nline pada laman web jurnal: **https://jurnal.plb.ac.id/index.php/tematik/index**

TEMATIK

Jurnal **Teknologi Informasi Komunikasi (e-Journal)**

Vol. 12 No. 1 (2025) 102 - 108 ISSN Media Elektronik: 2443-3640

Studi Komparatif Algoritma Machine Learning dengan Teknik Bagging dan AdaBoost pada Klasifikasi Kanker Payudara

Comparative Study of Machine Learning Algorithms Using Bagging and AdaBoost Techniques for Breast Cancer Classification

Rully Pramudita[1*], Nadya Safitri[2], Vina Zahrotun Nazah[3]
[1,3]Teknik Informatika, Fakultas Informatika, Universitas Bina Insani
[2]Rekayasa Prangkat Lunak, Fakultas Informatika, Universitas Bina Insani
[1]rullypramudita@binainsani.ac.id, [2]nadyasafitri@binainsani.ac.id, [3]vinazahrotunnazah@gmail.com

Abstract

This study aims to evaluate and compare the performance of five Machine Learning classification algorithms—Support Vector Machine (SVM), Neural Network (NN), Logistic Regression (LR), Decision Tree (DT), and K-Nearest Neighbors (KNN)—in detecting breast cancer using the Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic) dataset. The dataset comprises 569 records with two classes (malignant and benign), split into 70% training and 30% testing data. The evaluation was conducted in a staged approach, starting with baseline model training, followed by optimization using the Bagging ensemble technique, and then combined with the Boosting algorithm, specifically Adaboost. Model performance was measured using accuracy, confusion matrix, ROC curve, and Area Under the Curve (AUC). The results show that Logistic Regression achieved the most stable performance, with an accuracy of 97.1% and the highest AUC of 99.7% after applying Adaboost. Decision Tree also exhibited significant improvements in both accuracy and AUC. In contrast, Neural Network and KNN were found incompatible with Adaboost. These findings indicate that the effectiveness of ensemble techniques strongly depends on the characteristics of the base algorithms. This research contributes to a deeper understanding of the appropriate selection of algorithm and optimization strategies to improve the accuracy of breast cancer diagnosis classification. The study is limited by the use of a single dataset and a single boosting technique; future research is recommended to explore more complex datasets and other ensemble methods to broaden the generalizability of the findings.

Keywords: Accuracy, Adaboost, AUC, Bagging, Breast Cancer, Machine Learning

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi dan membandingkan performa lima algoritma klasifikasi Machine Learning—Support Vector Machine (SVM), Neural Network (NN), Logistic Regression (LR), Decision Tree (DT), dan K-Nearest Neighbors (KNN)—dalam mendeteksi kanker payudara menggunakan dataset Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic). Dataset ini terdiri dari 569 data dengan dua kelas (malignan dan jinak), yang dibagi menjadi 70% data latih dan 30% data uji. Evaluasi dilakukan secara bertahap, dimulai dari pelatihan model dasar, kemudian dioptimasi menggunakan teknik ensemble Bagging, dan selanjutnya dikombinasikan dengan algoritma Boosting, khususnya Adaboost. Performa model diukur menggunakan metrik akurasi, confusion matrix, kurva ROC, dan Area Under Curve (AUC). Hasil penelitian menunjukkan bahwa Logistic Regression mencatat performa paling stabil dengan akurasi mencapai 97,1% dan AUC tertinggi sebesar 99,7% setelah diterapkan Adaboost. Decision Tree juga menunjukkan peningkatan performa signifikan. Sebaliknya, Neural Network dan KNN tidak kompatibel dengan Adaboost. Temuan ini mengindikasikan bahwa efektivitas teknik ensemble sangat bergantung pada karakteristik algoritma dasarnya. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam memberikan pemahaman yang lebih mendalam terkait pemilihan kombinasi algoritma dan strategi optimasi yang sesuai dalam meningkatkan akurasi klasifikasi diagnosis kanker payudara. Keterbatasan studi ini mencakup penggunaan satu jenis dataset dan algoritma boosting tunggal; penelitian lanjutan disarankan untuk mengeksplorasi dataset lebih kompleks dan teknik ensemble lainnya guna memperluas generalisasi temuan.

Kata kunci: : AUC, Adaboost, Akurasi, Bagging, Kanker Payudara, Machine Learning.

1. Pendahuluan

Machine Learning (ML) telah membawa perubahan besar dalam proses pengambilan keputusan berbasis data. Salah satu peran pentingnya adalah dalam tugas klasifikasi, yaitu menentukan kategori atau label suatu data berdasarkan fitur-fiturnya. Klasifikasi telah diaplikasikan luas dalam berbagai bidang, seperti pengenalan pola, diagnosis medis, prediksi keuangan, hingga sistem rekomendasi. Untuk menunjang tugas

Diterima Redaksi: 07-06-2025 | Selesai Revisi: 21-06-2025 | Diterbitkan Online: 28-06-2025

ini, berbagai algoritma telah dikembangkan, mulai dari SVM, Decision Tree, Neural Network, Logistic Regression, hingga Naïve Bayes.

Namun demikian, performa setiap algoritma tidak selalu seragam di semua konteks. Kinerja sangat tergantung pada jenis data, kompleksitas masalah, serta konfigurasi parameter. Untuk mengatasi variabilitas tersebut dan meningkatkan performa, pendekatan ensemble learning seperti Bagging dan Boosting banyak digunakan karena mampu mengurangi varians dan memperbaiki generalisasi model.

Dalam bidang kesehatan, berbagai studi telah membuktikan efektivitas teknik ensemble. Yoon et al. [1] menunjukkan bahwa bootstrap aggregation pada deep learning (MT-CNN dan MT-HCAN) meningkatkan akurasi ekstraksi informasi dari laporan patologi kanker. Yunial [2] mencatat peningkatan akurasi pada Decision Tree dan Neural Network setelah diterapkan Bagging. Abdollahi et al. [3] juga menegaskan keunggulan pendekatan ensemble berbasis deep neural network dalam diagnosis penyakit kronis. Sementara itu, [4] [5] mengimplementasikan Bagging pada CNN untuk diagnosis penyakit mata, dan berhasil meningkatkan akurasi model.

Di sektor keuangan, Green Arther Sandag [6] membandingkan Bagging dan XGBoost dalam memprediksi kesehatan keuangan perusahaan, dengan hasil bahwa Bagging lebih efektif untuk model dasar seperti SVM, LR, dan DT. Pramudita et al. [7] menunjukkan bahwa optimasi neural network dengan Bagging meningkatkan akurasi klasifikasi jenis buah kurma. Selain itu, du Plooy dan Venter [8] membuktikan bahwa Bagging pada Artificial Neural Networks (ANN) memberikan estimasi harga derivatif yang lebih baik dibandingkan jaringan tunggal. Siti Fatihah et al. [9] juga menunjukkan bahwa *Aggregating Bootstrap* efektif dalam mengurangi bias pada neural network dalam prediksi investasi Islam. Michelucci dan Venturini [10] juga menyajikan tutorial komprehensif tentang penggunaan teknik bootstrap untuk memperkirakan performa neural network secara lebih andal.

Dalam konteks pendidikan dan seleksi, Yunial [2] dan Kurniawan & Prihandono [11] menggunakan Bagging untuk meningkatkan akurasi klasifikasi dalam seleksi mahasiswa baru dan performa akademik siswa. Singh [12] membandingkan teknik ensemble dalam prediksi performa akademik dan menemukan bahwa metode ensemble secara umum lebih presisi.

Sementara itu, di bidang energi dan lingkungan, Al-Dahidi et al. [13] menyatakan bahwa teknik bootstrap memberikan estimasi yang lebih akurat dan stabil dalam prediksi energi angin dibanding metode konvensional. Dalam konteks prediksi cuaca dan polusi udara, Yani et al. [14] serta Mutmainnah et al. [15] menemukan bahwa teknik Bagging dan Boosting dapat meningkatkan akurasi klasifikasi menggunakan Naïve Bayes dan C4.5. Dalam konteks lain, studi oleh [16] menunjukkan bahwa pendekatan ensemble juga efektif dalam meningkatkan akurasi prediksi tingkat polusi udara. Teknik ini juga diaplikasikan dalam klasifikasi trafik jaringan [17].

Dalam kajian komparatif algoritma ensemble, Cendani dan Wibowo [18] menyimpulkan bahwa Boosting mengungguli Bagging dan Stacking dalam klasifikasi penyakit diabetes menggunakan LightGBM dan CatBoost. Sementara itu, Xu et al. [19] menunjukkan bahwa Bagging dapat meningkatkan akurasi prediksi indeks Dst dalam astrofisika.

Secara khusus, Pramudita et al. [20] menyatakan bahwa teknik Bagging memberikan peningkatan akurasi pada Decision Tree dan KNN masing-masing sebesar 0,6% dan 1,3%. Nilai AUC juga meningkat 1,4% pada Decision Tree dan 0,3% pada KNN, menunjukkan bahwa evaluasi menggunakan confusion matrix dan AUC mampu memberikan gambaran menyeluruh tentang efektivitas teknik optimasi terhadap algoritma klasifikasi.

Dari berbagai literatur tersebut, dapat disimpulkan bahwa teknik ensemble seperti Bagging dan Boosting secara umum mampu meningkatkan performa model klasifikasi di berbagai bidang. Namun demikian, sebagian besar studi hanya menguji 2–4 algoritma dasar dan jarang membandingkan efek kombinasi teknik ensemble secara langsung, khususnya pada algoritma yang berbeda karakteristiknya. Selain itu, belum banyak studi yang mengulas ketidakcocokan atau keterbatasan Boosting terhadap model tertentu, seperti Neural Network atau KNN.

Penelitian ini berbeda karena menguji dan membandingkan lima algoritma dasar sekaligus (SVM, NN, LR, DT, dan KNN), yang dioptimasi menggunakan Bagging dan Adaboost, serta dievaluasi secara menyeluruh melalui confusion matrix, kurva ROC, dan AUC. Pendekatan ini penting karena setiap algoritma memiliki karakteristik kinerja yang berbeda terhadap teknik ensemble tertentu, dan pemilihan kombinasi yang kurang tepat dapat menurunkan performa model secara signifikan. Selain itu, studi-studi terdahulu umumnya hanya fokus pada sebagian kecil algoritma dan tidak secara sistematis membandingkan efek Bagging dan Boosting terhadap beragam jenis algoritma sekaligus. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah tersebut dan memberikan panduan yang lebih komprehensif dalam memilih kombinasi model dan teknik optimasi yang sesuai dalam konteks klasifikasi diagnosis kanker payudara.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan dataset publik Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic) yang tersedia di

DOI: https://doi.org/10.38204/tematik.v12i1.2435
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

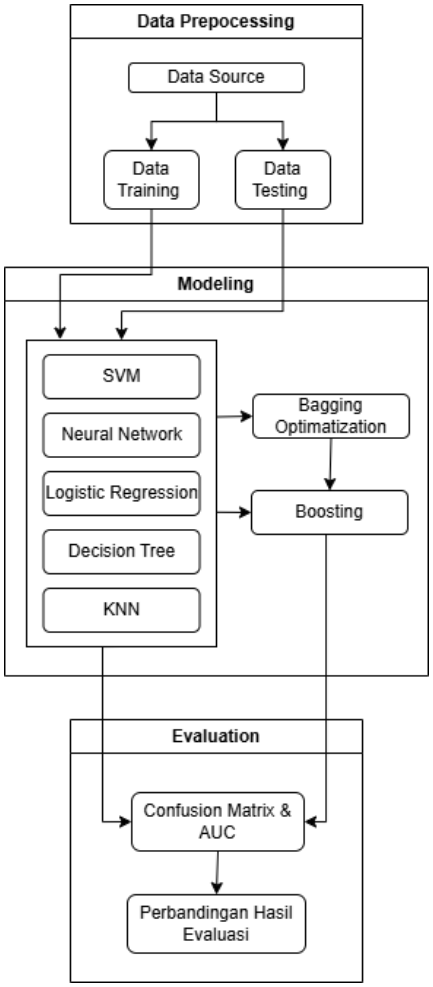
platform Kaggle. Dataset ini secara luas telah digunakan dalam studi klasifikasi kanker payudara karena memuat atribut medis penting terkait sel-sel jaringan payudara dan status diagnosisnya. Dataset ini terdiri dari 569 data observasi dengan 30 fitur numerik hasil pengukuran karakteristik inti sel, serta dua kelas label diagnosis: malignant (ganas) dan benign (jinak). Deskripsi lebih rinci mengenai komposisi data dan distribusi kelas disampaikan pada bagian Hasil dan Pembahasan. Pemanfaatan dataset ini memberikan peluang bagi pengembangan model Machine Learning yang akurat, terutama dalam mendukung proses deteksi dini kanker.

Proses penelitian dibagi menjadi tiga tahap utama, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1, yaitu Data Preprocessing, Modeling, dan Evaluation.

Tahapan awal adalah preprocessing data. Proses ini dimulai dari penetapan data source, yaitu file dataset yang akan digunakan dalam eksperimen. Setelah dataset diperoleh, dilakukan proses pembagian data menjadi dua subset: data training (70%) dan data testing (30%). Pembagian ini bertujuan untuk memisahkan data yang akan digunakan dalam proses pelatihan model dan data yang akan digunakan untuk evaluasi performa model.

Tahap modeling merupakan proses inti dalam penelitian ini, yang terdiri atas dua bagian utama. Pertama, dilakukan pelatihan terhadap lima algoritma klasifikasi sebagai model dasar, yaitu Support Vector Machine (SVM), Neural Network (NN), Logistic Regression (LR), Decision Tree (DT), dan K-Nearest Neighbors (KNN). Kelima algoritma tersebut dipilih karena memiliki karakteristik yang berbeda dalam menangani data dan telah banyak digunakan dalam berbagai studi klasifikasi, khususnya di bidang medis. Data training yang telah diperoleh dari tahap preprocessing digunakan untuk membangun masing-masing model dasar, yang selanjutnya dievaluasi menggunakan data testing untuk mengukur performa awal mereka sebagai pembanding.

Selanjutnya, dilakukan proses optimasi melalui pendekatan Hybrid Ensemble, yang terdiri dari dua teknik utama: Bagging dan Boosting. Masing-masing model dasar yang telah dibentuk sebelumnya akan dikombinasikan secara individual dengan metode Bagging maupun Boosting. Teknik Bagging diterapkan untuk menurunkan variansi model dan meningkatkan kestabilan hasil klasifikasi, sementara Boosting digunakan untuk memperkuat model dengan fokus pada kesalahan prediksi yang dilakukan sebelumnya. Proses kombinasi ini dilakukan secara sistematis untuk mengevaluasi sejauh mana setiap metode ensemble mampu meningkatkan akurasi dan performa dari model dasar. Hasil akhir dari tahapan modeling ini adalah sejumlah model klasifikasi—baik model tunggal maupun hasil kombinasi dengan teknik ensemble—yang siap dievaluasi pada tahap berikutnya.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Tahap evaluasi dilakukan untuk menilai performa dari setiap model klasifikasi yang telah dibangun, baik model dasar maupun model yang telah dioptimasi dengan teknik Bagging dan Boosting. Evaluasi dilakukan menggunakan tiga metrik utama, yaitu confusion matrix, kurva Receiver Operating Characteristic (ROC), dan Area Under Curve (AUC). Confusion matrix digunakan untuk melihat detail prediksi benar dan salah dari masing-masing kelas, sehingga dapat dihitung nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Selanjutnya, kurva ROC digunakan untuk menggambarkan trade-off antara true positive rate dan false positive rate dari setiap model, sedangkan AUC digunakan sebagai indikator numerik untuk mengukur kemampuan model dalam membedakan antara kelas positif dan negatif secara menyeluruh.

Hasil evaluasi dari setiap model kemudian dibandingkan untuk mengetahui sejauh mana teknik ensemble yang digunakan—Bagging maupun Boosting—mampu meningkatkan performa dibandingkan model dasar. Proses perbandingan ini

DOI: https://doi.org/10.38204/tematik.v12i1.2435
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

tidak hanya memperhatikan akurasi semata, tetapi juga mempertimbangkan kualitas pemisahan kelas yang tercermin dari nilai AUC. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat diperoleh gambaran menyeluruh mengenai efektivitas masing-masing teknik optimasi terhadap performa model klasifikasi diagnosis kanker payudara

3. Hasil dan Pembahasan

Seluruh atribut pada dataset telah lengkap dan tidak mengandung nilai yang hilang, sehingga dapat langsung digunakan dalam tahap pemrosesan dan pemodelan tanpa memerlukan teknik imputasi.

Tahap awal pemrosesan data dilakukan dengan membagi dataset menjadi dua bagian, yaitu 70% sebagai data training dan 30% sebagai data testing. Pembagian ini dilakukan secara acak untuk memastikan proporsi label seimbang dan tidak terjadi bias. Hasil dari proses ini kemudian digunakan dalam pelatihan dan pengujian pada masing-masing model dasar dan model ensemble.

Selanjutnya, proses pemodelan dilakukan terhadap lima algoritma klasifikasi—SVM, Neural Network, Logistic Regression, Decision Tree, dan KNN—baik sebagai model tunggal maupun dalam bentuk optimasi menggunakan teknik Bagging dan Boosting (AdaBoost). Evaluasi kinerja setiap model dilakukan berdasarkan nilai akurasi, confusion matrix, kurva ROC, dan AUC. Hasil pengujian disajikan dalam bentuk tabel dan grafik untuk memudahkan analisis perbandingan antar model.

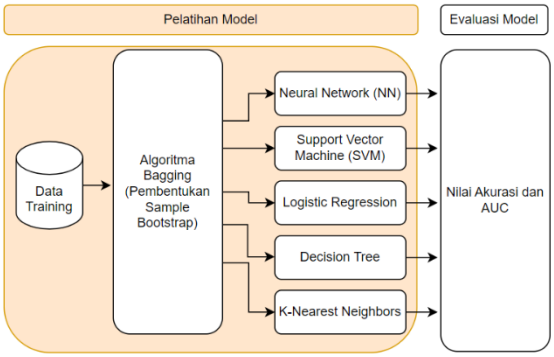
3.1. Data Preprocessing

Tahap awal dalam penelitian ini dimulai dengan proses pengumpulan sumber data yang akan digunakan sebagai bahan analisis. Dataset yang digunakan adalah Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic) yang tersedia secara publik melalui platform Kaggle. Dataset ini memiliki 569 entri dan terdiri atas 30 fitur numerik yang menggambarkan karakteristik jaringan sel kanker. Label klasifikasinya terbagi menjadi dua kelas, yaitu "malignant" (ganas) dan "benign" (jinak). Seluruh data pada dataset ini telah lengkap, tidak terdapat nilai yang hilang (missing values), sehingga dapat langsung dilanjutkan ke tahap pemodelan tanpa proses pembersihan tambahan.

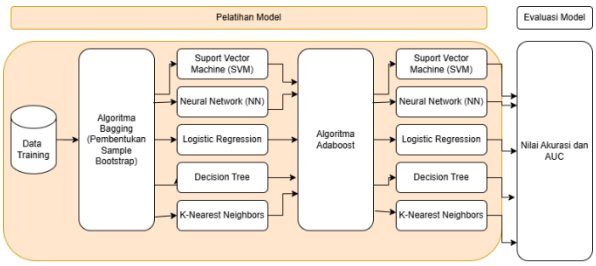
Setelah data tersedia, langkah berikutnya adalah melakukan pembagian dataset menjadi dua bagian: data latih (training) dan data uji (testing) dengan rasio 70:30. Data latih digunakan dalam proses pelatihan model klasifikasi, sedangkan data uji dimanfaatkan untuk mengevaluasi performa model yang telah dibentuk. Hasil dari tahap ini menjadi input penting dalam proses modeling pada tahap selanjutnya.

3.2. Modeling Data

Tahap pertama dalam proses pemodelan dilakukan dengan melatih masing-masing algoritma klasifikasi dasar menggunakan data training yang telah disiapkan sebelumnya. Proses pelatihan ini dilakukan secara individual untuk setiap algoritma, yaitu Support Vector Machine (SVM), Neural Network (NN), Logistic Regression (LR), Decision Tree (DT), dan K-Nearest Neighbors (KNN). Setiap model dilatih untuk mengenali pola dari data training yang tersedia, sehingga mampu membentuk fungsi klasifikasi yang dapat digunakan pada tahap pengujian. Implementasi teknis dari proses pelatihan ini dilakukan menggunakan pemrograman Python. Ilustrasi alur pelatihan model dengan data training dapat dilihat pada Gambar 2, yang menunjukkan bahwa setiap algoritma menerima input data yang sama untuk menghasilkan model prediktif masing-masing. Model yang telah terbentuk pada tahap ini selanjutnya akan dievaluasi pada tahap berikutnya untuk mengukur performa klasifikasinya.



Gambar 2. Pelatihan Model Single Classifier dengan Bagging



Gambar 3. Pelatihan Model Algoritma Bagging dengan Adaboost

Setelah seluruh model algoritma dasar dilatih menggunakan teknik Bagging pada tahap pemodelan pertama, maka pada pemodelan tahap kedua dilakukan proses optimasi lanjutan dengan menerapkan algoritma Adaboost. Tahapan ini bertujuan untuk meningkatkan performa model hasil Bagging dengan memberikan penekanan lebih besar pada data-data yang sebelumnya diklasifikasikan secara keliru. Proses pelatihan pada tahap ini dilakukan dengan memanfaatkan output dari model Bagging sebagai input untuk pelatihan menggunakan Adaboost. Alur pelatihan tersebut divisualisasikan dalam Gambar 3, yang memperlihatkan integrasi antara model hasil Bagging dan mekanisme pembobotan khas dari Adaboost selama proses pelatihan berlangsung.

DOI: https://doi.org/10.38204/tematik.v12i1.2435
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

3.3. Evaluasi

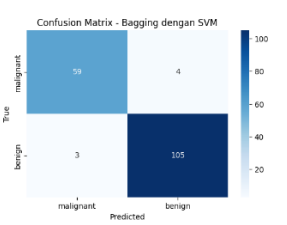
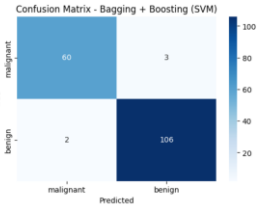
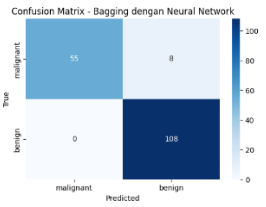
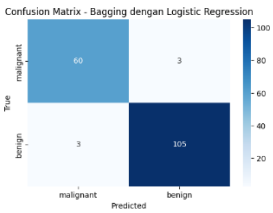
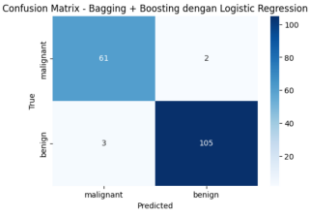
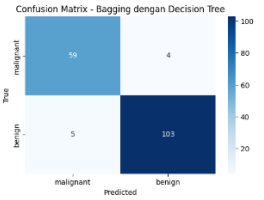
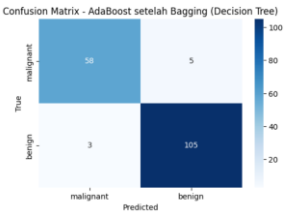
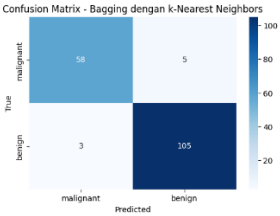
Berdasarkan proses evaluasi setiap model menggunakan confusion matrix dan kurva ROC, diperoleh nilai akurasi dan AUC untuk masing-masing model. Nilai AUC (Area Under Curve) memberikan gambaran mengenai kemampuan model dalam membedakan antara dua kelas, yaitu ganas dan jinak. Semakin tinggi nilai AUC, maka semakin baik kemampuan model dalam mengklasifikasikan kedua kelas tersebut secara akurat, yang mengindikasikan performa prediksi yang lebih andal secara keseluruhan. Evaluasi dilakukan secara bertahap, dimulai dari model dasar, kemudian hasil model setelah diterapkan metode Bagging, serta hasil dari hybrid dengan metode Boosting, yaitu AdaBoost. Hasil evaluasi dari setiap model, termasuk model Bagging dan Boosting AdaBoost, ditampilkan dalam Tabel 1.

Berdasarkan Tabel 1, dapat dilihat confusion matrix dari masing-masing model, yang digunakan untuk menghitung nilai akurasi. Dari hasil evaluasi, setelah diterapkan Bagging, model dengan akurasi tertinggi adalah Logistic Regression (LR). Namun, dalam percobaan ini, model Neural Network (NN) dan K-Nearest Neighbors (KNN) tidak kompatibel untuk diterapkan metode Boosting menggunakan AdaBoost setelah Bagging. Hal ini disebabkan oleh karakteristik AdaBoost, yang bekerja dengan memberikan bobot lebih besar pada sampel yang salah diklasifikasikan, sedangkan NN dan KNN bukan model berbasis pohon keputusan atau linier yang dapat secara langsung memanfaatkan pembaruan bobot pada setiap iterasi. Oleh karena itu, Boosting menggunakan AdaBoost tidak dapat diterapkan secara efektif pada kedua model ini. Dari hasil Boosting, model dengan akurasi tertinggi diperoleh dari Logistic Regression (LR).

Pada Tabel 2, ditampilkan kurva ROC dari setiap model, yang menghasilkan nilai AUC sebagai indikator kinerja. Setelah diterapkan Bagging, model dengan nilai AUC tertinggi adalah Logistic Regression (LR). Begitu pula setelah diterapkan Boosting, nilai AUC tertinggi tetap diperoleh dari model Logistic Regression (LR).

Berdasarkan hasil evaluasi, penerapan algoritma AdaBoost terbukti mampu meningkatkan akurasi model pembelajaran mesin seperti Support Vector Machine (SVM), Logistic Regression (LR), dan Decision Tree (DT). Di antara ketiga model tersebut, Logistic Regression menunjukkan performa paling unggul dengan akurasi tertinggi mencapai 97,1%. Temuan ini sejalan dengan penelitian terbaru yang menunjukkan bahwa kombinasi AdaBoost dengan Logistic Regression dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan stabil pada berbagai jenis data, termasuk data medis dan pendidikan [21], [22], [23].

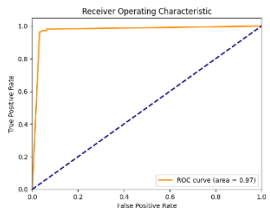
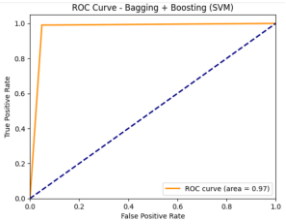
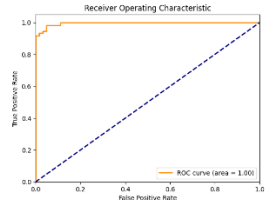
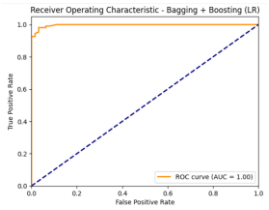
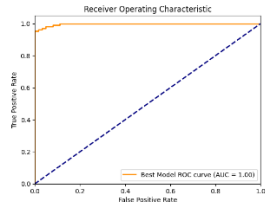
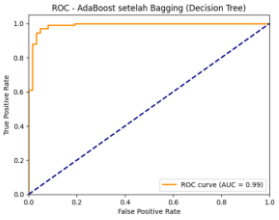
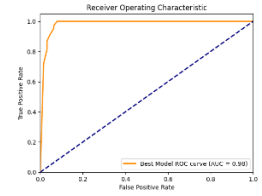
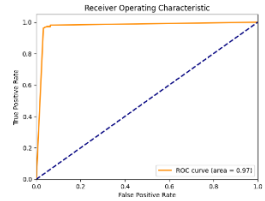
Tabel 1. Perbandingan Akurasi

Akurasi Bagging	Akurasi Bagging & Adaboost
	
Akurasi Bagging SVM : 0. 959	Akurasi BaggingAdaboost SVM : 0. 970
	Tidak Kompatibel
Akurasi Bagging NN : 0. 953	
	
Akurasi Bagging LR : 0. 965	Akurasi BaggingAdaboost LR : 0. 971
	
Akurasi Bagging DT : 0. 947	Akurasi BaggingAdaboost DT : 0. 953
	Tidak Kompatibel
Akurasi Bagging KNN : 0. 953	

Di sisi lain, penerapan AdaBoost pada model seperti K-Nearest Neighbors (KNN) dan Neural Network (NN) tidak memberikan peningkatan performa yang signifikan. Beberapa studi bahkan melaporkan bahwa penggabungan AdaBoost dengan model-model ini cenderung tidak kompatibel atau hanya memberikan manfaat terbatas, khususnya pada data kompleks atau dalam kondisi overfitting [24], [25].

DOI: https://doi.org/10.38204/tematik.v12i1.2435
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Tabel 2 Perbandingan Kurva ROC Bagging dan Adaboost

Kurva ROC Bagging	Kurva ROC BaggingAdaboost
	
AUC NN : 0. 973	AUC NN Bagging : 0. 970
	Tidak Kompatibel
AUC LR : 0. 995	
	AUC KNN Bagging : 0. 997
AUC KNN : 0. 997	
	AUC DT Bagging : 0. 989
AUC DT : 0. 983	Tidak Kompatibel
	
AUC SVM : 0. 973	

Dari sisi Area Under Curve (AUC), model Decision Tree mengalami peningkatan yang cukup signifikan setelah ditingkatkan dengan AdaBoost, sementara nilai AUC pada model SVM sedikit menurun, dan Logistic Regression tetap stabil. Hal ini mengindikasikan bahwa meskipun akurasi bisa meningkat, kestabilan performa model terhadap variasi data tetap menjadi pertimbangan penting dalam pemilihan algoritma.

Secara keseluruhan, Logistic Regression (LR) menunjukkan kinerja paling konsisten dan stabil setelah diterapkan AdaBoost, menjadikannya pilihan yang optimal dalam banyak skenario klasifikasi. Namun, efektivitas peningkatan performa sangat bergantung pada karakteristik masing-masing model dan dataset yang digunakan.

Tabel 3. Hasil Perhitungan Akurasi dan AUC Penggunaan Adaboost

Model	Akurasi			AUC		
	Bagging	Bagging Adaboost	Ket	Bagging	Bagging Adaboost	Ket
SVM	95,9 %	97,0%	↑	97,3 %	97,0%	↓
NN	95,3 %	Tidak kompatibel.	Tidak kompatibel.	99,5 %	Tidak kompatibel.	Tidak kompatibel.
LR	96,5 %	97,1%	↑	99,7 %	99,7%	=
DT	94,7 %	95,3%	↑	98,3 %	98,9%	↑
KNN	95,3 %	Tidak kompatibel.	Tidak kompatibel.	99,4 %	Tidak kompatibel.	Tidak kompatibel.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil evaluasi performa lima algoritma klasifikasi—yaitu Support Vector Machine (SVM), Neural Network (NN), Logistic Regression (LR), Decision Tree (DT), dan K-Nearest Neighbors (KNN)—dapat disimpulkan bahwa penggunaan teknik ensemble Adaboost setelah Bagging memberikan hasil yang bervariasi tergantung pada jenis algoritma dasar yang digunakan. Logistic Regression menunjukkan performa paling stabil dan konsisten, dengan peningkatan akurasi dari 96,5% menjadi 97,1%, serta nilai AUC yang tetap tinggi pada 99,7%. Hal ini menandakan bahwa LR merupakan model yang sangat kompatibel dengan kombinasi teknik ensemble untuk klasifikasi diagnosis kanker payudara. Support Vector Machine juga mengalami peningkatan akurasi dari 95,9% menjadi 97,0% setelah penerapan Adaboost. Namun demikian, terdapat sedikit penurunan pada nilai AUC dari 97,3% menjadi 97,0%, yang menunjukkan bahwa peningkatan akurasi tidak selalu sejalan dengan kemampuan model dalam membedakan antar kelas. Decision Tree mencatat peningkatan yang cukup positif, baik pada akurasi (dari 94,7% menjadi 95,3%) maupun AUC (dari 98,3% menjadi 98,9%), sehingga dapat disimpulkan bahwa model ini cukup responsif terhadap teknik Adaboost. Di sisi lain, Neural Network dan KNN tidak kompatibel untuk dikombinasikan dengan Adaboost, karena keduanya bukan berbasis pohon keputusan atau model linier yang mendukung pembaruan bobot dalam proses boosting. Secara umum, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pemilihan teknik ensemble learning harus mempertimbangkan

DOI: https://doi.org/10.38204/tematik.v12i1.2435
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

karakteristik algoritma dasar, di mana model linier dan berbasis pohon cenderung lebih optimal saat dikombinasikan dengan Adaboost. Oleh karena itu, Logistic Regression dan Decision Tree dapat dijadikan model andalan ketika stabilitas dan peningkatan akurasi menjadi prioritas utama dalam klasifikasi data medis. Adapun saran untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengeksplorasi teknik boosting lainnya seperti Gradient Boosting, XGBoost, atau LightGBM, yang memiliki kemampuan lebih tinggi dalam mengatasi overfitting dan mendukung model non-linier. Selain itu, pengujian dapat diperluas dengan menggunakan feature selection atau dimensionality reduction seperti PCA untuk melihat pengaruhnya terhadap efisiensi dan akurasi model. Penggunaan dataset yang lebih besar dan kompleks dari domain medis lainnya juga dapat memperkuat generalisasi hasil penelitian ini.

Daftar Rujukan

[1] H. J. Yoon *et al.*, "Accelerated training of bootstrap aggregation-based deep information extraction systems from cancer pathology reports," *J. Biomed. Inform.*, vol. 110, Oct. 2020, doi: 10.1016/j.jbi.2020.103564.

[2] A. H. Yunial, "Optimization Analysis of Support Vector Machine Classification Algorithms, Decision Trees, and Neural Networks Using Adaboost and Bagging," *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 5, no. 3, p. 247, Sep. 2020, doi: 10.32493/informatika.v5i3.6609.

[3] J. Abdollahi, B. Nouri-Moghaddam, and M. Ghazanfari, "Deep Neural Network Based Ensemble learning Algorithms for the healthcare system (diagnosis of chronic diseases)," 2021. doi: https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.08182.

[4] M. Smaida, "Bagging of Convolutional Neural Networks for Diagnostic of Eye Diseases," 2020.

[5] Y. L. Nursimpati and A. Saifudin, "Application of Naïve Bayes-Based Bagging Technique for Student Admissions Selection," vol. 4, no. 2, pp. 2622–4615, 2019, [Online]. Available: http://openjournal.unpam.ac.id/index.php/informatika65

[6] G. Arther Sandag, "A Prediction Model Of Company Health Using Bagging Classifier," vol. 6, no. 1, 2020, doi: 10.33480/jitk.v6i1.1390.

[7] R. Pramudita, Solikin, and N. Safitri, "Optimization Analysis of Neural Network Algorithms Using Bagging Techniques on Classification of Date Fruit Types," in *Seventh International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, Denpasar: IEEE, 2022. [Online]. Available: https://ieeexplore.ieee.org/document/10006986

[8] R. du Plooy and P. J. Venter, "A Comparison of Artificial Neural Networks and Bootstrap Aggregating Ensembles in a Modern Financial Derivative Pricing Framework," *J. Risk Financ. Manag.*, vol. 14, no. 6, p. 254, Jun. 2021, doi: 10.3390/jrfm14060254.

[9] C. O. Siti Fatihah *et al.*, "The effect of aggregating bootstrap on the accuracy of neural network system for islamic investment prediction," *Univers. J. Account. Financ.*, vol. 9, no. 4, pp. 604–612, Aug. 2021, doi: 10.13189/ujaf.2021.090408.

[10] U. Michelucci and F. Venturini, "Estimating Neural Network's Performance with Bootstrap: A Tutorial," *Mach. Learn. Knowl. Extr.*, vol. 3, no. 2, pp. 357–373, Mar. 2021, doi: 10.3390/make3020018.

[11] A. Kurniawan and A. Prihandono, "Application Of Bagging Techniques To Improve Classification Accuracy In The Naive Bayes Algorithm In Determining Professional Bloggers," 2020.

[12] R. Singh, "Machine Learning Algorithms and Ensemble Technique to Improve Prediction of Students Performance," *Int. J. Adv. Trends Comput. Sci. Eng.*, vol. 9, no. 3, pp. 3970–3976, Jun. 2020, doi: 10.30534/ijatcse/2020/221932020.

[13] S. Al-Dahidi, P. Baraldi, E. Zio, and M. Lorenzo, "Bootstrapped ensemble of artificial neural networks technique for quantifying uncertainty in prediction of wind energy production," *Sustain.*, vol. 13, no. 11, Jun. 2021, doi: 10.3390/su13116417.

[14] V. I. Yani, A. Aradea, and H. Mubarok, "Optimasi Prakiraan Cuaca Menggunakan Metode Ensemble pada Naïve Bayes dan C4.5," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 3, pp. 607–619, 2022, doi: 10.28932/jutisi.v8i3.5455.

[15] S. Mutmainnah, G. Abdurrahman, H. Azizah, and A. Faruq, "C4.5 Algorithm Optimization Using Bagging Techniques On Gold Karat Level Data," 2020. Accessed: Nov. 29, 2022. [Online]. Available: http://repository.unmuhjember.ac.id/4416/

[16] D. Triana and S. Osowski, "Bagging and boosting techniques in prediction of particulate matters," *Bull. Polish Acad. Sci. Tech. Sci.*, vol. 68, no. 4, pp. 1207–1215, Oct. 2020, doi: 10.24425/bpasts.2020.134659.

[17] I. Possebon, A. Silva, L. Granville, A. Schaeffer-Filho, and A. Marnerides, "Improved Network Traffic ClassificationUsing Ensemble Learning," *IEEE Symp. Comput. Commun.*, 2019.

[18] L. M. Cendani and A. Wibowo, "Perbandingan Metode Ensemble Learning pada Klasifikasi Penyakit Diabetes," *J. Masy. Inform.*, vol. 13, no. 1, pp. 33–44, 2022, doi: 10.14710/jmasif.13.1.42912.

[19] S. B. Xu, S. Y. Huang, Z. G. Yuan, X. H. Deng, and K. Jiang, "Prediction of the Dst Index with Bagging Ensemble-learning Algorithm," *Astrophys. J. Suppl. Ser.*, vol. 248, no. 1, p. 14, May 2020, doi: 10.3847/1538-4365/ab880e.

[20] R. Pramudita, S. Muis, N. Safitri, and F. Shafirawati, "Optimasi Algoritma Machine Learning Menggunakan Teknik Bagging Pada Klasifikasi Diagnosis Kanker Payudara," *Tematik*, vol. 11, no. 1, pp. 128–134, 2024, doi: 10.38204/tematik.v11i1.1928.

[21] A. Ansari, B. Kadam, S. Barve, and D. Chikmurge, "Enhanced Biased Weights AdaBoost Algorithm for Diabetes Detection on Imbalanced Dataset," in *2023 14th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*, 2023, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICCCNT56998.2023.10308086.

[22] A. Desfiandi and B. Soewito, "Student Graduation Time Prediction Using Logistic Regression, Decision Tree, Support Vector Machine, and Adaboost Ensemble Learning," *IJISCS (International J. Inf. Syst. Comput. Sci.*, vol. 7, no. 3, p. 195, 2023, doi: 10.56327/ijiscs.v7i2.1579.

[23] G. Angayarkanni and S. Hemalatha, "Evaluating the Performance of Supervised Machine Learning Algorithms for Predicting Multiple Diseases: A Comparative Study," in *2023 9th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, 2023, pp. 1–7. doi: 10.1109/ICACCS57279.2023.10113100.

[24] A. Neogi, A. Jaiswal, A. Kumar, J. Anand, and B. Sadhukhan, "Predictive Modeling for Mortality Risk in Nonalcoholic Fatty Liver Disease Patients: A Machine Learning Approach," in *2024 Second International Conference on Data Science and Information System (ICDSIS)*, 2024, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICDSIS61070.2024.10594545.

[25] E. I. Oyasor and A. D. Gbadebo, "Using the Machine Learning Algorithms for Accurate Prediction of Diabetes," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 13, no. 6, pp. 9329–9341, 2024.

DOI: https://doi.org/10.38204/tematik.v12i1.2435
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)