PERBANDINGAN METODE ADABOOST DAN XGBOOST UNTUK PREDIKSI BONGKAR MUAT KONTAINER (Studi Kasus: PT. Ganendra Catra Sakti)

SATRIA RANGGA MAULANA
H1101221037

SKRIPSI

PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
PONTIANAK
2026

PERBANDINGAN METODE ADABOOST DAN XGBOOST UNTUK PREDIKSI BONGKAR MUAT KONTAINER (Studi Kasus: PT. Ganendra Catra Sakti)

SATRIA RANGGA MAULANA
H1101221037

Skripsi
Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Komputer pada Program Studi Sistem Informasi



PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
PONTIANAK
2026

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Tugas Akhir	: Perbandingan Metode AdaBoost dan XGBoost untuk Prediksi Bongkar Muat Kontainer
Nama Mahasiswa	: Satria Rangga Maulana
NIM	: H1101221037
Jurusan/Program Studi	: Sistem Informasi
Tanggal Lulus	: 10 Juni 2026
SK Pembimbing	: No.4103/UN22.8/TD.06/2025/27 November 2025
SK Penguji	: No.2996/DST/UN22.8/DT.00.09/2026/10 Juni 2026

Dosen Pembimbing

Pembimbing I	Pembimbing II
Renny Puspita Sari, ST., MT.	Dian Prawira, ST., M.Eng.
NIP. 198704182015042001	NIP. 198411132015041001

Dosen Penguji

Ketua Penguji	Anggota Penguji
Ferdy Febriyanto, S.Kom., M.Kom	Syakru Rahmayuda, S.Kom., M.Kom.
NIP. 198903012019031008	NIP. 198306172025211055

Pimpinan Sidang (merangkap anggota penguji)	Sekretaris Sidang (merangkap anggota penguji)
Renny Puspita Sari, ST., MT.	Dian Prawira, ST., M.Eng.
NIP. 198704182015042001	NIP. 198411132015041001

Mengesahkan
Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Tanjungpura

Prof. Dr. Gusnizal, S.Si., M.Si.
NIP. 197108022000031001

PERNYATAAN INTEGRITAS AKADEMIK

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama	: Satria Rangga Maulana
NIM	: H1101221037
Program Studi/ Jurusan	: Sistem Informasi
Fakultas	: Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Dengan ini menyatakan bahwa dokumen ilmiah Tugas Akhir yang disajikan ini tidak mengandung unsur pelanggaran integritas akademik sesuai Peraturan Menteri Pendidikan, Kebudayaan, Riset, Dan Teknologi Republik Indonesia Nomor 39 Tahun 2021. Apabila di kemudian hari dokumen ilmiah Tugas Akhir ini mengandung unsur pelanggaran integritas akademik sesuai ketentuan perundangan tersebut, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dan/atau sanksi hukum yang berlaku.

Demikian pernyataan ini untuk digunakan sebagaimana mestinya.

Pontianak, 10 Juni 2026



Satria Rangga Maulana
H1101221037

PERBANDINGAN METODE ADABOOST DAN XGBOOST UNTUK PREDIKSI BONGKAR MUAT KONTAINER (Studi Kasus: PT. Ganendra Catra Sakti)

Abstrak

PT. Ganendra Catra Sakti merupakan perusahaan logistik bongkar muat kontainer di Pelabuhan Pontianak yang menghadapi permasalahan penumpukan kontainer sehingga berdampak pada kelancaran operasional dan efektivitas perencanaan. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja metode *Adaptive Boosting* (AdaBoost) dan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) dalam memprediksi jumlah kontainer bongkar dan muat, serta membandingkannya dengan model *baseline Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Data yang digunakan berupa data *irregular time series* aktivitas bongkar muat kontainer periode Januari 2020 hingga Desember 2025 yang diagregasikan secara mingguan. Tahapan penelitian meliputi *data understanding*, *data preprocessing*, pembentukan fitur *lag* berdasarkan analisis ACF dan PACF, serta pembagian data menggunakan *chronological split* dengan skenario 80:20. Validasi model dilakukan menggunakan *walk-forward validation* untuk mempertahankan urutan waktu dan mensimulasikan kondisi prediksi pada data aktual. Evaluasi dilakukan melalui *multi-step forecasting* pada *horizon* prediksi h=4, h=8, dan h=12 untuk mengukur kemampuan model dalam memprediksi jangka pendek hingga menengah menggunakan metrik RMSE, MAE, SMAPE, dan MASE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan *ensemble learning* berbasis *boosting* mampu mengikuti pola data aktual dan menangkap tren utama pada data historis. Pada data bongkar, XGBoost menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan AdaBoost, namun belum mampu melampaui model *baseline* ARIMA yang memperoleh nilai *error* terendah pada seluruh *horizon* prediksi. Sementara itu, pada data muat, AdaBoost menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan XGBoost dan mampu menghasilkan nilai MAE dan MASE yang lebih rendah dibandingkan ARIMA pada beberapa *horizon* prediksi.

Kata kunci: prediksi, AdaBoost, XGBoost, ARIMA, *ensemble learning.*

COMPARISON OF ADABOOST AND XGBOOST METHODS FOR CONTAINER LOADING AND UNLOADING PREDICTION (Case Study: PT. Ganendra Catra Sakti)

Abstract

PT. Ganendra Catra Sakti is a container loading and unloading logistics company at Pontianak Port that faces container stacking problems that impact operational smoothness and planning effectiveness. This study aims to compare the performance of the Adaptive Boosting (AdaBoost) and Extreme Gradient Boosting (XGBoost) methods in predicting the number of unloaded and loaded containers, and compare them with the baseline Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model. The data used is irregular time series data of container loading and unloading activities from January 2020 to December 2025 which is aggregated weekly. The research stages include data understanding, data preprocessing, lag feature formation based on ACF and PACF analysis, and data division using a chronological split with an 80:20 scenario. Model validation is carried out using walk-forward validation to maintain time sequence and simulate predicted conditions on actual data. The evaluation was conducted through multi-step forecasting on prediction horizons h=4, h=8, and h=12 to measure the model's ability to predict the short to medium term using RMSE, MAE, SMAPE, and MASE metrics. The results showed that the boosting-based ensemble learning approach was able to follow actual data patterns and capture key trends in historical data. On unloading data, XGBoost produced better performance than AdaBoost, but was unable to surpass the baseline ARIMA model which obtained the lowest error value across all prediction horizons. Meanwhile, on loading data, AdaBoost showed better performance than XGBoost and was able to produce lower MAE and MASE values than ARIMA on several prediction horizons.

Keywords: *prediction, AdaBoost, XGBoost, ARIMA, ensemble learning.*

PRAKATA

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya sehingga tugas akhir ini dapat diselesaikan dengan baik. Laporan ini disusun sebagai salah satu syarat akademik pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Tanjungpura. Banyak kesulitan dan hambatan dalam melakukan penelitian ini, tetapi dengan bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak akhirnya penelitian ini dapat diselesaikan. Untuk itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada yang terhormat:

1. Kedua orang tua, kakak dan adik kandung penulis, yang selalu memberikan doa, dukungan, semangat, serta pengorbanan yang tiada henti kepada penulis.
2. Ibu Renny Puspita Sari, S.T., M.T., selaku dosen pembimbing akademik sekaligus Ketua Program Studi Sistem Informasi, yang telah memberikan arahan, dukungan, serta motivasi selama perkuliahan dan dalam penyusunan tugas akhir ini.
3. Bapak Dian Prawira, S.T., M.Eng., selaku dosen pembimbing kedua yang telah memberikan bimbingan, masukan, dan arahan secara menyeluruh selama perkuliahan dan dalam proses penelitian tugas akhir ini.
4. Bapak Ferdy Febriyanto, S.Kom., M.Kom., selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun guna penyempurnaan tugas akhir ini.
5. Bapak Syahru Rahmayuda, S.Kom., M.Kom., selaku dosen penguji yang telah memberikan masukan dan evaluasi demi perbaikan tugas akhir ini.
6. PT. Ganendra Catra Sakti, yang telah bersedia menjadi objek penelitian serta memberikan kesempatan kepada penulis untuk memperoleh data penelitian.
7. Teman-teman terdekat yang selalu memberikan dukungan, semangat, saran, perhatian, serta menemani penulis dalam proses pengerjaan tugas akhir ini.

8. Teman-teman Sistem Informasi, yang telah memberikan dukungan, bantuan, serta kebersamaan selama masa perkuliahan.
9. Teman-teman PA, yang telah saling membantu, berbagi informasi, dan memberikan semangat selama proses penyusunan tugas akhir.

Penulis menyadari bahwa tugas akhir ini masih memiliki keterbatasan dan jauh dari kata sempurna, sehingga kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan demi perbaikan di masa mendatang. Akhir kata, semoga tugas akhir ini dapat bermanfaat bagi banyak pihak yang membutuhkannya.

Pontianak, 10 Juni 2026

Satria Rangga Maulana

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN ..... **i**
PERNYATAAN INTEGRITAS AKADEMIK ..... **ii**
Abstrak ..... **iii**
Abstract ..... **iv**
PRAKATA ..... **v**
DAFTAR ISI ..... **vii**
DAFTAR TABEL ..... **x**
DAFTAR GAMBAR ..... **xi**
DAFTAR *LISTING CODE* ..... **xii**
DAFTAR PERSAMAAN ..... **xiv**
DAFTAR LAMPIRAN ..... **xv**
BAB I PENDAHULUAN **1**
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 2
1.3 Tujuan Penelitian 3
1.4 Batasan Masalah 3
1.5 Manfaat Penelitian 4
1.6 Sistematika Penulisan 4
BAB II LANDASAN TEORI **6**
2.1 Dasar Teori 6
2.1.1 PT. Ganendra Catra Sakti 6
2.1.2 Bongkar Muat Kontainer 7
2.1.3 *Machine Learning* 7
2.1.4 *Data Time Series* 7
2.1.5 *Ensemble Learning* 8
2.1.6 Prediksi 9
2.1.7 *Boosting* 9
2.1.8 *Adaptive Boosting* (AdaBoost) 9
2.1.9 *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) 11
2.1.10 *TimeSeriesSplit* 13
2.1.11 *GridSearchCV* 13
2.1.12 *Chronological Split* 13
2.2 Tinjauan Pustaka 14
BAB III METODOLOGI PENELITIAN **16**
3.1 Metodologi Penelitian 16
3.1.1 *Environment* 16

3.1.2 *IS Research*....17
3.1.3 *Knowledge Base*....17
3.2 Metode Penelitian....18
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN....22
4.1 Pengumpulan Data....22
4.2 *Data Understanding*....24
4.3 *Data Preprocessing*....27
4.3.1 *Data Cleaning*....27
4.3.2 Agregasi Data....30
4.3.3 Uji Stasioneritas....30
4.3.4 Plot ACF dan PACF....33
4.3.5 *Feature Engineerin*g....37
4.3.6 Variabel Fitur dan Target....39
4.4 *Data Splitting*....41
4.4.1 *Data Splitting* Kontainer Bongkar....41
4.4.2 *Data Splitting* Kontainer Muat....42
4.5 Pemodelan Metode AdaBoost....42
4.5.1 Inisialisasi Model AdaBoost....43
4.5.2 Pelatihan Model AdaBoost....44
4.5.3 Pengujian Model AdaBoost....47
4.6 Pemodelan Metode XGBoost....49
4.6.1 Inisialisasi Model XGBoost....50
4.6.2 Pelatihan Model XGBoost....51
4.6.3 Pengujian Model XGBoost....54
4.7 Pemodelan Metode ARIMA....57
4.8 Evaluasi Metode AdaBoost....59
4.9 Evaluasi Metode XGBoost....64
4.10 Evaluasi Metode ARIMA....66
4.11 Perbandingan Metode AdaBoost dan XGBoost....69
4.11.1 Perbandingan AdaBoost dan XGBoost TotalBongkar....69
4.11.2 Perbandingan AdaBoost dan XGBoost TotalMuat....71
4.12 Perbandingan AdaBoost dan XGBoost dengan ARIMA....73
4.12.1 Perbandingan AdaBoost, XGBoost dan ARIMA TotalBongkar....73
4.12.2 Perbandingan AdaBoost, XGBoost dan ARIMA TotalMuat....75
BAB V PENUTUP....78
5.1 Kesimpulan....78

5.2 Saran.....79
DAFTAR PUSTAKA.....81
LAMPIRAN.....84

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu.....14
Tabel 4.1 Atribut Dataset Bongkar Muat Kontainer.....22
Tabel 4.2 Pertanyaan Wawancara.....23
Tabel 4.3 Parameter pada AdaBoost.....44
Tabel 4.4 Parameter pada XGBoost.....51

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Struktur Organisasi PT. Ganendra Catra Sakti 2024..... 6
Gambar 3.1 Metodologi Penelitian..... 16
Gambar 3.2 Metode Penelitian.....18
Gambar 4.1 Penggalan Dataset Bongkar Muat Kontainer..... 22
Gambar 4.2 Peninjauan Dataset..... 25
Gambar 4.3 Peninjauan Dataset..... 26
Gambar 4.4 Hasil Pengecekan Data Duplikat.....26
Gambar 4.5 Proses *Data Cleaning*.....27
Gambar 4.6 Hasil Uji Stasioneritas..... 32
Gambar 4.6 Hasil Uji Stasioneritas..... 32
Gambar 4.7 Hasil Visualisasi Plot ACF/PACF TotalBongkar..... 34
Gambar 4.8 Hasil Visualisasi Plot ACF/PACF TotalMuat.....35
Gambar 4.9 Hasil Visualisasi Plot ACF/PACF TotalMuat Differencing..... 36
Gambar 4.10 Tahapan Pemodelan Metode AdaBoost..... 43
Gambar 4.10 Parameter Terbaik Hasil Pelatihan Model AdaBoost.....47
Gambar 4.11 Tahapan Pemodelan Metode XGBoost..... 50
Gambar 4.12 Parameter Terbaik Hasil Pelatihan Model XGBoost.....54
Gambar 4.13 *Output* Evaluasi AdaBoost TotalBongkar..... 63
Gambar 4.14 *Output* Evaluasi AdaBoost TotalMuat..... 64
Gambar 4.15 *Output* Evaluasi XGBoost TotalBongkar.....65
Gambar 4.16 *Output* Evaluasi XGBoost TotalMuat..... 66
Gambar 4.17 *Output* Evaluasi ARIMA TotalBongkar.....67
Gambar 4.17 *Output* Evaluasi ARIMA TotalMuat..... 68
Gambar 4.18 Grafik Perbandingan AdaBoost dan XGBoost TotalBongkar.....71
Gambar 4.19 Grafik Perbandingan AdaBoost dan XGBoost TotalMuat..... 72
Gambar 4.20 Perbandingan AdaBoost, XGBoost dan ARIMA TotalBongkar..... 75
Gambar 4.21 Perbandingan AdaBoost, XGBoost dan ARIMA TotalMuat..... 77

DAFTAR *LISTING CODE*

Listing Code 4.1 Proses *Import Library* pandas.....24
Listing Code 4.2 Proses Membaca Dataset DataKapal.....24
Listing Code 4.3 Proses Peninjauan Dataset.....25
Listing Code 4.4 Proses Peninjauan Struktur Data.....25
Listing Code 4.5 Proses Pengecekan Data Duplikat.....26
Listing Code 4.6 Proses Penghapusan Atribut Kapal.....28
Listing Code 4.7 Proses Konversi Tipe Data Waktu.....29
Listing Code 4.8 Proses Pengurutan Waktu.....29
Listing Code 4.9 Agregasi Data.....30
Listing Code 4.10 *Import library statsmodels*.....31
Listing Code 4.11 Uji Stasioneritas.....31
Listing Code 4.12 Proses *Differencing* TotalMuat.....32
Listing Code 4.13 *Import Library* untuk Plot ACF/PACF.....33
Listing Code 4.14 Visualisasi untuk Plot ACF/PACF TotalBongkar.....34
Listing Code 4.15 Visualisasi untuk Plot ACF/PACF TotalMuat.....35
Listing Code 4.16 Visualisasi untuk Plot ACF/PACF TotalMuat Differencing.....36
Listing Code 4.17 Proses *Feature Extraction*.....38
Listing Code 4.18 Proses *Lag Feature*.....39
Listing Code 4.19 Proses Menghapus Nilai *NaN Lag Feature*.....39
Listing Code 4.20 Proses Penentuan Fitur dan Target.....40
Listing Code 4.21 Proses *Data Splitting* Kontainer Bongkar.....41
Listing Code 4.22 Proses *Data Splitting* Kontainer Bongkar.....42
Listing Code 4.23 Proses *Import AdaBoostRegressor*.....43
Listing Code 4.24 Proses Inisialisasi Model AdaBoost.....43
Listing Code 4.25 *Range* Parameter AdaBoost.....44
Listing Code 4.26 *Import Library* untuk *TimeSeriesSplit*.....45
Listing Code 4.27 Inisialisasi Fungsi.....45
Listing Code 4.28 *Import Library* untuk *GridSearchCV*.....45
Listing Code 4.29 Inisialisasi *GridSearchCV* AdaBoost.....46
Listing Code 4.30 Inisialisasi *Hyperparameter-tuning* AdaBoost TotalMuat.....46
Listing Code 4.31 Fungsi Pengujian AdaBoost.....49
Listing Code 4.32 Menjalankan Fungsi Pengujian Model AdaBoost.....49
Listing Code 4.33 Proses *Import Library* XGBoost.....50
Listing Code 4.34 Proses Inisialisasi Model XGBoost.....51
Listing Code 4.35 *Range* Parameter XGBoost.....52
Listing Code 4.36 *Import Library* untuk *TimeSeriesSplit*.....52
Listing Code 4.37 Inisialisasi *GridSearchCV* XGBoost.....53

Listing Code 4.38 Pelatihan XGBoost TotalMuat dan TotalBongkar..... 53
Listing Code 4.39 Fungsi Pengujian XGBoost..... 56
Listing Code 4.40 Menjalankan Fungsi Pengujian Model XGBoost..... 56
Listing Code 4.41 *Import Library* untuk Pemodelan ARIMA..... 57
Listing Code 4.42 Fungsi untuk Pemodelan ARIMA..... 58
Listing Code 4.43 Menjalankan Fungsi Pemodelan ARIMA..... 59
Listing Code 4.44 Proses *Import Library* untuk Metrik Evaluasi..... 60
Listing Code 4.45 Fungsi Evaluasi SMAPE..... 60
Listing Code 4.46 Fungsi Evaluasi MASE..... 61
Listing Code 4.47 Fungsi Evaluasi Seluruh Metrik..... 62
Listing Code 4.48 Proses Evaluasi AdaBoost TotalBongkar..... 62
Listing Code 4.49 Proses Evaluasi AdaBoost TotalMuat..... 63
Listing Code 4.50 Proses Evaluasi XGBoost TotalBongkar..... 64
Listing Code 4.51 Proses Evaluasi XGBoost TotalMuat..... 65
Listing Code 4.52 Proses Evaluasi ARIMA TotalBongkar..... 67
Listing Code 4.53 Proses Evaluasi XGBoost TotalMuat..... 68
Listing Code 4.54 Proses Visualisasi Perbandingan AdaBoost dan XGBoost..... 70
Listing Code 4.55 Proses Visualisasi Perbandingan AdaBoost dan XGBoost..... 72
Listing Code 4.56 Perbandingan AdaBoost dan XGBoost Terhadap ARIMA..... 74
Listing Code 4.57 Perbandingan AdaBoost dan XGBoost Terhadap ARIMA..... 76

DAFTAR PERSAMAAN

Persamaan 2.1Inisialisasi Bobot Data..... 10
Persamaan 2.2 Perhitungan *Error* Model..... 10
Persamaan 2.3 Perhitungan Bobot Model..... 10
Persamaan 2.4 *Update* Bobot Data..... 10
Persamaan 2.5 Penentuan Hasil Prediksi Akhir..... 10
Persamaan 2.6 Prediksi Model..... 11
Persamaan 2.7 Fungsi Objektif..... 11
Persamaan 2.8 Regularisasi Model..... 12
Persamaan 2.9 Perhitungan *Gain*..... 12

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Dataset DataKapal.xlsx..... 84
Lampiran 2 Dataset Bongkar Muat Kontainer 2020-2025.....85
Lampiran 3 Surat Keterangan Wawancara.....86
Lampiran 4 Hasil *Preprocessing* Dataset Bongkar Muat Kontainer.....88
Lampiran 5 Skenario Pembagian Dataset Bongkar Muat Kontainer..... 89
Lampiran 6 Parameter Terbaik Hasil dari *Hyperparameter Tuning*..... 90
Lampiran 7 Dokumentasi Penelitian.....91

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan teknologi informasi dan komputasi telah mendorong pemanfaatan analisis data secara luas dalam berbagai bidang, salah satunya dalam analisis prediksi. Pada data *time series*, metode prediksi digunakan untuk mempelajari pola historis, tren, dan fluktuasi guna memperkirakan kondisi di masa mendatang. Melalui analisis prediksi, perusahaan dapat mendukung perencanaan dan pengambilan keputusan dalam memaksimalkan efisiensi sumber daya, meningkatkan kinerja operasional, serta mengoptimalkan keuntungan (Pratama dkk., 2024).

PT. Ganendra Catra Sakti merupakan perusahaan logistik yang bergerak dalam pengelolaan bongkar muat kontainer di Pelabuhan Pontianak sebagai *agen shipping* dari PT. Tanto Intim Line. Aktivitas operasional perusahaan, mulai dari kedatangan kapal hingga pendistribusian kontainer, tercatat secara periodik dan membentuk data historis berbasis *time series*. Namun, berdasarkan hasil wawancara, data historis tersebut belum dimanfaatkan secara optimal sebagai dasar perencanaan operasional, khususnya dalam proses bongkar muat kontainer, serta pengelolaan distribusi kontainer. Akibatnya, masih sering terjadi penumpukan kontainer yang menunjukkan adanya ketidakseimbangan antara jumlah kontainer yang dibongkar dan jumlah kontainer yang dimuat kembali ke kapal. Kondisi ini berdampak pada terganggunya kelancaran operasional serta berpotensi menurunkan kualitas pelayanan kepada pengguna jasa pengiriman kontainer di PT. Ganendra Catra Sakti.

Machine learning menjadi pendekatan yang semakin relevan dalam analisis prediksi seiring meningkatnya kompleksitas data dan kebutuhan akan akurasi yang tinggi. Salah satu pendekatan yang bisa digunakan adalah *ensemble learning*, yaitu penggabungan beberapa model untuk meningkatkan performa prediksi (Astawa dkk., 2025). Metode *boosting* dalam *ensemble learning* memperbaiki kesalahan model secara bertahap melalui pembobotan data, dengan

algoritma yang umum digunakan antara lain *Adaptive Boosting* (AdaBoost) dan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost).

Penelitian terdahulu menunjukkan hasil yang berbeda terkait kinerja metode AdaBoost dan XGBoost dalam prediksi. Salah satu penelitian terdahulu melaporkan bahwa AdaBoost memiliki akurasi lebih tinggi dibandingkan XGBoost sebesar 2,23% (Saputro dkk., 2024). Sedangkan penelitian terdahulu lainnya menemukan bahwa XGBoost lebih unggul karena AdaBoost cenderung mengalami keterbatasan dalam menangani data yang kompleks dan berpotensi overfitting (Emilia dkk., 2024). Namun, kedua penelitian tersebut masih berfokus pada permasalahan prediksi klasifikasi, sementara kajian pada konteks regresi atau prediksi data numerik masih terbatas. Perbedaan temuan ini mengindikasikan bahwa kinerja algoritma sangat dipengaruhi oleh karakteristik data, sehingga diperlukan pengujian lebih lanjut pada konteks data yang spesifik, khususnya pada permasalahan yang bersifat regresi.

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan metode AdaBoost dan XGBoost dalam memprediksi aktivitas bongkar muat kontainer di PT. Ganendra Catra Sakti berdasarkan *data time series* yang tersedia. Selain itu, penelitian ini juga membandingkan kinerja kedua metode *ensemble learning* tersebut dengan metode ARIMA sebagai metode pembanding konvensional. Melalui perbandingan ini, diharapkan dapat diperoleh algoritma yang paling optimal. Hasil penelitian diharapkan tidak hanya memberikan kontribusi pada ranah akademik, tetapi juga dapat menjadi rekomendasi untuk perusahaan dalam mendukung perencanaan operasional berbasis analisis prediksi bongkar muat kontainer.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang permasalahan diatas, maka didapatlah beberapa rumusan masalah yang digunakan sebagai landasan penelitian yaitu:

1. Bagaimana cara melakukan analisis pola tren dan fluktuasi pada data *time series* bongkar muat kontainer di PT. Ganendra Catra Sakti?

2. Bagaimana menentukan metode yang paling optimal antara *Adaptive Boosting* dan *Extreme Gradient Boosting* dalam memprediksi volume bongkar muat kontainer berdasarkan data historis?

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari adanya penelitian ini antara lain:

1. Memanfaatkan *Ensemble Learning* untuk memprediksi data *time series* bongkar muat kontainer pada PT. Ganendra Catra Sakti.
2. Membandingkan metode *Adaptive Boosting* dengan *Extreme Gradient Boosting* untuk prediksi data bongkar muat kontainer di PT. Ganendra Catra Sakti dalam menentukan metode dengan akurasi terbaik.

1.4 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah yang terdapat dalam penelitian ini antara lain:

1. Data yang digunakan merupakan data historis aktivitas bongkar muat kontainer milik PT. Ganendra Catra Sakti pada Pelabuhan Pontianak.
2. Rentang data bongkar muat kontainer yang diolah adalah data dari tahun 2020 sampai 2025.
3. Metode prediksi yang digunakan dalam penelitian ini hanya berfokus pada *Adaptive Boosting* (AdaBoost), *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) dan ARIMA sebagai metode *baseline*.
4. Bahasa pemrograman yang digunakan dalam pengolahan data dan pembuatan model adalah Python.
5. Variabel yang digunakan dalam dataset merupakan variabel yang relevan untuk melakukan prediksi bongkar muat kontainer.
6. Pembagian dataset dilakukan menjadi data latih dan data uji dengan skenario perbandingan 80:20.
7. Hasil penelitian berupa analisis perbandingan kinerja model AdaBoost dan XGBoost dalam memprediksi volume bongkar muat kontainer untuk menentukan metode yang lebih optimal.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dengan adanya penelitian ini antara lain:

1. Bagi Peneliti

   Penelitian ini memberikan pembelajaran dan pengalaman dalam menerapkan *Ensemble Learning* untuk prediksi pola dari suatu data deret waktu, khususnya dalam bongkar muat kontainer. Selain itu, penelitian ini memperdalam pemahaman mengenai metode *Adaptive Boosting* dan *Extreme Gradient Boosting* yang bagaimana teknik analisis data dapat membantu dalam pengambilan keputusan berbasis prediksi.

2. Bagi PT. Ganendra Catra Sakti

   Penelitian ini memberikan informasi metode yang tepat bagi PT. Ganendra Catra Sakti dalam memanfaatkan data historis bongkar muat kontainer sebagai rekomendasi untuk melakukan peramalan bongkar muat mendatang. Dengan prediksi yang lebih akurat, perusahaan dapat mengoptimalkan alokasi sumber daya, mengurangi ketidakseimbangan operasional, serta meningkatkan efisiensi dan daya saing dalam industri logistik.

3. Bagi Ilmu Sistem Informasi

   Hasil penelitian ini dapat menjadi referensi dalam penerapan *ensemble learning* untuk prediksi pola data deret waktu, khususnya dalam pengelolaan bongkar muat kontainer. Selain itu, penelitian ini menunjukkan bagaimana perbandingan metode *Adaptive Boosting* dan *Extreme Gradient Boosting* dalam memprediksi pola data bongkar muat kontainer dapat mendukung perencanaan strategis berbasis data dalam dunia industri.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan pada penelitian ini disusun ke dalam beberapa bab sebagai berikut:

1. BAB I Pendahuluan