

Penerapan Metode Long Short-Term Memory Dalam Sistem Rekomendasi Tim Fantasy Premier League

Nino Fachrurrozi Erlangga Putra¹, Ricky Eka Putra²

^{1,2} Jurusan Teknik Informatika/Teknik Informatika, Universitas Negeri Surabaya

nino.17051204038@mhs.unesa.ac.id

rickyekaputra@unesa.ac.id

Abstrak— Sepakbola adalah olahraga terpopuler di dunia, sehingga terpengaruh perkembangan era modern. Hal ini membuat analisis performa dalam membangun tim sepakbola menjadi penting. Salah satu penerapannya adalah dalam Fantasy Premier League di mana dibutuhkan sistem yang mampu memprediksi poin dan memberikan rekomendasi untuk menentukan tim yang optimal. Sistem terdiri dari *server side* yang berisi model LSTM untuk menghitung prediksi poin dan memilih rekomendasi susunan pemain yang optimal dan sesuai aturan Fantasy Premier League, dan *client side* berupa aplikasi *mobile* di mana pengguna dapat memilih tim favorit dan untuk menampilkan hasil rekomendasi susunan tim. Untuk membangun model LSTM dilakukan pengumpulan dan *preprocessing* data terlebih dahulu, lalu dilakukan *training* dengan berbagai konfigurasi. Model yang terpilih adalah model dengan 256 neuron dan 3000 epoch yang menghasilkan *mean squared error* sebesar 0,642. Setelah terbentuk, model akan diletakkan dalam *server side* dan disambungkan ke aplikasi. Hasil rekomendasi menghasilkan prediksi poin sebesar 1803,131 poin. Ketika diuji coba dalam permainan Fantasy Premier League poin yang dihasilkan sebesar 1527 poin, lebih rendah 276,131 poin dari prediksi.

Kata Kunci— LSTM, sepakbola, Fantasy Premier League, prediksi, rekomendasi tim.

I. PENDAHULUAN

Sepak bola adalah olahraga paling besar dan populer di seluruh dunia. Badan sepakbola dunia, FIFA memperkirakan pada pergantian menuju abad ke-21 terdapat sekitar 250 juta orang yang terdaftar sebagai pemain sepak bola dan 3,5 miliar orang tertarik pada olahraga ini [1]. Sebagai olahraga terbesar di dunia, sepakbola juga terpengaruh oleh perkembangan era modern di mana dalam setiap aspek kehidupan banyak menggunakan komputer sebagai alat teknologi informasi. Salah satunya yaitu penggunaan teknologi dalam analisis performa pemain sepak bola.

Sejak Charles Reep memulai pencatatan informasi dalam sepakbola secara manual pada tahun 1950 [2], data serta analisis terus berkembang dan tidak terpisahkan dari sepakbola itu sendiri. Perkembangan teknologi komputasi ikut mendukung munculnya banyak *platform* yang mencatat serta menyediakan akses data sepakbola dengan mudah di masa ini. Terlebih dengan dirilisnya film *Moneyball* [3] pada 2011 yang menunjukkan bahwa analisis performa dapat membangun sebuah tim yang kompetitif dengan anggaran seminim mungkin, analisis performa dalam sepakbola menjadi penting dan semakin banyak digunakan. Hal itu karena performa pemain bervariasi dari waktu ke waktu untuk tim yang

berbeda. Oleh karena itu tim membutuhkan manajemen dan analisis pemain yang baik karena merupakan salah satu faktor untuk mencapai prestasi.

Liga Primer Inggris atau yang biasa dikenal dengan Premier League adalah liga sepakbola dengan penonton terbanyak sedunia. Pada musim 2018-2019 liga ini disaksikan oleh 3,2 miliar pasang mata dan disiarkan di 188 negara [4]. Liga ini juga menempati peringkat pertama dalam koefisien UEFA pada tahun 2022 [5] serta menjadi tempat berkarir bagi banyak pemain bintang kelas dunia. Oleh karena itu Premier League mampu menghasilkan pendapatan yang tinggi dan menjanjikan dari segi prospek bisnis.

Dengan persaingan liga yang ketat, penuh bintang, kepopulerannya di tengah kalangan pecinta sepakbola dunia serta potensi bisnisnya, Premier League mempunyai pencatatan dan analisis statistik yang lengkap, baik untuk satu musim maupun setiap pertandingan. Data-data ini akan dapat membantu tim untuk melakukan analisis mendalam terkait performa timnya. Selain itu juga dapat berguna bagi penonton untuk memahami jalannya pertandingan dan musim. Mengakses data-data tentang Premier League bisa dengan mudah baik melalui *website* mereka maupun dari pihak ketiga yang melakukan penghitungan dan analisis data sepakbola.

Premier League juga membuat simulasi yang memungkinkan para penggemar untuk berpartisipasi dan merasakan pengalaman sebagai manajer di Premier League dengan membuat permainan berbentuk *fantasy football* bernama Fantasy Premier League yang sudah dimainkan oleh lebih dari 8 juta pemain [6]. Di dalamnya para penggemar bisa membentuk tim dengan memilih susunan pemainnya sendiri dan berkompetisi memenangkan berbagai hadiah dengan tim lain untuk mendapat tim dengan jumlah poin tertinggi. Performa pemain yang dipilih di dunia nyata akan menentukan jumlah poin yang didapat.

Dinamisnya performa dan keadaan pemain Premier League setiap pekan membuat pemilihan pemain menjadi tidak mudah. Pemain Fantasy Premier League harus mampu memperkirakan performa susunan tim yang dipilih. Karena itu terdapat beberapa usaha untuk mengatasi hal tersebut, seperti melalui forum, kelompok diskusi, dan tips di internet maupun pemodelan sistem yang mampu memprediksi performa pemain.

Pemain yang baru mencoba Fantasy Premier League ini membutuhkan adanya sistem yang mampu memberikan rekomendasi susunan tim Fantasy Premier League agar mampu menggantikan metode tradisional, sehingga susunan tim mereka berpotensi menghasilkan poin yang lebih tinggi

karena pemilihan susunan tim berdasarkan data performa dari pemain ketika di atas lapangan.

Dengan memanfaatkan kemajuan *machine learning* dewasa ini, memprediksi poin pemain bisa dengan menggunakan data performa mereka pada musim-musim sebelumnya serta mampu menjaga agar susunan tim yang dihasilkan tetap berada pada batas yang ditentukan oleh Fantasy Premier League. Selain berguna untuk membantu para pemain Fantasy Premier League, sistem ini juga berpotensi untuk memprediksi performa pemain sepakbola di dunia nyata berdasarkan data terdahulu. Ini dapat membantu manajemen tim untuk melakukan analisis sehingga mampu memberikan saran untuk menentukan keputusan dalam penyusunan tim. Selain itu juga mampu melihat pemain mana yang memiliki potensi sejak usia dini.

Beberapa usaha untuk memprediksi performa pemain sudah pernah dilakukan, di antaranya adalah dengan menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Recurrent Neural Network (RNN) menggunakan data pemain dari musim 2013-2014 sampai 2015-2016 [7] maupun algoritma genetika dengan nilai *mean squared error* (MSE) sebesar 12,25957 [8]. Tetapi dalam penelitian-penelitian tersebut menggunakan data yang kurang aktual atau menghasilkan error yang masih cukup tinggi.

Pendekatan yang dapat digunakan adalah *time series forecasting*. *Time series forecasting* akan digunakan untuk menghitung prediksi performa para pemain. *Time series* adalah urutan pengamatan yang diambil secara berurutan dalam suatu waktu. *Time series* terbagi lagi menjadi dua, yaitu *time series analysis* dan *time series forecasting*. Pada *time series analysis*, suatu *time series* dimodelkan untuk menentukan komponen-komponennya, seperti pola musiman dan hubungan dengan faktor eksternal. Sebaliknya, *time series forecasting* menggunakan informasi dalam urutan waktu untuk memprediksi nilainya di masa depan.

Pemodelan *time series* akan dibangun di atas model Long Short-Term Memory Recurrent Neural Networks (LSTM-RNN) untuk menentukan prediksi poin yang akan mereka dapatkan di musim 2022-2023. Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan varian dari Recurrent Neural Network (RNN). LSTM dipilih karena mempunyai keunggulan dalam melakukan prediksi data berbentuk *time series* [9] dengan kemampuan mengingat informasi jangka panjangnya (*long term dependency*). Selain itu dalam penelitian yang membandingkan beberapa metode untuk memprediksi poin Fantasy Premier League [10], metode LSTM adalah yang paling baik dalam perbandingan metode regresi dengan MSE sebesar 8,36 dibandingkan metode Support Vector Regression (MSE 9,23) maupun metode Multilayer Perceptron (MSE 9,03).

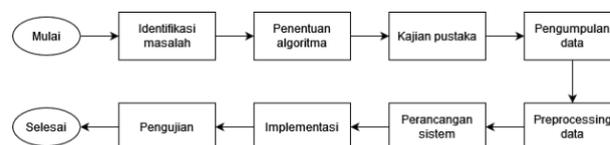
Dalam LSTM terdapat tiga gerbang yang mengendalikan penggunaan dan memperbarui informasi terdahulu yaitu *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*. Sel memori dan tiga gerbang dirancang untuk dapat membaca, menyimpan, dan memperbarui informasi terdahulu. Bahkan dalam penelitian yang baru LSTM dapat disederhanakan menjadi hanya dua gerbang [11]. Prediksi poin musim 2022-2023 akan

menggunakan data performa tiap pemain di musim-musim sebelumnya berupa *time series*. Setelah sistem menghasilkan prediksi poin dari masing-masing pemain, maka sistem akan melakukan optimasi linear agar rekomendasi tim yang dihasilkan sesuai dengan batasan dalam Fantasy Premier League. Optimasi linear atau pemrograman linear menggunakan fungsi objektif dan batasan linear untuk menemukan solusi minimal atau maksimal [12].

Setelah selesai membuat model, kemudian membuat aplikasi sistem rekomendasi. Antarmuka pengguna akan terhubung pada layanan *web* yang mengelola dan menghitung rekomendasi pemain dengan menggunakan model LSTM yang dibuat sebelumnya, sehingga pengguna akan mendapat rekomendasi susunan tim Fantasy Premier League dengan mudah.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan. Tahapan-tahapan tersebut dapat dilihat pada Gbr. 1 yang terdiri dari identifikasi masalah, penentuan algoritma, kajian pustaka, pengumpulan data, preprocessing data, perancangan sistem, implementasi dan pengujian.



Gbr. 1 Diagram alur metodologi penelitian.

A. Identifikasi masalah

Pada tahap ini dilakukan identifikasi untuk masalah yang akan diselesaikan, yaitu adanya kebutuhan berupa sistem yang membantu pemain Fantasy Premier League untuk bisa menentukan susunan tim paling optimal berdasarkan poin yang diraih pada musim sebelumnya.

B. Penentuan algoritma

Setelah masalah teridentifikasi, lalu masuk ke penentuan algoritma yang akan digunakan. Algoritma yang digunakan adalah long short-term memory (LSTM) karena kemampuannya untuk memunculkan prediksi dari data masa lalu dan juga untuk waktu yang lama.

C. Kajian pustaka

Tahap ini adalah tahap yang dilakukan untuk melakukan kajian terhadap teori-teori yang akan digunakan dalam penelitian ini. Konsep dasar yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1) Konsep dasar Fantasy Premier League

Karena penelitian ini berkaitan dengan Fantasy Premier League, maka harus dilakukan pengenalan tentang permainan ini, seperti tujuan permainan, cara bermain, aturan main, dan sistem poin yang akan didapatkan oleh pemain yang dipilih.

2) Konsep dasar LSTM

Perlu dilakukan pendalaman terkait LSTM karena ini merupakan metode utama yang akan digunakan dalam penelitian ini. Metode LSTM akan digunakan untuk memprediksi nilai pemain dari 38 pekan di musim 2022-2023 berdasarkan nilai dari musim 2016-2017 hingga 2021-2022 yang dilatih ke dalam model LSTM. Data-data tersebut akan digunakan untuk melatih model LSTM sehingga nantinya mampu memunculkan prediksi berdasarkan data di masa lampau.

3) Konsep dasar teknologi yang digunakan

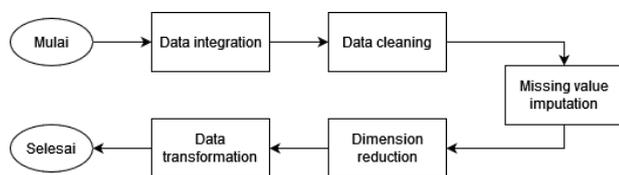
Bahasa Python digunakan pada *server-side* sebagai penghitung prediksi nilai pemain. Pada bagian ini juga nantinya model LSTM yang telah dilatih akan diletakkan. Pada *client-side* akan menggunakan teknologi berbasis Android dengan *framework* Flutter.

D. Pengumpulan data

Pada tahap ini mulai dilakukan pengumpulan dataset yang akan digunakan untuk memprediksi poin di masa depan. Data didapatkan dari repositori Github oleh user *vaastav*. Setelah dikumpulkan data tersebut berisi 135411 baris data dengan 55 atribut dari musim 2016-2017 sampai musim 2021-2022.

E. Preprocessing data

Sebelum masuk ke pelatihan model, data yang telah dikumpulkan harus diproses terlebih dahulu agar sesuai dengan input dan output yang diinginkan dari model yang akan dibuat. Diagram dari *preprocessing* data yang akan digunakan dapat dilihat pada Gbr. 2. Proses *preprocessing* terdiri dari *data integration*, *data cleaning*, *missing value imputation*, *dimension reduction* dan *data transformation*.



Gbr. 2 Diagram alur *preprocessing*.

1) Data integration

Pada awalnya data yang diperoleh masih terpisah berdasarkan *gameweek* dan musim. Lalu dilakukan integrasi data untuk menggabungkan semua data dari *gameweek* dan musim yang berbeda-beda. Dari proses penggabungan ini menghasilkan 135411 baris data pemain setiap *gameweek* dari musim 2016-2017 hingga musim 2021-2022.

2) Data cleaning

Data cleaning dilakukan untuk menyeragamkan data nama pemain agar tidak terjadi duplikasi pemain untuk menghindari situasi di mana terdapat dua atau lebih penulisan nama yang berbeda untuk satu pemain yang sama. Proses *data cleaning* ini dilakukan dalam beberapa tahap, yaitu:

- Penyeragaman nama, untuk nama yang tidak seragam seperti 'Aaron_Cresswell', 'Aaron_Cresswell_402', dan 'Aaron Cresswell'. Seharusnya tiga nama tersebut merujuk pada nama satu pemain yang sama, yaitu Aaron Cresswell. Untuk itu dilakukan penyeragaman nama dengan menghapus tanda '_' maupun angka dari nama pemain.
- Penggantian karakter khusus, seperti 'SalomÃ³n RondÃ³n' dengan 'Salom3n Rond3n' yang sebenarnya merujuk pada satu pemain yang sama. Untuk itu pemain yang mempunyai karakter khusus pada Namanya akan dikumpulkan terlebih dahulu untuk selanjutnya dilakukan penggantian karakter yang tidak sesuai pada nama pemain.
- Penghapusan nama duplikat, seperti 'Ahmed Elmohamady' dengan 'Ahmed El Mohamady', 'Adrien Silva' dengan 'Adrien Sebastian Perruchet Silva', dan 'Thiago Thiago' dengan 'Thiago Emiliano da Silva'. Untuk mengatasi hal ini dilakukan tiga metode. Pertama, menggunakan *sequence matcher* dari Python untuk mencari nama yang mempunyai kemiripan di atas 70% dan di bawah 100%. Kedua, mencari pemain dengan nama depan atau belakang yang sama. Ketiga, secara manual memeriksa pemain dengan nama yang jauh berbeda tetapi sebenarnya merupakan nama lain dari pemain yang sama.

3) Missing value imputation

Setelah proses sebelumnya, ternyata data yang sudah terkumpul masih mengandung data yang kosong, seperti poin, posisi, maupun tim dari pemain. Oleh karena itu dilakukan pengisian dari *dataframe* yang berisi tim dan posisi pemain. Untuk poin yang kosong akan diisi dengan 0.

4) Dimension reduction

Dimension reduction dilakukan untuk mengurangi dimensi data, dalam hal ini membuang atribut yang tidak digunakan dari dataset. Nantinya untuk atribut yang digunakan hanya ID, nama pemain, nama tim, foto pemain, foto *jersey* pemain, serta data poin yang dihasilkan setiap *gameweek* dari musim 2016-2017 hingga musim 2021-2022.

Data yang dipilih untuk proses pembentukan model LSTM hanyalah poin setiap *gameweek* karena nantinya dalam proses prediksi hanya menghitung dari riwayat poin pemain per *gameweek* dan tidak mempertimbangkan data lainnya dalam dataset awal. Sedangkan untuk data-data lain seperti ID, nama pemain, nama tim, foto pemain, foto *jersey* pemain digunakan untuk ditampilkan dalam sistem sebagai informasi kepada pengguna.

5) Data transformation

Data poin yang dikumpulkan masih tersusun secara vertikal. Untuk mengubah menjadi *time series*, data poin harus diubah terlebih dahulu menjadi horizontal dalam satu baris. Contoh pengubahan data tersebut bisa dilihat pada Tabel I dan II. Dalam Tabel I dapat dilihat bahwa data dari

seorang pemain pada setiap *gameweek* masih terpisah menjadi baris yang berbeda, sedangkan pada Tabel II data setiap *gameweek* disusun secara horizontal menjadi satu baris namun terletak pada kolom yang berbeda untuk masing-masing *gameweek* dan musim.

TABEL I
BENTUK DATA SEBELUM DIUBAH

Name	total_points	GW	season
Aaron Cresswell	0	35	2021-22
Aaron Cresswell	6	36	2021-22
Aaron Cresswell	1	38	2021-22

TABEL II
BENTUK DATA SETELAH DIUBAH MENJADI HORIZONTAL

Name	2021-22 GW35	2021-22 GW36	2021-22 GW37	2021-22 GW38
Aaron Cresswell	2	6	0	1

F. Perancangan sistem

1) Proses perancangan sistem rekomendasi

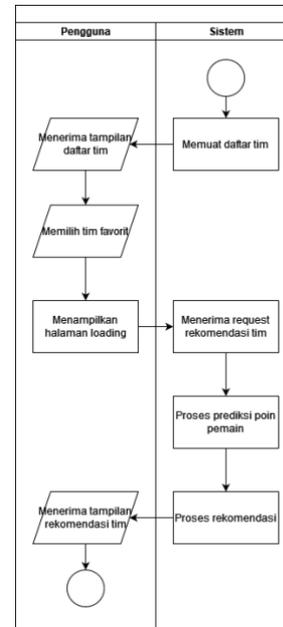
Dalam sistem yang dibangun nantinya akan menggunakan *server side* dan *client side*. *Server side* berfungsi untuk meletakkan model yang nantinya akan menghasilkan prediksi dan rekomendasi pilihan pemain. Sedangkan *client side* digunakan sebagai perantara antara pengguna dan server side. Di sini pengguna bisa melakukan *request* untuk menghasilkan rekomendasi tim yang akan diteruskan ke *server side*. Setelah muncul hasil rekomendasi dari *server side* maka akan client side akan menampilkan hasil rekomendasi tersebut.

Teknologi yang digunakan pada *server side* adalah bahasa Python yang dibangun menggunakan *framework* Flask dan diletakkan pada *server* Heroku. Untuk *client side* akan digunakan sistem berbasis Android yang ditulis menggunakan *framework* Flutter. Secara singkat rancangan sistem ditunjukkan oleh Gbr. 3. Dapat dilihat bahwa *client* akan melakukan *request* data ke *server*, lalu *server* akan mengembalikan data ke *client* berupa *response*.

Gbr. 3 Rancangan sistem rekomendasi.

Untuk proses berjalannya sistem, nantinya sistem akan memunculkan daftar tim di halaman awal. Di dalam halaman daftar tim ini, pengguna bisa memilih maksimal 5 tim favorit karena hanya boleh terdapat maksimal 3 pemain dari satu tim dan jumlah pemain dalam tim adalah 15 pemain. Tim favorit yang terpilih akan menentukan hasil rekomendasi pemain di mana hasil rekomendasi akan menampilkan 3 pemain dari tim yang terpilih. Pengguna juga bisa tidak memilih tim. Jika tidak memilih, maka hasil rekomendasi akan berisi pemain dari tim yang acak.

Setelah itu, sistem akan melakukan *request* kepada *server side* untuk memunculkan rekomendasi tim. Ketika proses *request*, sistem akan menampilkan halaman loading yang berisi fakta-fakta dari Premier League sembari menunggu *server side* mengembalikan data berupa hasil rekomendasi. Setelah itu sistem akan menerima hasil rekomendasi tim dan sistem akan berpindah ke halaman rekomendasi tim. Proses berjalannya sistem dapat dilihat pada diagram aktifitas pada Gbr. 4.



Gbr. 4 Diagram aktifitas sistem rekomendasi.

2) Proses training LSTM

Proses training dilakukan untuk menghasilkan model LSTM yang bisa digunakan untuk memprediksi poin pemain. Terdapat *input layer* dan *layer dense* sebagai *output layer*, ditambah dengan satu *layer* sebagai *hidden layer*. Jumlah neuron yang digunakan di antara 16, 32, 64, 128, dan 256. Untuk jumlah epoch yang digunakan dalam proses *training* di antara 100, 200, 300, 400, 500, 600, 700, 800, 900, 1000, 2000, 3000, 4000, dan 5000.

Untuk data *training* yang digunakan adalah data dari musim 2016-2017 hingga musim 2021-2022, sedangkan data *testing* yang digunakan adalah data poin untuk musim 2022-2023. Sebelumnya sudah dilakukan *scaling* pada data *training* maupun *testing*.

3) Proses prediksi poin pemain

Proses prediksi poin dapat dilakukan setelah training LSTM selesai dan terbentuk model yang nantinya dapat digunakan untuk menghitung prediksi poin para pemain selama 38 *gameweek* di musim 2022-2023. Input dari model berupa data poin *time series* dari satu pemain yang sudah dilakukan proses *scaling*. Kemudian dilakukan proses *inverse scaling* untuk mendapatkan data poin yang

sesungguhnya. Proses ini akan dilakukan ke 1692 data poin pemain.

4) Proses rekomendasi pemain

Setelah menghasilkan data prediksi, kemudian menuju ke proses rekomendasi pemain. Proses ini akan memilih 15 pemain dengan total poin prediksi yang paling optimal. Selain itu, proses seleksi pemain untuk rekomendasi juga harus sesuai dengan aturan dari Fantasy Premier League. Berikut ini adalah aturan untuk membentuk tim dari Fantasy Premier League:

- Maksimal 3 pemain untuk pemain yang berasal dari satu tim
- Susunan tim terdiri dari 2 penjaga gawang, 5 bek, 5 gelandang, dan 3 penyerang
- Total harga dari semua pemain dalam satu tim maksimal £100

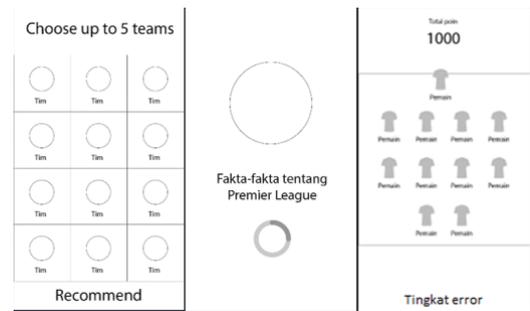
Aturan-aturan tersebut nantinya akan menjadi batasan dalam proses optimasi linear yang bertujuan untuk memaksimalkan total poin dari para pemain yang terpilih. Setelah terpilih 15 pemain maka akan dilakukan optimasi linear kembali untuk memilih 11 pemain dengan total poin paling optimal. Setelah terpilih 11 pemain, 4 pemain sisanya akan menjadi cadangan. Proses optimasi untuk tim utama ini dilakukan dengan batasan berikut ini:

- Jumlah total pemain adalah 11 pemain
- Hanya 1 pemain untuk posisi penjaga gawang
- Minimal 3 pemain untuk posisi bek
- Minimal 1 pemain untuk posisi gelandang
- Minimal 1 pemain untuk posisi penyerang

5) Proses perancangan tampilan

Pada awalnya data yang diperoleh masih terpisah berdasarkan *gameweek* dan musim. Lalu dilakukan integrasi data untuk menggabungkan semua data dari *gameweek* dan musim yang berbeda-beda. Dari proses penggabungan ini menghasilkan 135411 baris data pemain setiap *gameweek* dari musim 2016-2017 hingga musim 2021-2022. Proses ini dilakukan untuk membuat kerangka dari tampilan sistem yang akan dibuat. Nantinya akan ada 3 tampilan dalam sistem ini, yaitu halaman daftar tim, halaman *loading*, dan halaman rekomendasi tim.

Halaman daftar tim berisi daftar tim favorit yang bisa dipilih oleh pengguna. Halaman *loading* nantinya ditampilkan ketika sistem sedang memproses prediksi dan rekomendasi pemain. Lalu hasil rekomendasi akan ditampilkan pada halaman rekomendasi beserta dengan tingkat *error* dari prediksi yang dihasilkan. Rancangan tampilan dari ketiga halaman tersebut dapat dilihat pada Gbr. 5. Dari kiri adalah rancangan halaman pilihan tim favorit, halaman *loading* berisi fakta-fakta Premier League, dan halaman rekomendasi susunan tim.



Gbr. 5 Rancangan tampilan daftar tim, *loading*, dan rekomendasi.

G. Implementasi

1) *Memuat data poin*: Data poin dari para pemain yang sudah dilakukan proses *preprocessing* dimuat terlebih dahulu.

2) *Transformasi data*: Mengubah data poin yang diambil menjadi array secara horizontal sehingga lebih mudah untuk dilakukan perhitungan prediksi.

3) *Proses prediksi*: Untuk memunculkan prediksi poin pemain, akan dilakukan prediksi poin dengan menggunakan model LSTM yang sudah dilakukan proses training sebelumnya. Proses prediksi dilakukan dengan input berupa data poin yang sudah ditransformasi. Model diletakkan pada *server* yang berbeda.

4) *Memuat data pemain untuk validasi*: Memuat data menggunakan API Fantasy Premier League untuk validasi agar pemain yang terpilih adalah pemain yang masih bermain di Premier League ketika prediksi dilakukan. Selain itu juga dilakukan pengambilan beberapa data penting seperti harga pemain dalam Fantasy Premier League yang terbaru.

5) *Menggabung data validasi dengan poin*: Data pemain yang sudah dilakukan validasi kemudian digabung dengan data hasil prediksi poin pemain. Hal ini dilakukan agar memudahkan proses seleksi tim berikutnya.

6) *Proses seleksi tim*: Proses seleksi tim dilakukan dengan memilih 15 pemain dengan jumlah poin paling optimal dengan menggunakan optimasi linear.

7) *Proses seleksi tim utama dan cadangan*: Setelah terpilih 15 pemain sistem akan melakukan optimasi linear lagi dari 15 pemain tersebut untuk memilih 11 pemain untuk tim utama dengan poin paling optimal dan sisanya sebagai cadangan.

H. Pengujian

Pengujian untuk melihat jumlah *error* dilakukan dengan membandingkan data *training* dari musim 2016-2017 hingga 2020-2021 dengan data *testing* pada musim 2021-2022. *Metric* yang digunakan untuk menilai *error* dari kedua data yang dibandingkan adalah menggunakan *mean squared error* (MSE).

Untuk pengujian akan dilakukan pencocokan data hasil rekomendasi dari sistem dengan hasil sebenarnya pada

permainan Fantasy Premier League. Pertama akan dilakukan request rekomendasi pemain tanpa tim favorit agar hasil yang muncul berupa hasil paling optimal. Setelah hasil rekomendasi keluar, data ini akan dibandingkan dengan perolehan poin aktual pada 38 *gameweek* atau satu musim sepanjang musim 2022-2023. Dari pengujian ini akan terlihat perbedaan poin hasil rekomendasi tim dari sistem dengan poin nyata yang diperoleh di Fantasy Premier League serta bisa dihitung berapa perbedaan nilainya antara kedua poin tersebut.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Penelitian

1) Deskripsi data

Penelitian ini menggunakan data yang didapat dari repositori Fantasy Premier League oleh pengguna *vaastav*. Di dalam repositori tersebut terdapat data dari musim 2016-2017 hingga musim 2021-2022. Data-data tersebut dibagi dalam folder sesuai dengan musimnya dan dalam *file* yang berbeda-beda sesuai dengan *gameweek*. Setiap *file* berisi ratusan baris yang mewakili ratusan pemain dalam satu *gameweek*. Dalam *file* tersebut berisi 55 atribut seperti yang terdapat pada Tabel III.

TABEL III
DAFTAR ATRIBUT DALAM SETIAP *FILE* PER *GAMEWEEK* DARI REPOSITORI GITHUB *VAASTAV*

No	Atribut	Deskripsi
1	assist	Jumlah assist yang dibuat pemain
2	attempted_passes	Jumlah percobaan umpan
3	big_chances_created	Jumlah peluang besar yang dibuat
4	big_chances_missed	Jumlah peluang besar yang dilewatkan
5	bonus	Poin bonus
6	bps	Nilai poin bonus sistem
7	clean_sheets	Status apakah pemain tidak kebobolan
8	clearances_blocks_interceptions	Jumlah pembersihan bola, blok, dan pemotongan
9	completed_passes	Jumlah umpan sukses
10	creativity	Nilai kreatifitas pemain
11	dribbles	Jumlah percobaan menggiring bola
12	ea_index	Indeks dari EA
13	element	Indeks pemain
14	errors_leading_to_goal	Jumlah kesalahan yang berujung kemasukan gol
15	errors_leading_to_goal_attempt	Jumlah kesalahan yang berujung percobaan gol dari lawan
16	fixture	ID pertandingan
17	fouls	Jumlah pelanggaran
18	goals_conceded	Jumlah kemasukan gol
19	goals_scored	Jumlah gol yang dicetak
20	ict_index	Indeks pengaruh,

		kreatifitas, dan ancaman pemain
21	id	ID pemain
22	influence	Nilai pengaruh pemain
23	key_passes	Jumlah umpan kunci
24	kickoff_time	Waktu ketika pertandingan dimulai
25	kickoff_time_formatted	Waktu ketika pertandingan dimulai yang telah diformat
26	loaned_in	Status apakah pemain dipinjam oleh tim lain pada <i>gameweek</i>
27	loaned_out	Status apakah pemain dipinjamkan ke tim lain pada <i>gameweek</i>
28	minutes	Jumlah menit bermain
29	name	Nama pemain
30	offside	Jumlah <i>offside</i>
31	open_play_crosses	Jumlah umpan lambung
32	opponent_team	ID tim yang dilawan
33	own_goals	Jumlah gol bunuh diri
34	penalties_conceded	Jumlah penalty yang diberikan untuk tim lawan
35	penalties_missed	Jumlah penalty yang dilewatkan
36	penalties_saved	Jumlah penalty yang diselamatkan
37	recoveries	Jumlah pengembalian bola
38	red_cards	Jumlah kartu merah
39	round	<i>Gameweek</i> atau pekan yang sedang dijalani
40	saves	Jumlah penyelamatan
41	selected	Frekuensi pemain dipilih oleh pemain FPL
42	tackled	Jumlah terkena <i>tackle</i>
43	tackles	Jumlah <i>tackle</i> yang dilakukan
44	target_missed	Jumlah tendangan yang tidak tepat sasaran
45	team_a_score	Jumlah gol dari tim tandang
46	team_h_score	Jumlah gol dari tim kandang
47	threat	Nilai ancaman seorang pemain
48	total_points	Poin FPL yang dihasilkan
49	transfers_balance	Selisih <i>transfers_in</i> dan <i>transfers_out</i>
50	transfers_in	Jumlah pemain FPL yang memilih pemain ke timnya
51	transfers_out	Jumlah pemain FPL yang menghapus pemain dari timnya
52	value	Harga pemain dalam permainan FPL
53	was_home	Status apakah pemain bermain untuk tim

		kendang
54	winning_goals	Status apakah pemain menetak gol penentu kemenangan
55	yellow_cards	Jumlah kartu kuning

Dari berbagai atribut di dalam *dataset*, penelitian ini tidak menggunakan seluruh atribut. Atribut yang akan digunakan adalah *name*, *total_points*, *id*, *round*, dan *value*. Atribut *name* untuk mendapatkan nama pemain. Atribut *total_points* sebagai data poin pemain untuk digunakan sebagai input model LSTM. Atribut *id* untuk mendapatkan data lain dari pemain. Atribut *round* sebagai penunjuk *gameweek* dari pertandingan yang dimainkan. Atribut *value* untuk menunjukkan harga pemain dalam permainan Fantasy Premier League.

2) Hasil preprocessing data

Data yang didapat dari sumber masih terpisah di berbagai *file* berdasarkan *gameweek* dan musim, sehingga untuk mempersiapkan proses *training* perlu dilakukan penggabungan data dari setiap *gameweek* dan musim. Gbr. 6 menunjukkan bentuk data dari salah satu *gameweek*. Di sini data yang ada masih terbatas hanya pada satu *gameweek* sehingga pemain yang tidak terdapat pada data ini adalah pemain yang tidak terdaftar pada *gameweek* tersebut.

	name	position	team	xP	assists	bonus	bps	clean_sheets	creativity	element	...
0	Eric Bailey	DEF	Man Utd	0.0	0	0	0	0	0.0	298	...
1	Kieran Davis	FWD	Aston Villa	0.4	0	0	0	0	0.0	49	...
2	Aydonnawa Dale-Balahru	MID	Watford	0.0	0	0	0	0	0.0	384	...
3	James Waro-Phowee	MID	Southampton	2.3	0	0	20	0	30.5	341	...
4	Bruno Miguel Borges Fernandes	MID	Man Utd	4.4	0	3	61	0	35.9	277	...
...
549	Wilfred Ndidi	MID	Leicester	1.9	0	0	20	1	3.3	216	...
550	Matt Ritchie	DEF	Newcastle	1.2	1	0	24	0	54.9	292	...
551	Nathan Redmond	MID	Southampton	2.1	0	0	4	0	1.4	306	...

Gbr. 6 Bentuk data sebelum dilakukan penggabungan.

Setelah dilakukan penggabungan proses ini menghasilkan 135411 baris data dari setiap pemain di setiap *gameweek* dari 5 musim yang terdiri dari 190 *gameweek*. Gbr. 7 di bawah menunjukkan bentuk data setelah dilakukan penggabungan ini, dengan terdapat kolom tambahan berupa *gameweek* dan musim dari poin yang didapat pemain. Terlihat pada Gbr. 7 jumlah baris lebih banyak karena berisi semua pemain yang pernah ada dalam Premier League selama 5 musim beserta data poin dari setiap *gameweek*.

	name	season	gw	position	team	total_points
0	Aaron Cresswell	2016-17	1	NaN	NaN	0
1	Aaron Lennon	2016-17	1	NaN	NaN	1
2	Aaron Ramsey	2016-17	1	NaN	NaN	2
3	Abdoulaye Doucoure	2016-17	1	NaN	NaN	0
4	Abdul Rahman Baba	2016-17	1	NaN	NaN	0
...
732	Wilfred Ndidi	2021-22	38	MID	Leicester	0
733	Matt Ritchie	2021-22	38	DEF	Newcastle	1
734	Nathan Redmond	2021-22	38	MID	Southampton	2
735	Mathew Ryan	2021-22	38	GK	Brighton	0
736	Ryan Fredericks	2021-22	38	DEF	West Ham	0

135411 rows x 6 columns

Gbr. 7 Bentuk data setelah dilakukan penggabungan.

Setelah melakukan *data integration*, kemudian proses selanjutnya adalah *data cleaning* untuk membersihkan dan menyeragamkan data. Data yang dibersihkan pertama adalah menghilangkan nomor dan tanda '_' dari nama-nama pemain.

Beberapa nama pemain dalam data ada yang memiliki abjad khusus yang tidak sesuai, sehingga harus ada proses mengganti karakter-karakter yang tidak sesuai ini. Misal terdapat nama Miguel AlmirAn yang seharusnya memiliki nama Miguel Almirón.

Terdapat juga nama duplikat yang sebenarnya adalah pemain yang sama tetapi karena ada sedikit perbedaan dalam penulisan nama sehingga berpotensi untuk menjadi data yang berbeda dan harus dilakukan penyeragaman nama. Proses pencarian dilakukan dengan fungsi *string matcher* di dalam Python.

Untuk semakin menghindari duplikasi nama dalam data, dilakukan lagi proses pencarian dengan mencocokkan pemain yang punya nama belakang yang sama, seperti Matteo Guendouzi dengan Mattéo Guendouzi, atau Matty James dengan Matthew James.

Setelah dipastikan tidak ada lagi duplikasi nama pemain, selanjutnya berpindah ke proses *dimension reduction* untuk membuang atribut yang tidak digunakan dan hanya mempertahankan atribut yang penting untuk proses *training*, prediksi, maupun rekomendasi. Sebelumnya data ini memiliki 55 atribut, tetapi kemudian hanya beberapa data seperti ID, nama pemain, nama tim, foto pemain, foto *jersey* pemain, serta data poin yang dihasilkan setiap *gameweek* yang akan digunakan.

Kemudian berpindah ke proses *data transformation* untuk mengubah bentuk data. Data berupa poin-poin setiap *gameweek* dari pemain yang sama yang sebelumnya terdapat dalam baris yang berbeda sesuai *gameweek* akan diubah menjadi horizontal dan diletakkan pada kolom yang berbeda dalam satu baris sehingga data dapat disusun secara historis dari poin yang mereka dapat setiap *gameweek* selama 5 musim. Setiap *gameweek* dan musim akan menjadi kolom tersendiri. Dengan begitu maka data poin dari setiap pemain akan bisa diubah menjadi bentuk *time series* sehingga bisa digunakan untuk membangun model LSTM. Gbr. 8 menunjukkan bentuk data setelah proses *dimension reduction* dan *data transformation*.

pemain yang mengisi posisi utama dan sisanya sebagai cadangan. Total poin hanya menghitung pemain utama. Gbr. 10 dan Gbr. 11 menunjukkan salah satu hasil rekomendasi susunan pemain utama dan cadangan. Rekomendasi ini memberikan prediksi total poin sebanyak 1803,131 poin.

Gbr. 10 Hasil rekomendasi pemain untuk posisi utama.

Gbr. 11 Hasil rekomendasi pemain cadangan.

5) Hasil sistem aplikasi

Sesuai rancangan sistem akan menggunakan *server side* dan *client side*. *Server side* berfungsi menghitung prediksi dan menghasilkan rekomendasi pemain berdasarkan model yang telah dibangun sebelumnya. *Client side* berupa aplikasi mobile agar pengguna mampu melakukan *request* untuk memunculkan rekomendasi susunan pemain.

Server side ditulis dalam bahasa Python. *Server side* bertindak layaknya API (Application Programming Interface) yang menyediakan data dan melakukan perhitungan. *Endpoint* yang terdapat dalam API ini terlihat pada Tabel V.

TABEL V
 DAFTAR ENDPOINT DALAM API SISTEM

Endpoint	Query	Fungsi
/recommend	List ID tim favorit Array(int)	Menghitung prediksi poin dan melakukan optimasi linear untuk memilih dan mengembalikan rekomendasi susunan pemain
/trivias	-	Mengembalikan data trivia untuk <i>loading</i> proses rekomendasi
/teams	-	Mengembalikan daftar tim

Aplikasi *mobile client side* ini dibuat dengan framework Flutter. Dengan *framework* ini maka aplikasi dapat dijalankan di platform mobile seperti Android. Aplikasi mobile ini terdiri dari beberapa halaman, yaitu halaman daftar tim favorit, halaman *loading*, dan halaman susunan hasil rekomendasi pemain yang terdiri dari mode tampilan lapangan dan mode tampilan daftar.

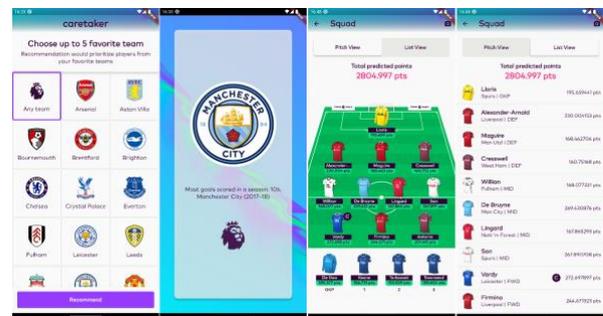
Pertama ada halaman daftar tim favorit. Halaman ini akan menampilkan 20 tim yang berkompetisi pada Premier League musim 2022-2023 ditambah dengan pilihan semua tim. Fungsi halaman ini adalah untuk menampung daftar tim favorit pengguna sehingga nantinya hasil rekomendasi akan condong kepada pilihan tim dari pengguna.

Karena dalam susunan pemain hanya boleh memilih maksimal 3 pemain dari satu tim dan jumlah pemain dalam susunan ada 15, maka pengguna bisa memilih hingga 5 tim. Jika pengguna memilih semua tim maka rekomendasi akan mempertimbangkan pemain dari semua tim.

Setelah memilih tim favorit, maka pengguna bisa meminta rekomendasi susunan pemain dengan menekan tombol *recommend*. *Server side* akan menghitung prediksi poin dan mencari rekomendasi susunan tim yang optimal. Karena perhitungan cukup memakan waktu, untuk menunggu data rekomendasi muncul maka ada halaman *loading* yang menampilkan fakta-fakta seputar Premier League sehingga pengguna bisa menambah ilmu tentang Premier League sembari menunggu hasil rekomendasi.

Ketika *server side* sukses mengembalikan data berupa rekomendasi susunan pemain, maka aplikasi akan berpindah halaman ke halaman *squad*. Di sini pengguna dapat melihat siapa saja pemain yang terpilih untuk direkomendasikan oleh sistem. Pemain hasil rekomendasi ditampilkan dalam dua mode tampilan, yaitu tampilan lapangan dan tampilan daftar. Tampilan lapangan akan menampilkan susunan pemain rekomendasi beserta formasi sesuai dengan posisi pemain. Pemain utama akan ditempatkan di dalam lapangan dan pemain cadangan akan diletakkan di bawahnya. Sedangkan tampilan daftar akan menampilkan daftar pemain secara menurun.

Halaman *squad* juga menampilkan prediksi poin yang akan didapatkan masing-masing pemain selama musim 2022-2023, asal tim pemain yang ditunjukkan oleh *jersey* pemain, pemain yang menjadi kapten di mana yang dipilih adalah pemain dengan prediksi poin tertinggi dalam susunan, serta total prediksi poin yang akan dihasilkan oleh susunan pemain ini. Total poin menghitung jumlah poin kapten dikalikan 2 dengan jumlah semua poin dari pemain selain kapten. Secara berurutan tampilan halaman tim favorit, *loading*, serta *squad* mode lapangan dan daftar dapat dilihat pada Gbr. 12.



Gbr. 12 Tampilan halaman aplikasi.

6) Hasil pengujian

Dalam pengujian akan diambil salah satu hasil rekomendasi susunan pemain. Akan dilakukan perbandingan antara hasil rekomendasi terpilih ini dengan hasil yang terjadi sesungguhnya sepanjang musim 2022-2023. Gbr. 13 menunjukkan hasil rekomendasi dari aplikasi yang datanya akan digunakan dalam pengujian.

Gbr. 13 Hasil rekomendasi dalam aplikasi.

Hasil rekomendasi pemain yang akan diuji ditunjukkan pada Tabel VI untuk pemain utama dan Tabel VII untuk pemain cadangan. Total poin menunjukkan jumlah poin dari semua pemain utama termasuk poin pemain kapten yang sudah dikali 2.

TABEL VI
HASIL REKOMENDASI SUSUNAN PEMAIN UTAMA

No	Nama	Posisi	Tim	Total prediksi poin
1	Hugo Lloris	Kiper	Tottenham Hotspur	93,879
2	Virgil van Dijk	Bek	Liverpool	156,181
3	Andrew Robertson	Bek	Liverpool	166,793
4	Matt Ritchie	Bek	Newcastle	81,784
5	Willian Borges da Silva	Gelandang	Fulham	98,710
6	Kevin De Bruyne	Gelandang	Manchester City	178,595
7	Riyad Mahrez	Gelandang	Manchester City	141,324
8	Christian Eriksen	Gelandang	Manchester United	110,056
9	Pierre-Emerick Aubameyang	Penyerang	Chelsea	165,214
10	Roberto Firmino	Penyerang	Liverpool	149,384
11	Harry Kane (kapten)	Penyerang	Tottenham Hotspur	188,597

Total (termasuk kapten dikali 2)	1803,131
---	-----------------

TABEL VII
HASIL REKOMENDASI SUSUNAN PEMAIN CADANGAN

No	Nama	Posisi	Tim	Total prediksi poin
1	Martin Dubravka	Kiper	Newcastle	84,017
2	Kyle Walker	Bek	Manchester City	75,178
3	Aaron Wan-Bissaka	Penyerang	Manchester United	72,183
4	Declan Rice	Penyerang	West Ham	81,713

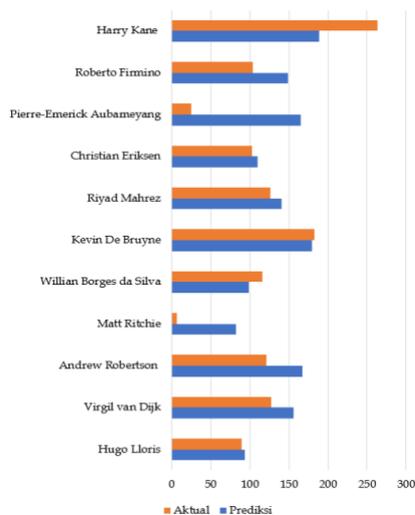
Setelah itu dilakukan perbandingan dengan data aktual yang didapat dari para pemain yang terpilih sebagai pemain utama dalam susunan di atas. Akan dilihat perolehan poin dari para pemain di atas pada setiap *gameweek* sepanjang musim 2022-2023, lalu data poin dari setiap pemain akan dijumlahkan. Dengan begitu akan dilakukan perbandingan prediksi total poin dari rekomendasi yang diberikan oleh sistem dengan total poin aktual.

Tabel VIII menunjukkan data perolehan poin aktual dari setiap pemain pilihan pada setiap *gameweek* di musim 2022-2023. Di dalam tabel ini pemain akan ditulis mendarat sesuai nomor urut mereka pada Tabel VI. Sedangkan perbandingan total poin setiap pemain dengan poin aktual terdapat pada Gbr. 14. Grafik prediksi poin dan poin aktual setiap *gameweek* juga terdapat pada Gbr. 15. Grafik ini menunjukkan perbandingan prediksi dan hasil aktual dari salah satu pemain hasil rekomendasi, yaitu Harry Kane.

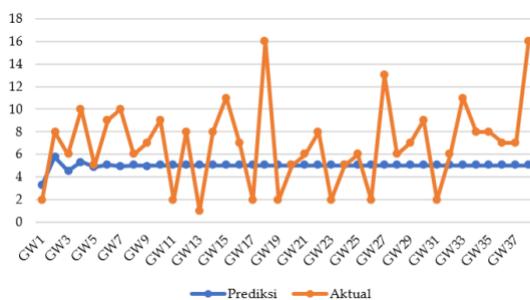
TABEL VIII
HASIL POIN AKTUAL DARI PEMAIN HASIL REKOMENDASI

GW	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	2	1	1	0	0	6	1	2	0	1	2
2	1	2	2	0	0	14	3	2	0	0	8
3	9	1	1	0	0	5	0	2	0	2	6
4	6	12	9	1	0	2	2	3	0	22	10
5	5	2	2	0	0	1	4	3	0	9	5
6	2	5	1	0	1	7	1	4	0	1	9
7	2	1	0	0	6	10	1	5	9	12	10
8	3	1	0	0	0	8	1	2	0	6	6
9	10	8	6	0	0	6	8	0	1	2	7
10	6	7	1	0	1	2	0	1	1	2	9
11	3	2	2	0	3	9	1	3	2	2	2
12	2	1	7	0	10	11	0	8	1	2	8
13	1	2	2	0	3	7	0	2	1	2	1
14	2	2	9	0	2	2	0	13	0	6	8
15	1	9	8	0	2	2	6	5	1	0	11
16	0	2	2	1	6	1	8	3	1	0	7

17	1	0	1	0	2	3	6	6	2	0	2
18	7	0	1	0	6	5	2	1	0	0	16
19	0	0	6	0	9	0	17	7	1	0	2
20	0	0	1	0	3	6	6	2	1	0	5
21	9	0	5	0	2	1	1	0	0	1	6
22	10	6	8	0	3	2	12	0	0	1	8
23	0	9	5	1	9	13	2	0	0	1	2
24	0	15	0	0	2	2	0	0	1	1	5
25	0	6	9	1	2	0	1	0	0	8	6
26	0	2	2	1	1	3	0	0	0	1	2
27	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	13
28	0	0	1	0	0	13	5	0	0	2	6
29	3	0	0	1	2	9	1	1	0	6	7
30	3	2	2	0	5	8	2	3	1	1	9
31	2	1	4	0	5	19	1	2	0	0	2
32	-1	2	6	0	0	0	5	3	1	0	6
33	0	1	1	1	0	0	6	0	1	0	11
34	0	6	1	0	2	3	10	2	0	0	8
35	0	11	6	0	15	0	6	3	0	0	8
36	0	6	6	0	3	1	3	8	0	0	7
37	0	2	2	0	6	1	2	6	0	7	7
38	0	0	0	0	5	0	2	1	0	5	16
Total	89	127	121	7	116	183	126	103	25	104	263
	1527										



Gbr. 14 Perbandingan total poin prediksi dengan data aktual.



Gbr. 15 Grafik perbandingan poin prediksi tiap gameweek dengan aktual dari Harry Kane.

B. Pembahasan

Proses training model LSTM dilakukan dengan 70 konfigurasi jumlah neuron dan epoch yang berbeda. Hasilnya model terbaik yang memiliki *mean squared error* terkecil adalah model dengan 256 neuron dan dilatih sebanyak 3000 epoch dengan MSE sebesar 0,642 per *gameweek*. Berarti penyimpangan poin rata-rata setiap pemain adalah akar kuadrat dari 0,642 yaitu 0,801. Dalam satu musim hasil prediksi satu pemain berselisih sekitar 30,44 poin dari data aktual dan selisih total aktual dengan total prediksi sebesar 334 poin.

Hasil rekomendasi yang didapat dari sistem menghasilkan susunan pemain dengan prediksi total poin sebesar 1803,131 poin. Setelah melalui pengujian dan perbandingan dengan data aktual yang diperoleh oleh para pemain hasil rekomendasi, total poin yang didapat sesungguhnya hanya 1527 poin, terpaut sekitar 276 poin dari prediksi. Dengan poin ini maka tim hasil rekomendasi sistem hanya unggul dari sekitar 20% seluruh pemain Fantasy Premier League.

Meskipun hasil yang didapatkan tidak mampu menghasilkan poin yang sangat tinggi, namun rekomendasi dari sistem ini mampu merekomendasikan sejumlah pemain yang menghasilkan salah satu poin terbanyak sepanjang musim 2022-2023. Sistem mampu merekomendasikan Harry Kane, penyerang dari Tottenham Hotspur yang merupakan pemain penghasil poin terbanyak kedua setelah Erling Haaland. Kane menghasilkan 263 poin, hanya lebih sedikit 9 poin dari Haaland. Kane dipilih oleh 17,4% pemain Fantasy Premier League. Perolehan poin musim ini adalah yang terbanyak selama 12 musim dia bermain di Premier League.

Selain itu dalam rekomendasi juga terdapat Kevin De Bruyne dari Manchester City yang menghasilkan 183 poin dan berada di posisi ke-9. Hasil prediksi poin dari De Bruyne hanya terpaut 5 poin dari hasil aktual. De Bruyne dipilih oleh 5% pemain Fantasy Premier League.

Sementara untuk beberapa pemain terdapat hasil yang kurang maksimal. Misal Pierre-Emerick Aubameyang yang diprediksi akan mendapat sekitar 160 poin ternyata hanya mendapat 25 poin. Hal ini dikarenakan di musim 2022-2023 Aubameyang lebih jarang dimainkan oleh timnya Chelsea walaupun di musim-musim sebelumnya dia sering mendapatkan banyak poin ketika masih bermain untuk Arsenal. Untuk Hugo Lloris musim ini mengalami penurunan. Musim ini dia hanya mendapat 89 poin, menjadi satu-satunya musim di mana dia mendapat kurang dari 90 poin dan hanya 3 musim dia mendapat kurang dari 120 poin dari 11 musim yang sudah dijalani.

Dari hasil yang didapat maka model hasil penelitian ini kurang maksimal karena perbedaan hasil prediksi dengan poin aktual yang masih agak jauh. Walaupun secara keseluruhan prediksi poin untuk beberapa pemain seperti Hugo Lloris, Kevin De Bruyne, dan Christian Eriksen tidak mengalami perbedaan jauh dengan hasil aktual karena hanya berselisih kurang dari 10 poin.

IV. KESIMPULAN

Preprocessing data yang akan digunakan untuk membuat model sistem rekomendasi Fantasy Premier League adalah melalui tahap-tahap berupa *data integration*, *data cleaning*, *missing value imputation*, *dimension reduction*, dan *data transformation*.

Cara menerapkan metode LSTM untuk prediksi dan rekomendasi tim Fantasy Premier League adalah dengan memilah hanya data poin dari data yang sudah melalui *preprocessing*. Selanjutnya mengubah data-data poin tiap pemain dalam satu *array* dan digabung hingga menjadi *array* 3 dimensi yang siap menjadi input model LSTM. Lalu melakukan proses *training* model dengan berbagai jumlah neuron dan epoch dan model dengan *error* terkecil akan digunakan. Setelah model siap maka akan dilakukan prediksi poin untuk semua pemain. Hasil rekomendasi menghasilkan susunan pemain dengan prediksi total poin sebesar 1803,131 poin. Ketika diuji coba menghasilkan poin aktual sebesar 1527 poin.

Pengukuran error metode LSTM untuk memprediksi poin Fantasy Premier League menggunakan *mean squared error* (MSE). Caranya dengan menempatkan data prediksi poin dan data poin aktual dari setiap *gameweek* ke dalam dua *list* yang berbeda, lalu mengukur *mean squared error* dari kedua *list* ini. Hasil *training* model terbaik dalam penelitian adalah menggunakan 256 neuron dan dilatih sebanyak 300 epoch. Model ini menghasilkan MSE sebesar 0,642. Hasil uji coba berselisih 276,131 poin dengan data prediksi.

V. SARAN

Penelitian ini masih terdapat banyak hal yang bisa diperbaiki sehingga membuka banyak ruang untuk pengembangan dan perbaikan sistem yang dibuat. Beberapa pengembangan yang bisa dilakukan untuk membuat sistem rekomendasi ini semakin baik adalah sebagai berikut:

- Pengolahan data dan pembentukan model yang lebih baik lagi sehingga mampu untuk semakin menekan nilai *error* dari prediksi yang dihasilkan oleh sistem dan mampu memunculkan prediksi poin yang semakin mendekati poin aktual.
- Rekomendasi susunan pemain bisa didasarkan pada tim yang sudah dibentuk sehingga bisa memunculkan rekomendasi di tengah musim berjalan. Pengembangan ini penting karena untuk membeli pemain di tengah musim akan dikenakan potongan dari total poin yang sudah dikumpulkan jadi perlu untuk meminimalisir jumlah penggantian pemain dari tim yang sudah dibentuk sebelum memunculkan rekomendasi.
- Belum ada rekomendasi strategi ketika memunculkan susunan tim, seperti strategi pergantian pemain maupun penggunaan *wildcard* yang juga terdapat dalam Fantasy Premier League.

- Sistem *training* untuk pemain yang belum pernah bermain di Premier League sebelumnya tetapi sudah bermain di liga lain. Pengembangan ini berpotensi untuk memunculkan rekomendasi yang lebih beragam karena terdapat peluang pemain bisa mendapatkan banyak poin di musim pertamanya di Premier League.
- Penambahan variabel lain selain perolehan poin untuk meningkatkan kualitas hasil prediksi yang dihasilkan sistem. Penambahan ini akan membuat sistem menjadi lebih dinamis dan lebih mampu mengantisipasi kenaikan atau penurunan performa yang tidak terduga.

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur saya panjatkan kepada Allah SWT karena atas limpahan rahmat dan karuniaNya, saya dapat menyelesaikan penelitian ini. Saya juga mengucapkan terimakasih kepada kedua orang tua tercinta dan kedua adik atas dukungan dan doanya, dosen pembimbing dan penguji yang memberikan saya bimbingan dan saran, serta seluruh kerabat yang telah mendukung dalam proses penelitian ini.

REFERENSI

- [1] K. Rathi, P. Somani, A. V Koul, dan K. S. Manu, "Applications of artificial intelligence in the game of football: The global perspective," *Res. World*, vol. 11, no. 2, hal. 18–29, 2020.
- [2] N. K. M. Junior, "Match analysis for elaborate the volleyball training: a review," *J. Sport. Games*, vol. 3, no. 1, hal. 1–7, 2021.
- [3] B. Reider, "Moneyball," *Am. J. Sports Med.*, vol. 42, no. 3, hal. 533–535, 2014.
- [4] F. Tobar dan G. Ramshaw, "'Welcome to the EPL': analysing the development of football tourism in the English Premier League," *Soccer Soc.*, vol. 23, no. 4–5, hal. 432–450, 2022.
- [5] UEFA, "Country coefficients | UEFA rankings on UEFA.com." Diakses: 28 Mei 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.uefa.com/nationalassociations/uefarankings/country/?year=2022>
- [6] S. Hawkins, "Fantasy Premier League: the crazy history and inside story of the rise of FPL on FourFourTwo." Diakses: 28 Mei 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.fourfourtwo.com/features/fantasy-premier-league-the-crazy-history-and-inside-story-of-the-rise-of-fpl>
- [7] A. Gupta, "Time series modeling for dream team in fantasy premier league," *arXiv Prepr. arXiv1909.12938*, 2019.
- [8] H. A. Prakoso, "Penerapan Algoritma Genetika untuk Proyeksi Poin Pemain pada Fantasy Premier League," Universitas Gadjah Mada, 2015.
- [9] S. Fan, N. Xiao, dan S. Dong, "A novel model to predict significant wave height based on long short-term memory network," *Ocean Eng.*, vol. 205, hal. 107298, 2020.
- [10] A. Lindberg dan D. Söderberg, "Comparison of Machine Learning Approaches Applied to Predicting Football Players Performance," Chalmers University of Technology, 2020.
- [11] Y. Liu, X. Hao, B. Zhang, dan Y. Zhang, "Simplified long short-term memory model for robust and fast prediction," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 136, hal. 81–86, 2020.
- [12] U. M. Diwekar, *Introduction to applied optimization*, vol. 22. Springer Nature, 2020.