Implementasi Model XGBoost untuk Prediksi Jumlah Transaksi dan Total Pendapatan di Jaringan Restoran CV Balibul

1st Muhammad Garma Asyam Rianto
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
riyangarma@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Anggunmeka Luhur Prasasti
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
anggunmeka@telkomuniversity.ac.id

3rd Astri Novianty
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
astrinov@telkomuniversity.ac.id

***Abstrak* — Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model XGBoost dalam memprediksi jumlah transaksi dan total pendapatan di jaringan restoran CV Balibul. Model XGBoost menggunakan teknik *gradient tree boosting* untuk meningkatkan akurasi prediksi dari data transaksi harian yang diolah menggunakan library Pandas. Optimisasi parameter untuk model dilakukan dengan metode *Bayesian Optimization*, dan evaluasi model menggunakan metrik R^2, RMSE, MAPE, dan *Pattern Similarity*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model XGBoost dapat memprediksi jumlah transaksi dan total pendapatan dengan tingkat akurasi yang masuk akal, di mana *shift* 1 memiliki nilai *error* yang lebih kecil dibandingkan *shift* 2.**

***Kata kunci*— XGBoost, prediksi transaksi, total pendapatan, Bayesian Optimization, CV Balibul**

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi pada zaman ini berkembang dengan pesat. Dalam zaman yang serba digital, usaha – usaha seperti restoran CV Balibul ingin melakukan digitalisasi terhadap usaha mereka.

Salah satu bentuk digitalisasi ini adalah penerapan sistem prediksi terhadap jumlah transaksi dan total pendapatan. Penerapan sistem prediksi ini ditujukan untuk mengoptimalkan manajemen sumber daya dan perencanaan operasional.

Dalam penelitian ini, sistem prediksi yang digunakan merupakan sistem prediksi dengan model XGBoost. XGBoost dipilih karena keunggulannya dalam menangani data yang kompleks dan mampu memberikan hasil prediksi yang lebih baik dibandingkan metode lain seperti Random Forest. Penggunaan metode *Bayesian Optimization* dapat mengatasi masalah terhadap penentuan nilai parameter yang dibutuhkan oleh model.

II. KAJIAN TEORI

A. XGBoost untuk Model Prediksi

XGBoost merupakan sebuah model Machine Learning berbasis tree. Tidak seperti model Random Forest yang menggunakan konsep *bagging tree*, model XGBoost menggunakan konsep *gradient tree boosting*. Setiap iterasi *training* pada model ini, *tree* pada model ini akan di *boosting* berdasarkan dari nilai gradien yang diperoleh dari iterasi sebelumnya [1]. Dalam memperoleh nilai prediksi, model ini akan menjumlahkan nilai dari setiap *tree*-nya [2].

B. Pandas Sebagai *Library* Pengolahan Data

Pandas merupakan sebuah *library* Python yang memiliki kemampuan untuk melakukan pengolahan data seperti melakukan penambahan dan pengurangan atribut data dan aggregasi data. Pandas dapat mengambil data dari CSV, TXT, Excel, maupun dari *database* seperti MySQL [3].

C. Bayesian Optimization Sebagai Penentu Parameter Model

Bayesian Optimization merupakan sebuah metode untuk melakukan optimisasi parameter model *machine learning*. Metode ini memiliki dua konsep utama, yaitu *Gaussian Process* dan *Acquisition Function*. *Gaussian Process* berperan sebagai model pengganti (*surrogate model*) yang dapat memberikan distribusi prediktif (rata – rata dan variansi) terhadap titik pencarian. *Acquisition Function* berperan sebagai pemandu untuk menentukan titik pencarian selanjutnya untuk dievaluasi [4].

D. R^2, RMSE, MAPE, dan *Pattern Similarity* sebagai *Metric* Evaluasi Model

R^2 merupakan suatu *metric* yang dapat mengukur seberapa baik model memiliki kecocokan dengan data. Nilai R^2 memiliki rentang dari negatif tak hingga sampai 1. Nilai terbaik dari R^2 adalah 1, semakin mendekati 1 maka semakin baik model dapat mempresentasikan data. Dalam kata lain, nilai R^2 memberikan gambaran sejauh mana model dapat menjelaskan variasi dalam data [5].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y - \hat{y})}{\sum(y - y')^2} \quad (1)$$

RMSE (*Root Mean Squared Error*) merupakan suatu *metric* yang mengukur besar *error* yang dihasilkan antara hasil prediksi dari model dengan data sebenarnya. Nilai RMSE memiliki rentang 0 sampai positif tak hingga. Semakin kecil nilai RMSE, maka hasil prediksi model mendekati data sebenarnya [6].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(X_i - Y_i)^2} \quad (2)$$

MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) menunjukkan seberapa baik model dapat melakukan prediksi jika dibandingkan dengan data sebenarnya. Nilai MAPE memiliki rentang 0 sampai positif tak hingga. Semakin kecil nilai MAPE, maka prediksi model semakin akurat [7].

$$MAPE = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left|\frac{Y_i - X_i}{Y_i}\right| \times 100\% \quad (3)$$

Nilai MAPE dapat diinterpretasikan pada tabel di bawah ini.

TABEL 1
Interpretasi nilai MAPE

MAPE (%)	Interpretasi
< 10	Prediksi sangat akurat
10 - 20	Prediksi yang baik
20 - 50	Prediksi yang masuk akal
> 50	Prediksi tidak akurat

Pattern Similarity menunjukkan tingkat kecocokan data yang dihasilkan oleh model dengan data sebenarnya. *Pattern Similarity* tidak bergantung kepada besar *error* yang diperoleh. Nilai *Pattern Similarity* diperoleh dengan basis dari nilai *Pearson Correlation Coefficient*.

$$pcc(X,Y) = \frac{\sum_{i=1}^{m}(X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{m}(X_i - \bar{X})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{m}(Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (4)$$

Nilai *Pearson Correlation Coefficient* memiliki rentang -1 sampai 1. Nilai -1 berarti data prediksi dari model memiliki pola yang berlawanan dengan data sebenarnya [8]. Untuk mendapatkan nilai *Pattern Similarity*, nilai *Pearson Correlation Coefficient* diubah kedalam bentuk persentase dengan anggapan bahwa nilai -1 berarti tidak ada kecocokan pola.

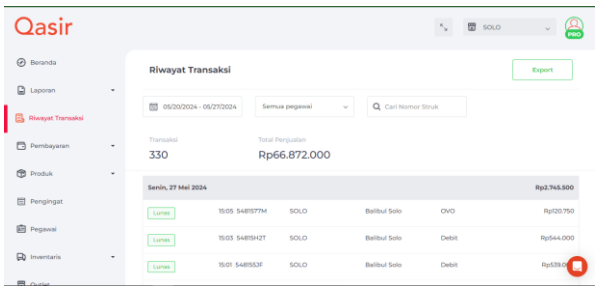
$$pattern\ similarity = \left(\frac{correlation + 1}{2}\right) \times 100 \quad (5)$$

III. METODE

Bagian ini akan menjelaskan metode – metode yang digunakan untuk penelitian ini.

A. Pengolahan Dataset

Dataset yang digunakan untuk pembuatan model ini berasal dari Qasir. Data yang berasal dari Qasir merupakan data item per transaksi, dalam arti lain data ini merupakan data yang berisi produk yang dibeli dari restoran.



GAMBAR 1
Data Transaksi pada Halaman Qasir

Dataset yang berasal dari Qasir dapat diunduh dengan format Excel. Data Excel ini terdiri dari dua puluh dua atribut.

TABEL 2
Daftar Atribut pada Data Qasir

No.	Atribut
1.	No. Struk
2.	Tanggal
3.	Nama Outlet
4.	Nama Kasir
5.	Nama Pelangan
6.	Produk
7.	Opsi Tambahan
8.	Jumlah Produk
9.	Jumlah Dibatalkan
10.	Harga Per Produk
11.	Subtotal
12.	Tipe Harga
13.	Diskon Produk
14.	Tipe Diskon Produk
15.	Disjon Transaksi
16.	Tipe Diskon Transaksi
17.	Redeem Poin
18.	Pajak
19.	Total
20.	Status
21.	Kode Pembayaran
22.	Metode Pembayaran
23.	No. Referensi

Dari atribut tersebut, tidak semua atribut digunakan untuk pembuatan model XGBoost. Data yang dibutuhkan merupakan data transaksi per hari. Dalam satu hari ini, terdapat dua *shift* kerja, *shift* pertama memiliki rentang dari jam delapan pagi sampai sebelum jam dua siang, *shift* kedua memiliki rentang dari jam dua siang sampai sebelum jam sepuluh malam. Pengolahan data *item* menjadi data transaksi per hari dapat dilakukan dengan menggunakan metode aggregasi. Aggregasi dilakukan berdasarkan atribut tanggal, no struk, dan *shift* dengan menjumlahkan atribut jumlah transaksi yang berasal dari no struk dan total.

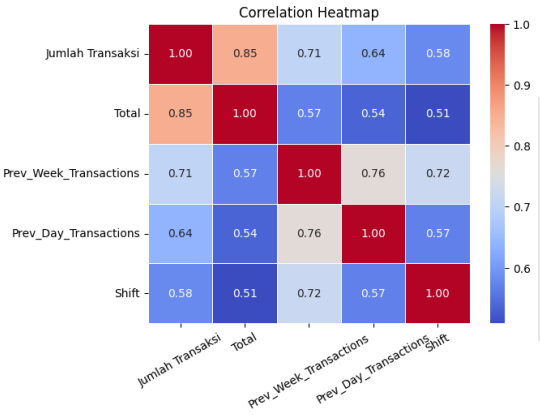
	Tanggal	Shift	Jumlah Transaksi	Total
0	2020-09-18	1	7	962000
1	2020-09-18	2	34	5237000
2	2020-09-19	1	17	3162000
3	2020-09-19	2	21	3425000
4	2020-09-20	1	18	2345000
...	...	...	...	...
2730	2024-06-28	2	27	5851750
2731	2024-06-29	1	15	2686750
2732	2024-06-29	2	29	7346250
2733	2024-06-30	1	13	2452500
2734	2024-06-30	2	24	4242000

GAMBAR 2
Data Transaksi per Hari

B. Penentuan Fitur Utama Prediksi

Data transaksi pada restoran ini memiliki pola data yang berbeda pada bulan yang sama. Oleh karena itu, fitur utama prediksi perlu ditentukan untuk menyesuaikan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model. Fitur utama ini dapat diambil dari jumlah transaksi sebelumnya dari hari yang akan diprediksi. Data jumlah transaksi sebelumnya dapat diperoleh dari satu hari sebelumnya atau jumlah dari satu minggu sebelumnya. Fitur utama dapat ditentukan berdasarkan nilai korelasi antar atribut. Nilai korelasi dapat diperoleh dengan menggunakan metode Pearson dengan rentang nilai -1 sampai 1. Nilai Pearson -1 memiliki arti bahwa kedua atribut memiliki pola yang berlawanan [8].

$$pcc(X,Y) = \frac{\sum_{i=1}^{m}(X_i - \bar{X})\,(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{m}(X_i - \bar{X})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{m}(Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (1)$$



GAMBAR 3
Korelasi antar Atribut

Atribut jumlah transaksi satu minggu sebelumnya memiliki nilai korelasi yang lebih tinggi dari jumlah transaksi satu hari sebelumnya. Oleh karena itu, fitur ini yang dipilih menjadi fitur utama untuk prediksi.

C. Model Machine Learning

XGBoost memiliki beberapa parameter yang dapat diatur untuk optimalisasi model, diantaranya yaitu *n_estimator*, *max_depth*, dan *learning_rate* (*eta*). Nilai untuk parameter – parameter ini akan ditentukan dengan menggunakan *Bayesian Optimization*. Iterasi dari pencarian nilai ini sebanyak dua puluh dengan lima iterasi awal sebelum pencarian. Batasan nilai parameter tersebut terletak pada tabel di bawah ini.

TABEL 3
Batas Nilai Parameter Model

Parameter	Batas Bawah	Batas Atas
max_depth	3	10
learning_rate	0,05	0,15
n_estimators	50	1000

Dari dua puluh lima iterasi total terhadap model, nilai parameter terbaik terletak pada iterasi terakhir untuk kedua model dengan perolehan nilai parameter yang berbeda antar model.

TABEL 4
Nilai Parameter Terbaik

Parameter	Nilai	
	Shift 1	Shift 2
max_depth	3	6
learning_rate	0,1274	0,1297
n_estimators	564	812

Nilai parameter tersebut digunakan untuk *fitting* model sebenarnya. Model XGBoost akan secara otomatis memilih iterasi *fitting* terbaik. Model *shift* 1 memiliki iterasi terbaik pada iterasi ke-16, sedangkan model *shift* 2 memiliki iterasi terbaik pada iterasi ke-52.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Model yang telah dibuat akan diuji dengan menggunakan empat *metric*, yaitu R^2, RMSE, MAPE, dan *Pattern Similarity*. Data yang digunakan untuk pengujian merupakan data satu bulan setelah bulan terakhir data untuk *fitting* model secara terpisah berdasarkan *shift*.

A. Pengujian dengan R^2

R^2 menunjukan tingkat kecocokan titik data antara prediksi dengan sebenarnya. Hasil pengujian R^2 terletak pada tabel di bawah ini.

TABEL 5
Hasil R2 terhadap Jumlah Transaksi

Data \ Metric	**R^2 Jumlah Transaksi**
Shift 1	0.2992
Shift 2	0.4211

TABEL 6
Hasil R2 terhadap Total Pendapatan

Data \ Metric	**R^2 Total Pendapatan**
Shift 1	0.2507
Shift 2	0.5021

Dari hasil R^2 yang diperoleh, model *shift* 2 memiliki performa yang lebih baik dari *shift* 1.

B. Pengujian dengan RMSE

RMSE menunjukan seberapa besar *error* yang dihasilkan antara hasil prediksi dengan sebenarnya. Hasil pengujian RMSE terletak pada tabel di bawah ini.

Tabel 7 Hasil RMSE terhadap Jumlah Transaksi

Data \ Metric	**RMSE Jumlah Transaksi**
Shift 1	4.07
Shift 2	6.76

Tabel 8 Hasil RMSE terhadap Total Pendapatan

Data \ Metric	**RMSE Total Pendapatan**
Shift 1	829392.17
Shift 2	1439253.98

Model *shift* 1 dapat memprediksi nilai jumlah transaksi dan total pendapatan dengan *error* yang lebih kecil dari model *shift* 2.

C. Pengujian dengan MAPE

MAPE menunjukan apakah model dapat melakukan prediksi dengan akurat, masuk akal, ataupun buruk. Hasil pengujian MAPE terletak pada tabel di bawah ini.

TABEL 9
Hasil MAPE terhadap Jumlah Transaksi

Data \ Metric	**MAPE Jumlah Transaksi**
Shift 1	0.2344
Shift 2	0.2599

TABEL 10
Hasil MAPE terhadap Total Pendapatan

Data \ Metric	**MAPE Total Pendapatan**
Shift 1	0.2587
Shift 2	0.2864

Semua hasil MAPE yang diperoleh termasuk kedalam intrepetasi prediksi yang masuk akal (*reasonable*). Nilai MAPE pada model *shift* 1 lebih kecil dari *shift* 2, menunjukan bahwa model *shift* 1 lebih baik dalam memprediksi dibandingkan dengan model *shift* 2.

D. Pengujian dengan Pattern Similarity

Pattern Similarity menunjukkan seberapa cocok pola data antara prediksi dengan sebenarnya terlepas dari besar *error*-nya. Hasil pengujian *Pattern Similarity* terletak pada tabel di bawah ini.

TABEL 11
Hasil Pattern Similarity terhadap Jumlah Transaksi

Data \ Metric	**Pattern Similarity Jumlah Transaksi (%)**
Shift 1	78.11
Shift 2	83.12

TABEL 12
Hasil *Pattern Similarity* terhadap Total Pendapatan

Data \ Metric	**Pattern Similarity Total Pendapatan (%)**
Shift 1	76.29
Shift 2	85.79

Terlepas dari besarnya *error* yang dihasilkan, kedua model dapat memprediksi dengan pola mirip dengan sebenarnya.

V. KESIMPULAN

Model XGBoost dalam penelitian ini dapat digunakan untuk melakukan prediksi terhadap jumlah transaksi dan total pendapatan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik, dengan nilai R^2 yang menunjukkan tingkat kecocokan yang cukup memadai antara hasil prediksi dan data sebenarnya. RMSE dan MAPE yang diperoleh menunjukkan bahwa model *shift* 1 memiliki tingkat *error* yang lebih rendah dibandingkan dengan model *shift* 2, menandakan bahwa model *shift* 1 ini lebih baik dalam memprediksi jumlah transaksi dan total pendapatan. Selain itu, *Pattern Similarity* menunjukkan bahwa pola prediksi yang dihasilkan oleh model memiliki tingkat kesamaan yang tinggi dengan data sebenarnya, meskipun terdapat perbedaan dalam besarnya error. Secara keseluruhan, model XGBoost yang dioptimalkan dengan *Bayesian Optimization* memberikan hasil yang memuaskan dan dapat diandalkan untuk keperluan manajemen operasional jaringan restoran CV Balibul.

REFERENSI

[1] T. Chen and C. Guestrin, "XGBoost," in *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, New York, NY, USA: ACM, Aug. 2016, pp. 785–794. doi: 10.1145/2939672.2939785.

[2] S. Ahmed *et al.*, "The Deep Learning ResNet101 and Ensemble XGBoost Algorithm with Hyperparameters Optimization Accurately Predict the Lung Cancer," *Applied Artificial Intelligence*, vol. 37, no. 1, Dec. 2023, doi: 10.1080/08839514.2023.2166222.

[3] P. Gupta and A. Bagchi, "Introduction to Pandas," 2024, pp. 161–196. doi: 10.1007/978-3-031-43725-0_5.

[4] R. Shi, X. Xu, J. Li, and Y. Li, "Prediction and analysis of train arrival delay based on XGBoost and Bayesian optimization," *Appl Soft Comput*, vol. 109, p. 107538, Sep. 2021, doi: 10.1016/j.asoc.2021.107538.

[5] Y. Ledmaoui, A. El Maghraoui, M. El Aroussi, R. Saadane, A. Chebak, and A. Chehri, "Forecasting solar energy production: A comparative study of machine learning algorithms," *Energy Reports*, vol. 10, pp. 1004–1012, Nov. 2023, doi: 10.1016/j.egyr.2023.07.042.

[6] D. Chicco, M. J. Warrens, and G. Jurman, “The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation,” *PeerJ Comput Sci*, vol. 7, p. e623, Jul. 2021, doi: 10.7717/peerj-cs.623.

[7] E. Vivas, H. Allende-Cid, and R. Salas, “A Systematic Review of Statistical and Machine Learning Methods for Electrical Power Forecasting with Reported MAPE Score,” *Entropy*, vol. 22, no. 12, p. 1412, Dec. 2020, doi: 10.3390/e22121412.

[8] L. Sheugh and S. H. Alizadeh, “A note on pearson correlation coefficient as a metric of similarity in recommender system,” in *2015 AI & Robotics (IRANOPEN)*, IEEE, Apr. 2015, pp. 1–6. doi: 10.1109/RIOS.2015.7270736.