BAB 1

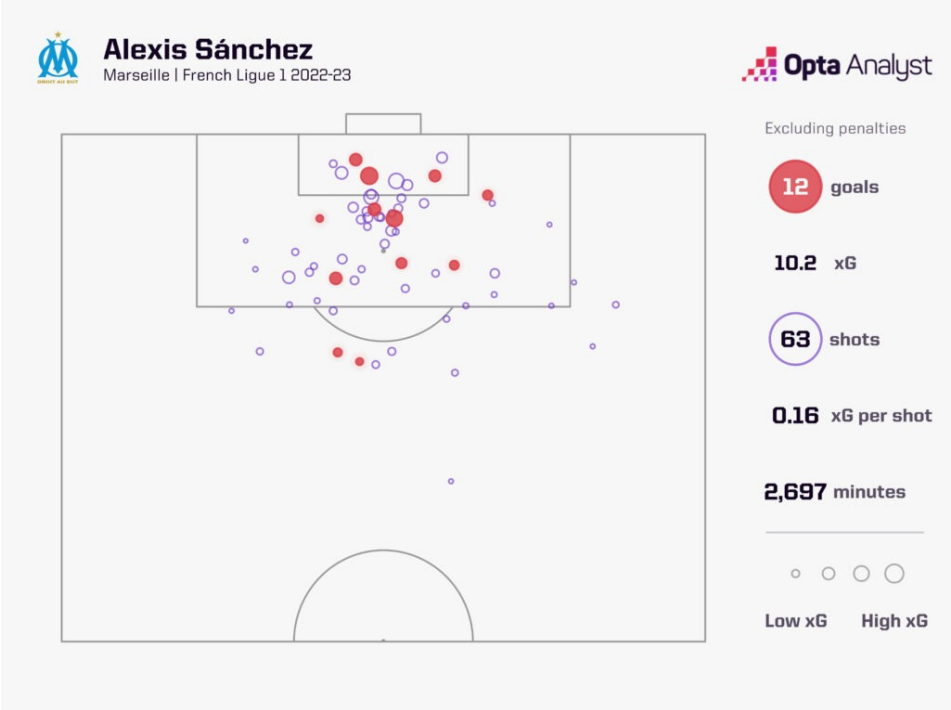
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sepak bola modern tidak lagi hanya dipandang sebagai olahraga semata, tetapi telah berevolusi menjadi industri global yang kompleks dan kompetitif. Dalam transformasi ini, peran data *science* dan teknologi *machine learning* menjadi sangat sentral. Klub profesional kini memanfaatkan sistem informasi canggih dan perangkat *wearable* untuk mengumpulkan serta menganalisis data dalam jumlah besar. Melalui pemanfaatan data ini, pengambilan keputusan dalam aspek-aspek penting seperti taktik pertandingan, *scouting* pemain, hingga pencegahan cedera dapat dilakukan secara lebih presisi dan berbasis bukti (Chatziparaskevas *et al*., 2024). Fenomena ini menandai pergeseran paradigma dalam pengelolaan sepak bola yang kini semakin didukung oleh pendekatan ilmiah dan teknologi prediktif.

Pada dunia analisis sepak bola modern, salah satu metrik yang paling sering digunakan untuk mengukur kualitas peluang mencetak gol adalah *Expected Goals* (xG). Metrik ini menggambarkan probabilitas suatu tembakan akan menghasilkan gol berdasarkan sejumlah variabel kontekstual. Menurut Eggels (2016), xG tidak hanya merepresentasikan kualitas peluang dengan cukup akurat, tetapi juga mampu memberikan wawasan penting terhadap hasil pertandingan secara keseluruhan. Agregasi nilai xG dari setiap pertandingan bahkan dapat digunakan untuk memperkirakan hasil yang seharusnya terjadi, menjadikannya alat evaluasi performa tim yang sangat berguna.

Dalam praktiknya, metrik xG dapat divisualisasikan melalui representasi spasial seperti *shot map* yang menggambarkan lokasi dan kualitas tembakan tiap pemain. Sebagai contoh, Gambar 1.1 memperlihatkan distribusi tembakan Alexis Sánchez dalam satu musim, lengkap dengan nilai xG dari masing-masing tembakan. Visualisasi ini sangat membantu pelatih dan analis dalam mengevaluasi efektivitas penyelesaian akhir dan pengambilan keputusan di area sepertiga akhir lapangan.



Gambar 1.1 Visualisasi *Shot-map* xG (Whitmore, 2023)

Metrik xG bertujuan untuk memprediksi probabilitas terjadinya gol dari suatu tembakan berdasarkan berbagai variabel seperti jarak, sudut, dan konteks permainan. Untuk menangkap kompleksitas spasial dan non-linear dari data

pertandingan sepak bola, dibutuhkan algoritma yang tidak hanya akurat tetapi juga efisien secara komputasi. Dalam penelitian ini, *Light Gradient Boosting Machine* (LightGBM) menjadi algoritma yang sangat potensial karena kemampuannya dalam menangani *dataset* besar, memproses fitur dalam jumlah banyak, serta membangun model prediktif non-linear dengan waktu pelatihan yang jauh lebih cepat dibandingkan metode *boosting* konvensional tanpa mengorbankan akurasi (Hartanto *et al*., 2023).

LightGBM sangat relevan diterapkan dalam konteks data sepak bola yang bersifat spasial-temporal, kompleks, dan sering kali tidak linier (Artzi *et al*., 2020). Selain itu, algoritma ini memiliki kelebihan dalam kemampuan interpretasi dan efisiensi waktu komputasi yang menjadikannya ideal untuk kebutuhan praktis seperti pembuatan model prediksi xG yang presisi dan dapat diterapkan secara *real-time*.

Perbandingan performa antara LightGBM dengan model lain seperti XGBoost juga menunjukkan hasil yang kompetitif. Dalam penelitian oleh Nemeth *et al*. (2019), LightGBM berhasil menurunkan tingkat kesalahan prediksi *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) menjadi 2,45%, sedangkan XGBoost hanya mencapai MAPE sebesar 4,33% pada pemodelan konsumsi energi di gedung yang sama. Perbedaan ini memperlihatkan bahwa LightGBM mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat pada data berstruktur kompleks dan berdimensi tinggi. Meskipun kedua metode sama-sama memberikan performa yang baik, selisih MAPE hampir dua kali lipat menunjukkan keunggulan LightGBM dalam mengurangi deviasi relatif antara nilai prediksi dan nilai aktual. Keunggulan ini

disinyalir berasal dari efisiensi algoritma *gradient boosting* yang di optimalisasi, serta teknik pertumbuhan pohon *leaf-wise* yang lebih adaptif terhadap pola non-linear dalam data. Nemeth *et al.* (2019) juga menekankan bahwa, meski LightGBM sudah unggul dalam eksperimen tersebut, optimasi lebih lanjut pada *parameterization* model seperti pemilihan jumlah pohon, kedalaman maksimal, dan *learning rate* dapat meningkatkan akurasi prediksi LightGBM secara signifikan.

Lebih jauh, LightGBM dikenal sebagai *framework gradient boosting* berperforma tinggi yang berbasis algoritma *decision tree*. LightGBM termasuk dalam kategori *machine learning*, karena menggunakan pendekatan *ensemble decision tree* untuk membangun model prediktif. Sebagai implementasi dari *Gradient Boosting Decision Tree* (GBDT), algoritma ini menawarkan kecepatan pelatihan yang tinggi dan efisiensi dalam menangani *dataset* besar tanpa mengorbankan akurasi. Keunggulan ini telah dibuktikan dalam berbagai domain, bahkan di sektor kesehatan seperti diagnosis penyakit dan prediksi klinis, di mana kebutuhan akan klasifikasi cepat dan akurat sangat penting (Artzi *et al.,* 2020).

Pada pembangunan model xG, LightGBM menawarkan kemampuan untuk belajar dari data historis dengan efisiensi tinggi. Menurut Ke *et al.* (2017), LightGBM dikembangkan untuk mengatasi keterbatasan GBDT dalam menangani *big data*, dengan waktu pelatihan yang hingga 20 kali lebih cepat namun tetap mempertahankan tingkat akurasi yang sebanding (Hartanto *et al.*, 2023). Selain itu, LightGBM menunjukkan efisiensi komputasi yang tinggi dan sensitivitas rendah terhadap *hyperparameter*, menjadikannya pilihan yang andal untuk berbagai aplikasi (Sheridan *et al*., 2021).

Untuk mencapai efisiensi tersebut, LightGBM memperkenalkan dua inovasi utama yaitu, *Gradient-based One-Side Sampling* (GOSS) dan *Exclusive Feature Bundling* (EFB). GOSS berfungsi dengan memprioritaskan data yang memiliki gradien besar yang menunjukkan kesalahan prediksi tinggi dan mengabaikan sebagian data dengan gradien kecil untuk mengurangi beban komputasi tanpa kehilangan informasi penting. Di sisi lain, EFB bertujuan mengurangi dimensi fitur dengan cara menggabungkan fitur-fitur yang saling eksklusif (tidak aktif bersamaan) ke dalam satu kelompok fitur baru (Ke *et al.,* 2017).

Perbedaan utama antara LightGBM dan XGBoost terletak pada cara masing-masing algoritma meningkatkan performa *Gradient Boosting*. XGBoost melakukan pemrosesan secara paralel dengan memanfaatkan banyak inti pada CPU melalui distribusi perhitungan, optimalisasi *cache*, dan kemampuan *out-of-core processing*. Sementara itu, LightGBM menerapkan strategi pertumbuhan pohon *leaf-wise*, bukan *level-wise* seperti XGBoost, yang membuatnya lebih efisien dalam menemukan *split* dengan *loss* terkecil dan lebih cepat dalam proses pelatihan (Chen *et al*., 2019).

Meskipun demikian, eksplorasi mendalam mengenai penerapan LightGBM pada model xG belum banyak dilakukan. Penelitian yang ada lebih banyak menggunakan pendekatan lain dengan berbagai kelebihan dan kekurangannya. Sebagai contoh, penelitian oleh Lucey *et al*. (2015) mengembangkan model *Expected Goal Value* (EGV) menggunakan algoritma *Conditional Random Fields* (CRF) dan data *spasio-temporal* dari lebih dari 9.000 tembakan. Model ini memberikan konteks yang kuat terhadap peluang gol dengan mempertimbangkan

sepuluh detik *gameplay* sebelum tembakan. Namun, CRF memiliki kekurangan dalam hal kompleksitas pelatihan dan sensitivitas terhadap kualitas fitur input yang menghambat penerapannya dalam skala besar atau sistem *real-time* (Sutton & McCallum, 2012).

Penelitian oleh Fairchild *et al*. (2018) mengembangkan model xG menggunakan algoritma regresi logistik, berdasarkan 1.115 tembakan non-penalti dari 99 pertandingan dalam kompetisi *Major League Soccer* (MLS). Mereka menyusun model berdasarkan koordinat tembakan serta variabel spasial lain, dan menggabungkannya dengan pendekatan analisis *fraktal* untuk mengukur kompleksitas area tembakan. Regresi logistik sebagai model linier umum, memang mudah diinterpretasi dan memiliki kompleksitas komputasi rendah. Namun, pendekatan ini memiliki keterbatasan dalam menangani hubungan non-linear yang kompleks antar fitur (Bache-Mathiesen *et al*., 2021), serta sensitivitas terhadap *outlier* yang dapat mengganggu stabilitas model (Idris *et al*., 2024). Selain itu, interaksi spasial yang bersifat dinamis dalam konteks permainan sepak bola masih sulit dimodelkan secara efektif (Mishra *et al*., 2021).

Penelitian oleh Tureen dan Olthoff (2022) menjadi salah satu pendekatan paling modern dalam kuantifikasi kontribusi pemain melalui model *Estimated Player Impact* (EPI). Mereka menggunakan algoritma *Generalised Linear Mixed Models* (GLMM) pada lebih dari 900 pertandingan dari Liga Inggris dan *Women's Super League*, dengan data dari penyedia yang sama dengan penelitian ini, yaitu StatsBomb. GLMM menawarkan fleksibilitas dalam menangani data hierarkis dan non-normal. Namun, model ini sering kali memerlukan asumsi distribusi

parametrics yang ketat terhadap efek acak, yang dapat memengaruhi estimasi jika asumsi tersebut tidak terpenuhi (McCulloch & Neuhaus, 2011). Selain itu, penerapan GLMM pada *dataset* besar dapat menghadapi tantangan komputasi yang signifikan, terutama dalam konteks data spasial berdimensi tinggi (Guan & Haran, 2016). Hal ini menyulitkan penerapannya untuk kasus prediksi *granular* seperti estimasi xG tembakan per tembakan yang membutuhkan efisiensi prediksi tinggi dan ketepatan dalam menangkap pola non-linear yang kompleks (Bolker *et al*., 2009).

Sementara itu, Cavus dan Biecek (2022) mengevaluasi berbagai model dalam kerangka AutoML menggunakan lebih dari 315.000 data tembakan dari lima liga top Eropa. Mereka menguji algoritma seperti XGBoost, CatBoost, LightGBM, dan *Random Forest* dalam membangun model *Explainable Expected Goals*. Meskipun LightGBM disertakan dalam eksperimen, model terbaik justru ditemukan pada *Random Forest*. Namun, penelitian tersebut tidak melakukan eksplorasi mendalam terhadap optimasi LightGBM atau bagaimana algoritma ini dapat disesuaikan lebih lanjut dalam konteks prediksi xG. Selain itu, pendekatan AutoML cenderung menyamakan konfigurasi antar model tanpa mempertimbangkan kekuatan spesifik dari setiap algoritma, yang menyebabkan potensi LightGBM dalam hal efisiensi, kemampuan interpretasi, dan performa klasifikasi tingkat lanjut belum tergali sepenuhnya. Hal ini menandakan adanya peluang terbuka untuk mengkaji secara lebih fokus kemampuan LightGBM dalam membangun model xG yang efisien, akurat, dan mudah diinterpretasikan.

Berdasarkan tinjauan terhadap berbagai pendekatan model prediksi xG sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa meskipun sejumlah algoritma seperti CRF, regresi logistik, GLMM, hingga *Random Forest* telah menunjukkan potensi dalam membangun model prediktif, masing-masing memiliki keterbatasan dalam hal efisiensi, *scalabillity*, dan fleksibilitas dalam menangani kompleksitas spasial maupun temporal data sepak bola. Namun, sejauh ini belum terdapat penelitian yang secara spesifik memfokuskan penerapan dan optimasi LightGBM dalam membangun model xG secara komprehensif. Oleh karena itu, diperlukan eksplorasi lebih lanjut yang mengangkat kekuatan LightGBM baik dari sisi presisi prediksi, efisiensi komputasi, maupun kemampuan interpretasi hasil agar dapat berkontribusi pada pengembangan model xG yang tidak hanya akurat, tetapi juga praktis untuk diaplikasikan dalam lingkungan analitik sepak bola modern.

Penelitian ini menggunakan data yang bersumber dari StatsBomb Open Data, sebuah *dataset* publik yang secara resmi dirilis oleh perusahaan StatsBomb untuk mendorong kegiatan penelitian akademik dan pengembangan analisis dalam dunia sepak bola. *Dataset* ini tersedia untuk publik dan mencakup berbagai liga serta kompetisi ternama, termasuk Liga Inggris, La Liga, Liga *Champions*, dan Piala Dunia. Ketersediaan data *granular* seperti lokasi tembakan, posisi pemain, jenis aksi sebelum tembakan, hingga *freeze frame* menjadikan StatsBomb *Open Data* sebagai salah satu sumber yang sangat relevan dalam membangun model prediktif seperti xG. Penggunaan *dataset* ini selaras dengan misi StatsBomb dalam *"encouraging academic research and analysis through open access to high-quality football data"* (StatsBomb, 2022).

StatsBomb sendiri merupakan perusahaan penyedia data olahraga yang berbasis pada analisis dan riset, didirikan oleh para analis sepak bola profesional untuk memenuhi kebutuhan para analis pula. Mereka memiliki visi untuk menyajikan data sepak bola paling komprehensif di dunia, baik dalam aspek kuantitas maupun relevansi, yang dikumpulkan secara presisi dan dapat disesuaikan dengan kebutuhan riset lanjutan. Dalam pernyataan resminya, StatsBomb menyatakan bahwa platform mereka dibangun dari nol untuk menjamin fleksibilitas dalam menghadapi tantangan dan peluang baru di dunia olahraga yang terus berkembang (StatsBomb, 2024). Dengan pendekatan berbasis teknologi dan kedalaman data yang tidak dimiliki penyedia lain, StatsBomb menjadi rujukan utama dalam banyak riset akademik dan industri. Gambar 1.2 berikut menampilkan logo resmi dari perusahaan StatsBomb yang menjadi sumber data utama dalam penelitian ini.

Gambar 1.2 Logo Statsbomb

Berdasarkan latar belakang serta pedoman dari penelitian-penelitian sebelumnya, penulis menyimpulkan bahwa terdapat kebutuhan untuk mengembangkan model xG dengan algoritma yang lebih efisien dan akurat. LightGBM, dengan kemampuan dan keunggulannya dalam menangani *big data*, menawarkan peluang untuk menghasilkan model yang lebih baik dibandingkan model tradisional atau algoritma lain yang telah diterapkan. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan sebagai upaya inovatif dalam analisis sepak bola dengan

mengimplementasikan LightGBM untuk xG. Dengan demikian, tugas akhir ini disusun dengan judul: **"PENERAPAN *LIGHT GRADIENT BOOSTING MACHINE* (LIGHTGBM) UNTUK PERHITUNGAN METRIK *EXPECTED GOALS* (xG) DALAM ANALISIS SEPAK BOLA."**

1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, berikut merupakan identifikasi masalah pada penelitian ini:

a. Berbagai algoritma seperti regresi logistik, CRF, dan sejenisnya, yang selama ini digunakan untuk membangun model xG, cenderung kesulitan mengakomodasi data spasial yang memiliki hubungan non-linear, serta menunjukkan rendahnya efisiensi dan skalabilitas saat menangani volume data yang besar.
b. Dengan semakin lengkapnya data spasial dan teknis sepak bola yang tersedia, diperlukan model yang mampu mengintegrasikan serta mengoptimalkan pemanfaatan fitur-fitur tersebut agar analisis performa pemain dan strategi tim dapat dilakukan dengan lebih akurat dan cepat.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan identifikasi masalah yang telah dipaparkan, berikut merupakan rumusan masalah pada penelitian ini:

a. Bagaimana penerapan algoritma LightGBM untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam perhitungan xG dalam analisis sepak bola?

b. Bagaimana performa dari algoritma LightGBM dalam perhitungan xG dalam analisis sepak bola pada penilaian evaluasi nilai *Area Under Curve* (AUC) dan *Brier Score*?

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah yang terdapat pada penelitian ini yaitu:

a. Penelitian ini hanya berfokus pada implementasi LightGBM untuk perhitungan xG dalam analisis sepak bola.
b. Data yang digunakan diambil dari Hudl StatsBomb *open-data* yang berlisensi resmi oleh StatsBomb Services Ltd yang berkantor pusat di University of Bath Innovation Centre, Carpenter House, Broad Quay, Bath, BA1 1UD.
c. Data terbatas pada *event* data statistik pertandingan, termasuk posisi, jarak, teknik, sudut tembakan dan lainnya.
d. Penelitian ini fokus pada perhitungan xG menggunakan LightGBM tanpa membandingkan dengan model lain.
e. *Preprocessing* dilakukan menggunakan *Python*, fokus pada pembersihan dan transformasi data.
f. Data dibagi untuk *training* dan *testing* tanpa validasi silang.
g. Metrik evaluasi terbatas pada *Area Under Curve* (AUC) dan *Brier Score*.

1.5 Tujuan Penelitian

Tujuan dilakukannya penelitian ini adalah sebagai berikut:

a. Penerapan algoritma LightGBM dalam upaya meningkatkan akurasi dan efisiensi perhitungan metrik xG pada analisis sepak bola.
b. Evaluasi performa algoritma LightGBM dalam perhitungan metrik xG dengan menggunakan penilaian *Area Under Curve* (AUC) dan *Brier Score*.

1.6 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini yaitu sebagai berikut:

a. Bagi peneliti, penelitian ini merupakan implementasi dari teori yang telah dipelajari dalam bidang analisis data dan *machine learning*, sehingga dapat lebih memahami penerapan algoritma LightGBM dalam perhitungan metrik xG. Selain itu, penelitian ini juga merupakan salah satu syarat kelulusan Strata Satu (S1) Sistem Informasi UIN Syarif Hidayatullah Jakarta.
b. Bagi Universitas, penelitian ini dapat dijadikan sebagai tolak ukur pengetahuan mahasiswa terkait penerapan algoritma *machine learning* dalam analisis sepak bola, serta sebagai kontribusi dalam pengembangan penelitian di bidang ilmu komputer dan sistem informasi.
c. Bagi pembaca, penelitian ini dapat memberikan informasi yang komprehensif mengenai algoritma LightGBM dan aplikasinya dalam perhitungan xG, serta dapat dijadikan sebagai referensi tambahan terkait penelitian dalam Program Studi Sistem Informasi UIN Syarif Hidayatullah Jakarta, khususnya dalam konteks analisis data olahraga. Penelitian ini juga dapat memberikan pemahaman tentang pentingnya analisis data dalam pengambilan keputusan dalam sepak bola.

1.7 Metode Penelitian

Metode penelitian ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu:

a. Pengumpulan Data

1) Studi Literatur

Metode studi literatur dilakukan dengan mengumpulkan dan menganalisis berbagai sumber tertulis, seperti buku, artikel ilmiah, dan laporan penelitian yang relevan dengan topik penelitian.

2) Data *Extraction*

Data *extraction* adalah proses pengambilan data dari berbagai sumber untuk dianalisis lebih lanjut. Dalam penelitian ini, data yang digunakan diambil dari Hudl StatsBomb *open-data* yang tersedia di GitHub dengan lisensi resmi.

b. Analisis Data

Penelitian ini menggunakan metode data *mining* yang dikenal sebagai *Knowledge Discovery in Databases* (KDD). Metode KDD terdiri atas beberapa tahap yang saling berhubungan, sebagai berikut:

1) Data *Selection*

Data *selection* adalah proses pemilihan sub set data yang relevan dari kumpulan data yang lebih besar untuk analisis lebih lanjut. Dalam penelitian ini, pemilihan data difokuskan pada informasi yang terkait dengan tembakan dan peluang gol, sehingga dapat digunakan dalam perhitungan metrik xG.

2) *Preprocessing*

Preprocessing adalah langkah yang dilakukan untuk menyiapkan dan membersihkan data sebelum analisis. Ini melibatkan penghapusan data yang tidak relevan, pengisian nilai yang hilang, dan pengubahan format data agar sesuai dengan kebutuhan analisis. Tahap ini penting untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam penelitian akurat dan dapat diandalkan.

3) Data *Transformation*

Data *transformation* adalah proses mengubah data ke dalam format yang lebih sesuai untuk analisis. Ini termasuk teknik seperti normalisasi, pengkodean variabel kategorial, dan agregasi data. Proses ini memungkinkan model *machine learning* untuk memproses data dengan lebih efisien dan efektif.

4) Data *Mining*

Pada tahap data *mining* , penelitian ini menggunakan algoritma LightGBM untuk membangun model prediktif berdasarkan data yang telah diproses. LightGBM dipilih karena kemampuannya dalam menangani data besar dengan efisiensi tinggi, serta akurasi yang dihasilkannya dalam perhitungan xG.

5) *Evaluation*

Setelah model dibangun, evaluasi dilakukan untuk mengukur performa model menggunakan metrik evaluasi seperti AUC dan *Brier Score*.

1.8 Sistematika Penulisan

Laporan pada penelitian ini terdiri atas lima bab, yaitu:

BAB 1 PENDAHULUAN

Bab ini membahas tentang latar belakang, identifikasi masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metodologi penelitian, dan sistematika penulisan dari penelitian ini.

BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas tentang teori-teori yang berkaitan dengan metrik xG dalam sepak bola, serta penerapan algoritma LightGBM dalam model prediksi, termasuk tinjauan mengenai penelitian-penelitian terdahulu yang relevan.

BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan tentang tahapan metode yang digunakan dalam penelitian, meliputi metode pengumpulan data, proses *preprocessing*, analisis data, dan implementasi menggunakan algoritma LightGBM, serta tahapan evaluasi dengan metrik AUC dan *Brier Score*.

BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisi hasil dari penerapan algoritma LightGBM dalam perhitungan metrik xG, serta analisis mendalam mengenai kinerja model berdasarkan evaluasi yang dilakukan. Hasil juga dibandingkan dengan model lain untuk menunjukkan efektivitas LightGBM.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dari hasil penelitian mengenai penerapan algoritma LightGBM dalam perhitungan metrik xG, serta saran-saran yang dapat digunakan untuk penelitian selanjutnya dalam bidang analisis sepak bola dan penerapan *machine learning*.