bahwa dalam pengujian dengan bobot yang berbeda, Odegaard dinilai lebih baik dibandingkan dengan pemain lain.

4.3.3 Hasil Pengujian terhadap Alternatif *Defenders*

Berikut merupakan hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap alternatif *Defenders* dengan mengubah nilai bobot yang berbeda pada setiap kriteria. Berdasarkan hasil pengujian, perankingan nomor 1 terdapat perubahan dengan berganti menjadi pemain Kieran trippier. Untuk hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Perbandingan hasil pengujian dengan nilai kriteria berbeda dan hasil awal *Defenders*

Hasil Pengujian			Hasil awal		
Nama	Tim	Nilai Smart	Nama	Tim	Nilai Smart
<i>Kierran Trippier</i>	<i>Newcastle United</i>	0,738615439	<i>Timothy Castagne</i>	<i>Leicester City</i>	0,755964783
<i>Timothy Castagne</i>	<i>Leicester City</i>	0,715091116	<i>Kierran Trippier</i>	<i>Newcastle United</i>	0,715547806
<i>Fabian Scharr</i>	<i>Newcastle United</i>	0,69581256	<i>Fabian Scharr</i>	<i>Newcastle United</i>	0,702967788
<i>Dan Burn</i>	<i>Newcastle United</i>	0,658480377	<i>Tyrick Mitchell</i>	<i>Crystal Palace</i>	0,676924001
<i>Gabriel Magalhes</i>	<i>Arsenal</i>	0,65786818	<i>Antonee Robinson</i>	<i>Fulham</i>	0,674335469

<i>Tyrone Mings</i>	<i>Aston Villa</i>	0,637750066	<i>Dan Burn</i>	<i>Newcastle United</i>	0,65921356
<i>Tyrick Mitchell</i>	<i>Crystal Palace</i>	0,635040855	<i>Pascal Struijk</i>	<i>Leeds United</i>	0,643699102

Dalam hasil pengujian dengan nilai kriteria yang berbeda, terdapat beberapa persamaan dan perbedaan dibandingkan dengan hasil awal pemilihan pemain *Defenders* berdasarkan nilai *SMART*. Berikut adalah analisis perbandingannya:

a. Persamaan

1. Fabian Scharr: Dalam hasil pengujian dengan bobot yang berbeda, Fabian Scharr tetap berada di peringkat ketiga, namun nilai *SMART*-nya mengalami penurunan. Ini menunjukkan bahwa perubahan bobot kriteria mempengaruhi penilaian terhadap Scharr dan mengurangi nilai *SMART*-nya dalam hasil pengujian.

b. Perbedaan

1. Timothy Castagne: Dalam hasil pengujian, Timothy Castagne turun ke peringkat kedua dari peringkat pertama dalam hasil awal. Hal ini menunjukkan bahwa perubahan bobot kriteria mempengaruhi penilaian terhadap Castagne dan mengurangi nilai *SMART*-nya dalam hasil pengujian.
2. Gabriel Magalhaes: Dalam hasil pengujian, Gabriel Magalhaes naik ke peringkat kelima sedangkan dalam hasil awal tidak termasuk dalam peringkat tersebut. Hal ini menunjukkan peningkatan penilaian terhadap Magalhaes setelah dilakukan pengujian dengan bobot kriteria yang berbeda.

4.3.4 Hasil Pengujian terhadap Alternatif *Goalkeepers*

Berikut merupakan hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap alternatif *Defenders* dengan mengubah nilai bobot yang berbeda pada setiap kriteria. Berdasarkan hasil pengujian, terdapat banyak perbedaan dalam urutan perangkingan sebelumnya perangkingan nomor 1 berganti menjadi pemain Arron Ramsdale. Tabel 4.12.

Tabel 4.12 Perbandingan hasil pengujian dengan nilai kriteria berbeda dan hasil awal

Goalkeepers

Hasil Pengujian			Hasil awal		
Nama	Tim	Nilai Smart	Nama	Tim	Nilai Smart
<i>Aaron Ramsdale</i>	<i>Arsenal</i>	0,659797297	<i>Allison Becker</i>	<i>Liverpool</i>	0,659835563
<i>Emiliano Martinez</i>	<i>Aston Villa</i>	0,633065017	<i>Aaron Ramsdale</i>	<i>Arsenal</i>	0,649172297
<i>Vicente Guaita</i>	<i>Crystal Palace</i>	0,616500621	<i>Emiliano Martinez</i>	<i>Aston Villa</i>	0,624595629
<i>Jose Sa</i>	<i>Wolverhampton Wonderers</i>	0,609554261	<i>Jose Sa</i>	<i>Wolverhampton Wonderers</i>	0,616186914
<i>Allison Becker</i>	<i>Liverpool</i>	0,59882791	<i>David De Gea</i>	<i>Manchester United</i>	0,61072842
<i>Nick Pope</i>	<i>Newcastle United</i>	0,594315361	<i>Bernd Leno</i>	<i>Fulham</i>	0,609239865
<i>David De Gea</i>	<i>Manchester United</i>	0,581417195	<i>Kepa Arrizabalaga</i>	<i>Chelsea</i>	0,570133756

Dalam hasil pengujian dengan nilai kriteria yang berbeda, terdapat beberapa perbedaan dengan hasil awal pemilihan pemain goalkeepers berdasarkan nilai SMART. Berikut adalah analisis perbandingannya:

a. Persamaan

1. Jose Sa: Dalam hasil pengujian, Jose Sa tetap berada di peringkat keempat, namun nilainya mengalami peningkatan. Hal ini menunjukkan bahwa perubahan bobot kriteria mempengaruhi penilaian terhadap Sa dan meningkatkan nilai SMART-nya dalam hasil pengujian.

b. Perbedaan

1. Nick Pope: Dalam hasil pengujian, Nick Pope naik ke peringkat keenam sedangkan dalam hasil awal tidak termasuk dalam peringkat tersebut. Hal ini menunjukkan peningkatan penilaian terhadap Pope setelah dilakukan pengujian dengan bobot kriteria yang berbeda.

Dalam analisis perbandingan ini, dapat dilihat bahwa perubahan bobot kriteria mempengaruhi peringkat dan nilai SMART dalam pemilihan pemain. Hal ini menunjukkan pentingnya bobot kriteria dalam menentukan hasil pemilihan pemain dan bagaimana penilaian pemain dapat berubah dengan perubahan bobot tersebut.

4.4 Pengujian Terhadap Jumlah Data yang berbeda

4.4.1 Hasil Pengujian terhadap Alternatif *Forwards*

Berikut merupakan hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap alternatif *Forwards* dengan jumlah data yang berbeda. Hasil pengujian terdapat pada Tabel 4.13.

Tabel 4.13 Perbandingan Hasil Pengujian dan Hasil Awal *Forwards*

Hasil Pengujian			Hasil Awal		
Nama	Tim	Nilai Smart	Nama	Tim	Nilai Smart
<i>Erling Haaland</i>	<i>Manchester City</i>	0,712296748	<i>Erling Haaland</i>	<i>Manchester City</i>	0,769324317
<i>Mohammed Salah</i>	<i>Liverpool</i>	0,705565577	<i>Mohammed Salah</i>	<i>Liverpool</i>	0,717509874
<i>Harry Kane</i>	<i>Tottenham Hotspurs</i>	0,60184513	<i>Harry Kane</i>	<i>Tottenham Hotspurs</i>	0,66247872
<i>Marcus Rashford</i>	<i>Manchester United</i>	0,564779423	<i>Marcus Rashford</i>	<i>Manchester United</i>	0,548671572
<i>Gabriel Martinelli</i>	<i>Arsenal</i>	0,540012985	<i>Ollie Watkins</i>	<i>Aston Villa</i>	0,547405802
<i>Ollie Watkins</i>	<i>Aston Villa</i>	0,539497846	<i>Gabriel Martinelli</i>	<i>Arsenal</i>	0,535360421
<i>Dominic Solanke</i>	<i>Bournemouth</i>	0,504291532	<i>Callum Wilson</i>	<i>Newcastle United</i>	0,497974979

Dalam perbandingan hasil pengujian dengan jumlah data yang berbeda, terdapat beberapa persamaan dan perbedaan dengan hasil awal pemilihan pemain forwards berdasarkan nilai SMART. Persamaan yang dapat ditemukan adalah adanya pemain yang tetap berada dalam peringkat atas meskipun terjadi perubahan jumlah data seperti Erling Haaland dan Mohammed Salah tetap berada di peringkat pertama dan kedua, meskipun nilai SMART mereka mengalami penurunan dalam hasil pengujian dengan jumlah data yang berbeda. Hal ini menunjukkan bahwa kedua pemain tersebut tetap dianggap memiliki kontribusi yang signifikan dalam hasil pengujian dengan jumlah data yang berbeda. Namun, terdapat juga perbedaan dalam hasil pengujian. Pemain seperti Gabriel Martinelli, Ollie Watkins, dan Dominic Solanke menunjukkan perubahan

peringkat dan nilai SMART. Dominic Solanke memperoleh peringkat yang lebih baik dalam hasil pengujian dengan jumlah data yang berbeda.

4.4.2 Hasil Pengujian terhadap Alternatif *Midfielders*

Berikut merupakan hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap alternatif *Midfielders* dengan jumlah data yang berbeda. Hasil pengujian terdapat pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14 Perbandingan Hasil Pengujian dan Hasil Awal *Midfielders*

Hasil Pengujian			Hasil Awal		
Nama	Tim	Nilai Smart	Nama	Tim	Nilai Smart
<i>Kevin De Bruyne</i>	<i>Manchester City</i>	0,64	<i>Kevin De Bruyne</i>	<i>Manchester City</i>	0,634042251
<i>Bruno Fernandes</i>	<i>Manchester United</i>	0,64	<i>Bruno Fernandes</i>	<i>Manchester United</i>	0,63374212
<i>Michael Olise</i>	<i>Crystal Palace</i>	0,63	<i>Michael Olise</i>	<i>Crystal Palace</i>	0,633024734
<i>James Ward-Prowse</i>	<i>Southampton</i>	0,59	<i>James Ward-Prowse</i>	<i>Southampton</i>	0,590869045
<i>Leandro Trossard</i>	<i>Arsenal</i>	0,58	<i>Bukayo Saka</i>	<i>Arsenal</i>	0,569394829
<i>Bukayo Saka</i>	<i>Arsenal</i>	0,57	<i>Pascal Gross</i>	<i>Brighton and Hove Albion</i>	0,552047521
<i>Solly March</i>	<i>Brighton and Hove Albion</i>	0,57	<i>Morgan Gibbs-White</i>	<i>Nottingham Forest</i>	0,540844931

Dalam perbandingan hasil pengujian dengan jumlah data yang berbeda, terdapat beberapa persamaan dan perbedaan dengan hasil awal pemilihan pemain midfielder berdasarkan nilai SMART. Persamaan yang dapat ditemukan adalah Kevin De Bruyne dan Bruno Fernandes tetap berada di peringkat atas dalam kedua hasil pengujian. Kedua pemain ini memiliki nilai SMART yang sama, menunjukkan konsistensi dalam penilaian mereka sebagai pemain midfielder yang berkualitas. Selain itu, Michael Olise juga tetap berada dalam peringkat tiga dalam kedua hasil pengujian. Namun, terdapat juga perbedaan dalam hasil pengujian. Solly March masuk dalam hasil pengujian dengan jumlah data yang berbeda, sedangkan Pascal Gross dan Morgan Gibbs-White tidak terpilih dalam hasil pengujian tersebut.

4.4.3 Hasil Pengujian terhadap Alternatif *Defender*

Berikut merupakan hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap alternatif *Defenders* dengan jumlah data yang berbeda. Hasil pengujian terdapat pada Tabel 4.15.

Tabel 4.15 Perbandingan *Defender*

Hasil Pengujian			Hasil awal		
Nama	Tim	Nilai Smart	Nama	Tim	Nilai Smart
<i>Kenny Tete</i>	<i>Fulham</i>	0,82756655	<i>Timothy Castagne</i>	<i>Leicester City</i>	0,755964783
<i>Timothy Castagne</i>	<i>Leicester City</i>	0,78884643	<i>Kierran Trippier</i>	<i>Newcastle United</i>	0,715547806
<i>Fabian Scharr</i>	<i>Newcastle United</i>	0,7830998	<i>Fabian Scharr</i>	<i>Newcastle United</i>	0,702967788
<i>Antonee Robinson</i>	<i>Fulham</i>	0,76931185	<i>Tyrick Mitchell</i>	<i>Crystal Palace</i>	0,676924001
<i>Kierran Trippier</i>	<i>Newcastle United</i>	0,7577001	<i>Antonee Robinson</i>	<i>Fulham</i>	0,674335469
<i>Marc Guehi</i>	<i>Crystal Palace</i>	0,74939851	<i>Dan Burn</i>	<i>Newcastle United</i>	0,65921356
<i>Tyrick Mitchell</i>	<i>Crystal Palace</i>	0,74889047	<i>Pascal Struijk</i>	<i>Leeds United</i>	0,643699102

Dalam perbandingan hasil pengujian dengan jumlah data yang berbeda, terdapat beberapa persamaan dan perbedaan dengan hasil awal pemilihan pemain *Defenders* berdasarkan nilai SMART. Persamaan yang dapat ditemukan adalah Timothy Castagne tetap berada di peringkat atas dalam kedua hasil pengujian. Hal ini menunjukkan konsistensi dalam penilaian terhadap kontribusinya sebagai pemain defender yang berkualitas. Selain itu, Kierran Trippier dan Fabian Scharr juga tetap berada di peringkat yang tinggi dalam kedua hasil pengujian. Ini menunjukkan bahwa penilaian terhadap kualitas dan kontribusi keduanya sebagai pemain defender masih konsisten. Namun, terdapat perbedaan dalam hasil pengujian. Marc Guehi dan Kenny Tete masuk dalam hasil pengujian dengan jumlah data yang berbeda, sementara Dan Burn tidak terpilih dalam hasil pengujian tersebut.

Pengujian ini menunjukkan bahwa perubahan jumlah data dapat mempengaruhi hasil dan peringkat pemilihan pemain. Perubahan ini bisa disebabkan oleh variasi kinerja pemain dalam jumlah data yang berbeda atau oleh pengaruh pemain baru yang masuk dalam pengujian. Dalam

kasus ini, perubahan jumlah data telah mempengaruhi penilaian dan peringkat pemain, sehingga memunculkan perbedaan dalam hasil pengujian. Secara keseluruhan, hasil pengujian dengan jumlah data yang berbeda menunjukkan persamaan dan perbedaan dalam peringkat dan nilai SMART pemilihan pemain. Persamaan dan perbedaan hasil menunjukkan pengaruh perubahan jumlah data terhadap hasil pengujian.

4.5 Evaluasi Terhadap Kinerja pemain yang dipilih berdasarkan perankingan metode *SMART* dengan kinerja aktual pemain dalam pertandingan *FPL*

Evaluasi terhadap kinerja pemain yang dipilih dapat dilakukan dengan menerapkan pemain yang direkomendasikan oleh sistem ke dalam tim. Setelah mendapatkan pemain tersebut, pemain akan dimainkan dalam pertandingan *FPL* yang berlangsung selama beberapa pertandingan. Kemudian setelah pemain telah menjalankan laga yang berlangsung, para pengguna *FPL* dapat melihat kontribusi para pemain melalui statistik dan performa yang diberikan kepada tim apakah kontribusi sesuai dengan rekomendasi yang diberikan oleh sistem atau tidak sesuai ekspektasi. Untuk saat ini langkah evaluasi belum dapat dilakukan karena pertandingan musim 2023/2024 *Premiere League* belum dimulai.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Metode *SMART* dapat membantu pengguna dalam pengambilan keputusan dalam pemilihan pemain pada *Game Fantasy Premier League*. Metode ini menggabungkan kriteria yang relevan dan bobot yang sesuai untuk memberikan rekomendasi yang lebih obyektif. Dalam sistem ini, telah diidentifikasi kriteria-kriteria yang penting dalam pemilihan pemain pada *Game Fantasy Premier League* seperti statistik performa pemain. Kriteria-kriteria ini memberikan panduan dalam memilih pemain yang memiliki peluang sukses yang lebih tinggi. Metode *SMART* memungkinkan pengguna untuk memberikan bobot pada setiap kriteria berdasarkan tingkat kepentingannya. Hal ini membantu dalam memberikan penekanan yang sesuai pada aspek-aspek tertentu dalam pemilihan pemain, seperti memprioritaskan statistik performa tinggi. Dalam pengujian sistem, bobot kriteria seperti jumlah gol, assists, atau poin FPL dapat disesuaikan untuk melihat bagaimana perubahan bobot tersebut mempengaruhi rekomendasi pemain yang diberikan oleh sistem. Selain itu, pengujian dengan jumlah data yang berbeda memungkinkan pengguna untuk melihat kinerja sistem dalam berbagai skenario. Dengan menambahkan satu pemain pada setiap posisi dari setiap tim, jumlah data pemain meningkat, sehingga sistem dapat menguji kemampuannya dalam menangani volume data yang lebih besar dan memberikan rekomendasi yang konsisten. Melalui pengujian dengan nilai kriteria berbeda dan jumlah data yang berbeda, pengguna dapat mengevaluasi dan memahami bagaimana sistem rekomendasi ini berperilaku dalam situasi yang berbeda. Hal ini membantu dalam menentukan apakah penyesuaian bobot kriteria atau penambahan jumlah data dapat meningkatkan kualitas rekomendasi pemain yang diberikan oleh sistem.. Dengan menggunakan metode *SMART*, sistem dapat menghitung nilai utility untuk setiap pemain berdasarkan penilaian pada kriteria-kriteria yang telah ditentukan. Hal ini membantu dalam mengevaluasi pemain secara komprehensif dan membandingkan mereka dalam satu kerangka kerja yang konsisten. Dengan menggabungkan nilai utility dan bobot kriteria, sistem dapat memberikan rekomendasi pemain terbaik untuk dipilih dalam *Game Fantasy Premier League*. Pemain-pemain ini telah dinilai secara obyektif dan dipilih berdasarkan faktor-faktor yang dianggap penting dalam mencapai hasil yang optimal. Dengan demikian, Sistem Rekomendasi Pemilihan Pemain pada *Game Fantasy Premier League*

menggunakan metode *SMART* dapat membantu pengguna untuk membuat keputusan yang lebih terinformasi dan meningkatkan peluang sukses dalam permainan.

5.2 Saran

Berikut adalah beberapa saran dari peneliti untuk meningkatkan sistem rekomendasi pemilihan pemain pada *Game Fantasy Premier League* menggunakan metode *SMART*:

- a. Data yang digunakan dalam sistem rekomendasi diperbarui secara berkala untuk membantu memastikan bahwa rekomendasi yang diberikan berdasarkan informasi terkini dan akurat tentang performa pemain.
- b. Memberikan opsi bagi pengguna untuk mengatur preferensi mereka sendiri, seperti mengatur bobot kriteria atau memilih kriteria yang lebih penting bagi pengguna untuk memberikan rekomendasi yang lebih sesuai dengan preferensi dan strategi masing-masing pengguna.

DAFTAR PUSTAKA

- Anshari, I. N., & Anshari, F. (2023). Fantasy Premier League: Game dan Pergeseran Budaya Fans Sepakbola di Era Digital. *Jurnal Media Dan Komunikasi Indonesia*, 4(1), 40. <https://doi.org/10.22146/jmki.82691>
- Azhar, Z. (2018). SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN DALAM MENENTUKAN PENEMPATAN KARYAWAN BARU DI PDAM KISARAN DENGAN METODE SMART. *JURTEKSI*, 4(2), 179–184. <https://doi.org/10.33330/jurteksi.v4i2.46>
- Bangdiwala, M., Choudhari, R., Hegde, A., & Salunke, A. (2022). Using ML Models to Predict Points in Fantasy Premier League. *2022 2nd Asian Conference on Innovation in Technology (ASIANCON)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ASIANCON55314.2022.9909447>
- Beby Larasati, F., Ahmad, A., Parlina, I., & Wahyudi, M. (2020). *Seminar Nasional Teknologi Komputer & Sains (SAINTEKS) Penerapan Metode SMART (Simple Multi Attribute Rating Technique) Dalam Merekomendasikan Jenis Sapi Terbaik Untuk Peternakan Sapi Potong*.
- Boy Diego Lumwartono, Firza Prima Aditiawan, & Agung Mustika Rizki. (2021). SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PENEMPATAN POSISI PEMAIN SEPAK BOLA MENGGUNAKAN METODE PROFILE MATCHING. *Jurnal Informatika Dan Sistem Informasi (JIFoSI)*, 02(02).
- Catur Aji Pamungkas, W., & Hardika, N. (2023). Pengaruh Latihan Circuit Training Terhadap Daya Tahan Aerobik Pada Kelas Ekstrakurikuler Sepak Bola SMA Negeri 1 Kabupaten Ketapang. *Journal Sport Academy*, 1(2), 34–44. <https://doi.org/10.31571/jsa.v1i2.29>
- H. Abdul. (2016). *PENERAPAN METODE SMART DALAM SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN MENENTUKAN PEMENANG TENDER PROYEK PADA DINAS PEKERJAAN UMUM KOTA MEDAN*.
- Habib, P., Edy, S., & Heru, N. (2018). Sistem Pendukung Keputusan Menentukan Transfer Pemain Sepak Bola Menggunakan Metode AHP (Analytical Hierarchy Process). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Komputer*, 02(07), 2670–2678.
- Kismono, A., & Dewi, R. (2021). KONTRIBUSI SIMULASI GAME TERHADAP PASSING SEPAK BOLA. *Jurnal Olahraga Dan Kesehatan Indonesia*, 1(2), 90–95. <https://doi.org/10.55081/joki.v1i2.304>

- Labolo, A. Y. (2020). SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PENILAIAN KINERJA DOSEN DENGAN MENGGUNAKAN METODE ADDITIVE RATIO ASSESSMENT (ARAS). *Simtek: Jurnal Sistem Informasi Dan Teknik Komputer*, 5(1), 31–35. <https://doi.org/10.51876/simtek.v5i1.69>
- Magrisa, T., Wardhani, K. D. K., & Saf, M. R. A. (2018). Implementasi Metode SMART pada Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Kegiatan Ekstrakurikuler untuk Siswa SMA. *Informatika Mulawarman: Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer*, 13(1), 49. <https://doi.org/10.30872/jim.v13i1.648>
- Mahfud, I., Gumantan, A., & Fahrizqi, E. B. (2020). ANALISIS IMT (INDEKS MASSA TUBUH) ATLET UKM SEPAKBOLA UNIVERSITAS TEKNOKRAT INDONESIA. *SATRIA Journal Of "Sports Athleticism in Teaching and Recreation on Interdisciplinary Analysis*, 3(1), 2020–2029.
- Nugroho, A. T. (2021). Gamifikasi, Pemasaran di Era Digital: Studi pada Pengguna Game Fantasy Premier League di Indonesia. *Jurnal Riset Komunikasi*, 4(2), 261–274. <https://doi.org/10.38194/jurkom.v4i2.376>
- P. Goodwin, & G. Wright. (2004). *Decisions involving multiple objectives: SMART*.
- P. Rifqi. (2022). *SISTEM REKOMENDASI PEMILIHAN PEMAIN PADA GAME FANTASY PREMIER LEAGUE*.
- R. Tanti. (2021). *SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN SELEKSI PENERIMAAN PESERTA DIDIK BARU MENGGUNAKAN METODE SMART (SIMPLE MULTI-ATTRIBUTE RATING TECHNIQUE)*.
- Rajesh, V., Arjun, P., Jagtap, K. R., M, S. C., & Prakash, J. (2022). Player Recommendation System for Fantasy Premier League using Machine Learning. *2022 19th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/JCSSE54890.2022.9836260>
- Surati, S., Siswanti, S., & Kusumaningrum, A. (2022). Metode Simple Multi Attribute Rating Technique Untuk Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Penerima Beasiswa. *Jurnal Ilmiah SINUS*, 20(2), 57. <https://doi.org/10.30646/sinus.v20i2.617>
- Syukron, & Imam. (2015). *Rancang Bangun dan Implementasi Sistem Pendukung Keputusan Berbasis Web Untuk Menentukan Formulasi Ransum Pakan Ternak*.
- Waas, D. V., Arsitana, M. D. W., Permana, I. P. H., Wiratama, I. K., & Sudipa, I. G. I. (2022). Group Decision Support System Using SMART-COPELAND SCORE Model In

Choosing The Best Alternative Pair. *Telematika*, 19(1), 117.
<https://doi.org/10.31315/telematika.v19i1.7181>

Waruwu, & Nasution. (2020). Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Investasi Saham Berbasis Web Menggunakan Metode SMART. *Jurnal Maharjana Informasi*.

Yudi, e, & Pertiwi, I. (2019). IMPLEMENTASI SIMPLE MULTI ATTRIBUTE RATING TECHNIQUE UNTUK PENENTUAN TEMPAT PEMBUANGAN AKHIR .
Pengembangan Rekayasa Dan Teknologi, 15(01), 12–20.

LAMPIRAN