

BAB 1

PENDAHULUAN

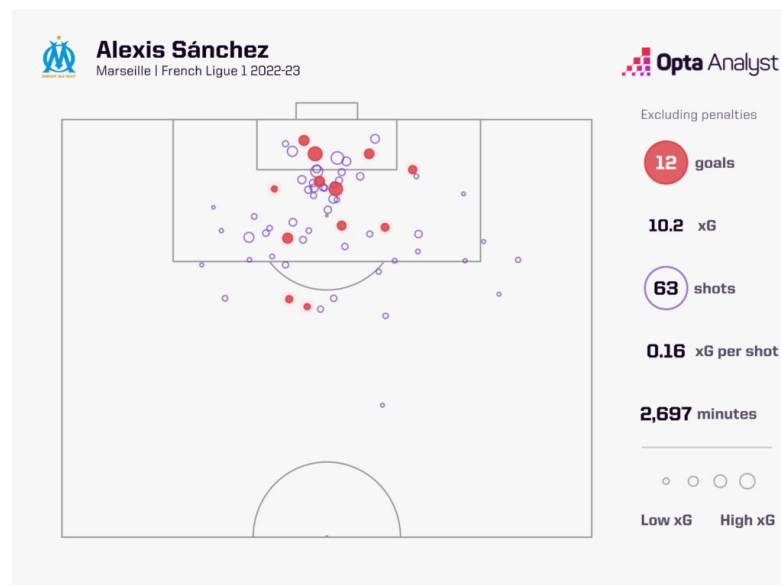
1.1 Latar Belakang

Sepak bola modern telah bertransformasi menjadi industri global di mana klub-klub beroperasi sebagai entitas bisnis yang mengandalkan sistem informasi dan analisis data untuk meraih keunggulan kompetitif. Dalam konteks ini, metrik prediktif seperti *Expected Goals* (xG) yang menggambarkan probabilitas suatu tembakan akan menghasilkan gol berdasarkan sejumlah variabel kontekstual telah menjadi komponen krusial dalam sistem pendukung keputusan. 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.

Kegunaan xG sebagai alat evaluasi yang andal menjadikannya lebih dari sekadar statistik pasca-pertandingan, metrik ini menjadi input fundamental bagi sistem pendukung keputusan (*Decision Support Systems*) yang terintegrasi di dalam klub. Sistem inilah yang memungkinkan pengambilan keputusan berbasis bukti diterapkan pada berbagai aspek strategis, mulai dari penyusunan taktik pertandingan, rekrutmen dan valuasi pemain, hingga pencegahan cedera (Chatziparaskevas *et al.*, 2024). Fenomena ini menandai pergeseran paradigma dalam pengelolaan bisnis sepak bola, di mana pendekatan ilmiah dan teknologi

prediktif digunakan untuk mengubah data mentah menjadi wawasan strategis (*strategic insights*) yang mendukung pencapaian tujuan kompetitif dan finansial klub. Oleh karena itu, upaya untuk terus mengembangkan model prediktif seperti xG agar semakin akurat dan efisien telah menjadi subjek berbagai penelitian, yang menandai evolusi dalam analisis sepak bola dengan berbagai pencapaian serta keterbatasan.

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)

Perkembangan model xG telah menunjukkan studi literatur dengan berbagai pencapaian signifikan. Salah satu kontribusi awal yang penting datang dari penelitian Lucey *et al.* (2015), yang mengembangkan model *Expected Goal Value* (EGV). Pencapaian utama mereka adalah keberhasilan mengintegrasikan data *spatio-temporal* dari lebih dari 9.000 tembakan menggunakan algoritma *Conditional Random Fields* (CRF), sebuah kemajuan yang memungkinkan model mereka mampu menganalisis sepuluh detik *gameplay* sebelum tembakan terjadi sehingga menghasilkan pemahaman kontekstual yang jauh lebih kaya terhadap sebuah peluang gol, melampaui model-model yang hanya berfokus pada kondisi statis saat tembakan dilepaskan. Meskipun demikian, terlepas dari pencapaiannya dalam memberikan konteks yang superior, pendekatan CRF ini juga menunjukkan keterbatasan dalam hal kompleksitas pelatihan dan sensitivitas terhadap kualitas fitur input yang menghambat penerapannya dalam skala besar atau sistem *real-time* (Sutton & McCallum, 2012).

Selanjutnya, penelitian oleh Fairchild *et al.* (2018) juga memberikan kontribusi berharga dengan mengembangkan model xG yang lebih sederhana dan mudah diinterpretasi. Pencapaian mereka adalah penggunaan algoritma regresi logistik berdasarkan 1.115 tembakan non-penalti dari 99 pertandingan dalam kompetisi *Major League Soccer* (MLS), yang disusun berdasarkan koordinat tembakan serta variabel spasial lain dan digabungkan dengan pendekatan analisis *fractal*. Keunggulan model ini terletak pada kemudahan interpretasi dan kompleksitas komputasi yang rendah, yang sangat bermanfaat untuk aplikasi praktis di level klub. Namun, regresi logistik sebagai model linier umum memiliki

keterbatasan dalam menghadapi hubungan non-linear yang kompleks antar fitur; misalnya Bache Mathiesen *et al.* (2021) melaporkan bahwa model logistik linier tidak mampu menemukan hubungan berbentuk J antara beban latihan dan risiko cedera dengan $p = 0,24$ untuk model linier dan $p < 0,001$ untuk model non-linear. Selain itu, model tersebut sangat dipengaruhi oleh *outlier* karena Idris *et al.* (2024) menunjukkan bahwa ketika 5 persen data merupakan *outlier*, nilai MSE dan MAE regresi logistik biasa jauh lebih tinggi dibandingkan metode yang lebih tahan terhadap *outlier*.

Pendekatan yang lebih modern oleh Tureen dan Olthoff (2022) mencapai kemajuan dalam kuantifikasi kontribusi pemain melalui model *Estimated Player Impact* (EPI). Pencapaian signifikan mereka adalah penggunaan algoritma *Generalised Linear Mixed Models* (GLMM) pada lebih dari 900 pertandingan dari Liga Inggris dan *Women's Super League*, dengan data dari StatsBomb. GLMM menawarkan fleksibilitas dalam menangani data hierarkis dan non-normal, yang merupakan langkah maju dalam atributif performa individu secara lebih akurat. Namun, model ini sering kali mensyaratkan bentuk distribusi data tertentu untuk efek acak, dan jika syarat itu tidak terpenuhi hasilnya akan menjadi bias. McCulloch & Neuhaus (2011) menemukan bahwa kondisi tersebut sering menyebabkan kesalahan besar dalam memperkirakan varians dan standar *error*. Selain itu, penerapan GLMM pada *dataset* besar dapat menghadapi tantangan komputasi yang signifikan, terutama dalam konteks data spasial berdimensi tinggi. Guan & Haran (2016) menunjukkan bahwa waktu komputasi untuk *Spatial Generalised Linear Mixed Models* (SGLMM) meningkat secara eksponensial seiring bertambahnya

jumlah titik data spasial, sehingga dapat memerlukan durasi yang sangat lama untuk *dataset* dengan puluhan ribu lokasi.

Sementara itu, Cavus dan Biecek (2022) memberikan kontribusi penting melalui evaluasi komparatif berbagai model modern dengan fokus utama pada *explainability*. Pencapaian mereka adalah pengujian algoritma seperti XGBoost, CatBoost, LightGBM, dan *Random Forest* dalam kerangka AutoML untuk membangun model *Explainable Expected Goals*. Studi ini berhasil memberikan tolok ukur performa, namun hasilnya justru menunjukkan adanya celah penelitian yang signifikan. Terdapat perbedaan performa yang sangat besar antara model LightGBM (AUC 0.818) dengan model terbaik mereka, *Random Forest* (AUC 0.985). Kesenjangan ini menjadi indikasi kuat bahwa konfigurasi LightGBM yang digunakan dalam AutoML sangat tidak optimal, bukan berarti LightGBM adalah algoritma yang lebih lemah. Karena fokus utama penelitian tersebut adalah pada interpretasi model (XAI) dan bukan pada *performance tuning*, pendekatan AutoML yang mereka gunakan tidak melakukan eksplorasi dan optimasi mendalam yang spesifik untuk setiap algoritma. Hal ini menyebabkan potensi LightGBM terutama dalam hal akurasi yang bisa dicapai melalui *hyperparameter tuning* dan kalibrasi model belum tergali sepenuhnya dan menjadi justifikasi utama bagi penelitian ini.

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, skalabilitas, dan fleksibilitas dalam menangani kompleksitas spasial

maupun temporal data sepak bola. 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 penentuan parameter 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 *Gradient Boosting* lain seperti 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).

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. Pengembangan model xG ini tidak hanya berkontribusi pada analisis performa teknis, tetapi juga berimplikasi sebagai komponen penting dalam sistem informasi analitik klub, yang mendukung pengambilan keputusan strategis, mulai dari evaluasi pemain hingga alokasi sumber daya demi meningkatkan daya saing dan nilai bisnis klub. Dengan demikian, tugas akhir ini disusun dengan judul: **"PENERAPAN *LIGHT GRADIENT BOOSTING MACHINE* (LIGHTGBM) UNTUK PREDIKSI NILAI *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, yang kinerjanya akan dievaluasi menggunakan serangkaian metrik performa komprehensif meliputi *Receiver Operating Characteristic Area Under Curve* (ROC AUC), *Brier Score*, Akurasi, Presisi, *Recall*, F1-Score, dan *Log-Loss*, serta efisiensi komputasi melalui pengukuran waktu pemrosesan.

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 akurasi dan efisiensi komputasi dari algoritma LightGBM dalam perhitungan xG, di mana performa akurasi diukur menggunakan metrik ROC AUC, *Brier Score*, Akurasi, Presisi, *Recall*, *F1-Score*, dan *Log-Loss*, serta efisiensi diukur melalui waktu pemrosesan model?

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* dengan validasi silang hanya pada kalibrasi model.
- g. Evaluasi performa model terbatas pada pengukuran akurasi menggunakan metrik ROC AUC, Brier Score, Akurasi, Presisi, *Recall*, *F1-Score*, dan *Log-Loss*, serta pengukuran efisiensi komputasi berdasarkan waktu pemrosesan.

1.5 Tujuan Penelitian

Tujuan dilakukannya penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Penerapan LightGBM dalam upaya meningkatkan akurasi dan efisiensi perhitungan metrik xG pada analisis sepak bola.

- b. Evaluasi performa model LightGBM dengan mengukur akurasi prediksi melalui metrik ROC AUC, *Brier Score*, Akurasi, Presisi, *Recall*, *F1-Score*, dan *Log-Loss*, serta mengukur efisiensi komputasi berdasarkan waktu pemrosesan.

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 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 performa dilakukan secara komprehensif menggunakan serangkaian metrik. Metrik utama yang digunakan adalah ROC AUC untuk mengukur kemampuan diskriminasi dan *Brier Score* untuk mengukur akurasi probabilitas. Selain itu, evaluasi juga dilengkapi dengan metrik klasifikasi standar seperti Akurasi, Presisi, *Recall*, *F1-Score*, serta

metrik kesalahan tambahan yaitu *Log-Loss* untuk memastikan analisis yang *robust*.

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 ROC 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*.