Information System Journal (INFOS)
Vol. 9, No. 2, November 2026, pp. 167-176
E-ISSN : 2655-142X , P-ISSN : 2655-190X, DOI:https://doi.org/10.24076/infosjournal.2026v9i02.2984

# EVALUASI KINERJA ALGORITMA *RANDOM FOREST* DAN *XGBOOST* UNTUK PREDIKSI PENYAKIT HEWAN BERDASARKAN GEJALA KLINIS

**M. Ghilman Najakh [1)], Eko Budi Susanto [2)], Agus Ilyas [3)]**
*[1)3)] Teknik Informatika, Teknologi Informasi, Institut Widya Pratama Pekalongan*
*[2)] Sistem Informasi, Teknologi Informasi, Institut Widya Pratama Pekalongan*

*email*: ghilman.najakh@gmail.com [1)], ekobudi.s@stmik-wp.ac.id [2)], ilyasagus@gmail.com [3)]

**INFO ARTIKEL**

**Riwayat Artikel:**

Diterima Agustus, 2026
Revisi November, 2026
Terbit November, 2026

**ABSTRAK**

Penyakit pada hewan merupakan salah satu penyebab menurunnya produktivitas ternak dan dapat menimbulkan kerugian ekonomi apabila tidak dideteksi sejak dini. Proses identifikasi penyakit yang masih dilakukan secara manual cenderung memerlukan waktu bergantung pada penglaman tenaga medis veteriner. Penelitian ini bertujuan membandingkan performa algoritma *Random Forest* dan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) dalam mengklasifikasikan penyakit hewan berdasarkan gejala yang muncul. Dataset yang digunakan memuat informasi jenis hewan, umur, suhu tubuh, dan gejala klinis sebagai *variable* masukan, sedangkan jenis penyakit digunakan sebagai *variable* target. Tahapan penelitian meliputi data *preprocessing*, *One Hot Encoding*, pembagian data latih dan data uji dengan rasio 80:20, pelatihan model, serta evaluasi menggunakan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Hasil penelitian menunjukan bahwa XGBoost memperoleh nilai *Accuracy* sebesar 79%, lebih tinggi dibandingkan *Random Forest* sebesar 76%, sehingga lebih efektif dalam membantu proses klasifikasi penyakit hewan secara cepat dan akurat.

**Kata Kunci :**
*Machine Learning*; *XGBoost*; *Random Forest*; Klasifikasi Penyakit Hewan; Gejala Klinis

**ABSTRACT**

*Animal diseases are one of the factors that can reduce livestock productivity and cause economic losses if they are not detected at an early stage. The process of identifying diseases, which is still performed manually, often requires considerable time and depends on the experience of veterinary medical personnel. Therefore, the application of machine learning can be a solution to assist in classifying animal diseases based on the observed symptoms. This study aims to compare the performance of the Random Forest and Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algorithms in classifying animal diseases and to determine the algorithm with the best performance. The dataset used consists of information on animal type, age, body temperature, and several clinical symptoms as input variables, while the disease type is used as the target variable. The research stages include data preprocessing, One Hot Encoding, splitting the dataset into training and testing sets with an 80:20 ratio, model training using the Random Forest and XGBoost algorithms, and model evaluation using the Accuracy, Precision, Recall, and F1-Score metrics. In addition, the best-performing model is used to predict diseases based on new symptom data. The results show that both algorithms are capable of classifying animal diseases effectively. However, XGBoost achieved an Accuracy of 79%, outperforming Random Forest, which achieved an Accuracy of 76%. Therefore, XGBoost can be considered a more effective model for supporting faster and more accurate animal disease identification.*

***Keywords*:**
*Machine Learning; XGBoost; Random Forest; Animal Disease Classification; Clinical Symptoms*

**Penulis Korespondensi:**

M. Ghilman Najakh
*Teknik Informatika, Teknologi Informasi, Institut Widya Pratama Pekalongan*

Email:
ghilman.najakh@gmail.com

# 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah memberikan dampak yang signifikan dalam berbagai bidang, termasuk sektor peternakan dan kesehatan hewan. Kesehatan hewan merupakan salah satu faktor penting yang memengaruhi produktivitas ternak karena penyakit yang menyerang hewan dapat menyebabkan penurunan produksi, meningkatnya biaya pemeliharaan, bahkan kerugian ekonomi bagi peternak [1],[2]. Selain itu, beberapa jenis penyakit dapat menyebar dengan cepat sehingga meningkatkan risiko kematian ternak apabila tidak segera ditangani [1],[2]. Selama ini, proses identifikasi penyakit umumnya masih dilakukan berdasarkan gejala klinis yang diamati oleh dokter hewan atau petugas kesehatan. Meskipun metode tersebut dapat memberikan hasil diagnosis, prosesnya relatif membutuhkan waktu dan sangat bergantung pada pengalaman tenaga medis sehingga berpotensi menghasilkan perbedaan diagnosis ketika gejala yang muncul memiliki karakteristik yang serupa [1],[2],[3].

Perkembangan *Artificial Intelligence* (AI), khususnya *machine learning*, memberikan alternatif dalam membantu proses identifikasi penyakit secara otomatis berdasarkan data historis [4],[5]. *Machine Learning* memungkinkan komputer mempelajari pola dari sekumpulan data sehingga mampu melakukan klasifikasi maupun prediksi terhadap data baru [2],[4],[6]. Pemanfaatan teknologi ini telah diterapkan pada berbagai bidang kesehatan karena mampu menghasilkan proses analisis yang lebih cepat, konsisten, dan memiliki tingkat akurasi yang baik dibandingkan proses manual [6],[2],[7]. Dalam penelitian klasifikasi, algoritma *Random Forest* dan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) menjadi dua metode yang sering digunakan karena memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data dengan karakteristik yang kompleks [4],[5],[6],[8].

*Random Forest* merupakan algoritma *ensemble learning* yang membangun sejumlah *decision tree* menggunakan teknik *bootstrap* dan menghasilkan keputusan akhir melalui mekanisme *majority voting*. Algoritma ini memiliki keunggulan dalam mengurangi *overfitting*, mampu menangani data berdimensi tinggi, serta memberikan hasil klasifikasi yang stabil [3],[5],[6]. Sementara itu, XGBoost merupakan pengembangan dari algoritma *gradient boosting decision tree* yang membangun model secara bertahap dengan memperbaiki kesalahan pada proses sebelumnya. XGBoost dikenal memiliki proses komputasi yang efisien, kemampuan regularisasi yang baik, serta performa tinggi pada berbagai permasalahan klasifikasi sehingga banyak diterapkan dalam penelitian berbasis *machine learning* [4],[5],[6].

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa *Random Forest* dan XGBoost memiliki performa yang baik pada berbagai kasus klasifikasi. Harahap dkk., membandingkan kedua algoritma pada klasifikasi penyakit paru-paru dan memperoleh hasil bahwa XGBoost memberikan performa yang lebih baik dibandingkan *Random Forest* [7]. Penelitian Pramudya dkk., juga melakukan perbandingan kedua algoritma pada klasifikasi penyakit jantung menggunakan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* untuk menentukan model terbaik berdasarkan data medis [9]. Hasil serupa diperoleh Krisna & Hasan, yang menunjukkan bahwa XGBoost memiliki performa yang lebih baik dibandingkan *Random Forest* pada klasifikasi penyakit *Monkeypox* [10]. Selain itu, penelitian Yulianti dkk., juga melakukan perbandingan algoritma *Random Forest* dan XGBoost pada permasalahan klasifikasi penerima Bantuan Pangan Non-Tunai (BPNT). Selain itu, Syukron dkk., menunjukkan bahwa penerapan metode SMOTE mampu meningkatkan performa *Random Forest* maupun XGBoost pada data yang tidak seimbang sehingga menghasilkan model klasifikasi yang lebih optimal [11].

Pada bidang kesehatan hewan, penelitian Syam, berhasil mengembangkan sistem diagnosis penyakit sapi menggunakan algoritma *Random Forest* berdasarkan gejala klinis [2]. Penelitian lain yang dilakukan oleh Ihsan dkk., mengombinasikan *Random Forest*, XGBoost, dan *Edited Nearest Neighbour* (ENN) untuk meningkatkan performa klasifikasi penyakit *Bovine Scabies* pada sapi [1]. Selain itu, Ichsan menerapkan algoritma *Random Forest* untuk mendeteksi penyakit pada kucing dan memperoleh hasil klasifikasi yang baik berdasarkan gejala yang diamati [3]. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa algoritma *machine learning* memiliki potensi yang besar dalam membantu proses diagnosis penyakit hewan [3],[12],[13].

Meskipun demikian, berdasarkan penelitian terdahulu masih terdapat beberapa keterbatasan. Sebagian besar penelitian membandingkan *Random Forest* dan XGBoost pada kasus penyakit manusia, seperti penyakit paru-paru, penyakit jantung, hepatitis, dan *Monkeypox* [8],[9],[10],[14]. Sementara itu, penelitian pada bidang kesehatan hewan masih relatif terbatas dan sebagian besar hanya menggunakan satu algoritma tanpa melakukan analisis komparatif terhadap algoritma lain [3],[15]. Selain itu, implementasi model terbaik untuk melakukan prediksi penyakit berdasarkan data gejala baru juga masih jarang dibahas. Kondisi tersebut menunjukkan

Information System Journal (INFOS)
Vol. 9, No. 2, November 2026, pp. 167-176
E-ISSN : 2655-142X , P-ISSN : 2655-190X, DOI:https://doi.org/10.24076/infosjournal.2026v9i02.2984

bahwa masih terdapat peluang penelitian untuk membandingkan performa *Random Forest* dan XGBoost menggunakan dataset penyakit hewan yang lebih beragam.

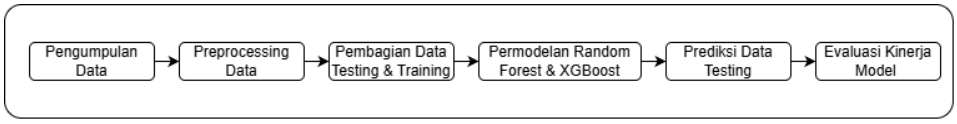
Berdasarkan *research gap* tersebut, penelitian ini bertujuan membandingkan performa algoritma *Random Forest* dan XGBoost dalam mengklasifikasikan penyakit hewan berdasarkan gejala klinis menggunakan *Livestock Disease Diagnosis Dataset* yang terdiri atas 43.778 data. Proses penelitian meliputi *data preprocessing*, transformasi data menggunakan *One Hot Encoding*, pembagian data latih dan data uji dengan rasio 80:20, pelatihan model menggunakan *Random Forest* dan XGBoost, serta evaluasi menggunakan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan *Confusion Matrix*. Model dengan performa terbaik selanjutnya digunakan untuk melakukan prediksi penyakit berdasarkan data gejala baru.

Kebaruan (*novelty*) penelitian ini terletak pada analisis komparatif algoritma *Random Forest* dan XGBoost menggunakan dataset penyakit hewan multikelas berbasis gejala klinis dengan jumlah data yang relatif besar. Seluruh model dibangun menggunakan tahapan *preprocessing* dan skenario evaluasi yang sama sehingga hasil perbandingan dapat dianalisis secara lebih objektif. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi referensi dalam pengembangan sistem pendukung keputusan berbasis *machine learning* untuk membantu proses identifikasi penyakit hewan secara lebih cepat, akurat, dan efisien.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

*Machine Learning* merupakan metode yang memungkinkan sistem untuk mempelajari pola dari data dan digunakan dalam berbagai tugas klasifikasi serta prediksi [6]. Pada penelitian ini, algoritma yang digunakan adalah *Random Forest* dan XGBoost untuk mengklasifikasikan penyakit hewan berdasarkan gejala klinis. Penelitian ini menggunakan metode eksperimental dengan pendekatan *machine learning*. Proses penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan, mulai dari pengumpulan data, *preprocessing*, pembagian data, pembangunan model, prediksi data *testing*, hingga evaluasi menggunakan algoritma *Random Forest* dan XGBoost.

Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis yang meliputi proses pengumpulan data, *preprocessing*, pembagian data, pembangunan model, evaluasi model, hingga prediksi data baru. Alur keseluruhan proses penelitian disajikan dalam bentuk diagram alir pada Gambar 1.




**Gambar 1.** Tahapan Penelitian

### 2.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari platform Kaggle yang menyediakan berbagai dataset terbuka untuk keperluan analisis dan pengembangan model machine learning. Dataset yang digunakan berisi informasi terkait gejala klinis dan jenis penyakit hewan yang selanjutnya digunakan sebagai data penelitian, dan berikut link dari Kaggle https://www.kaggle.com/datasets/captaingee/livestock-disease-diagnosis-dataset.

Proses pengumpulan data dilakukan dengan mengunduh dataset yang relevan, kemudian dilakukan seleksi atribut untuk menyesuaikan dengan kebutuhan penelitian. Data diperoleh selanjutnya digunakan tahap pemodelan menggunakan algoritma *Random Forest* dan XGBoost.

**Tabel 1.** (Contoh) 5 Data Teratas pada Dataset

| *No* | *Animal* | *Age* | *Temperature* | *Symptom 1* | *Symptom 2* | *Symptom 3* | *Disease* |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | *Cow* | 3 | 103.1 | *Depression* | *Painless Lumps* | *Loss of Appetite* | *Pneumonia* |
| 2 | *Buffalo* | 13 | 104.5 | *Painless Lumps* | *Loss of Appetite* | *Depression* | *Lumpy Virus* |
| 3 | *Sheep* | 1 | 100.5 | *Depression* | *Painless Lumps* | *Loss of Appetite* | *Lumpy Virus* |
| 4 | *Cow* | 14 | 100.3 | *Loss of Appetite* | *Swelling in Limb* | *Crackling Sound* | *Blackleg* |
| 5 | *Sheep* | 2 | 103.6 | *Painless Lumps* | *Loss of Appetite* | *Depression* | *Pneumonia* |

### *2.2 Preprocessing*

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk mempersiapkan data agar memiliki kualitas yang lebih baik sebelum proses klasifikasi. Tahapan ini meliputi pemeriksaan nilai kosong, pemeriksaan data duplikat, serta transformasi data kategorikal menjadi data numerik menggunakan teknik *One-Hot Encoding*. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 43.778 baris. Hasil pemeriksaan menunjukkan bahwa seluruh kolom tidak memiliki nilai kosong (*missing values*). Selanjutnya, pemeriksaan duplikasi dilakukan terhadap seluruh atribut dataset. Berdasarkan hasil pemeriksaan, tidak ditemukan baris data yang memiliki nilai duplikat identik. Dengan demikian, seluruh data tetap digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model.

Atribut *Animal*, *Symptom 1*, *Symptom 2*, dan *Symptom 3* merupakan variabel kategorikal nominal, sedangkan *Age* dan *Temperature* merupakan variabel numerik. Variabel kategorikal ditransformasikan menggunakan *One-Hot Encoding* agar setiap kategori direpresentasikan sebagai kolom biner dan tidak membentuk hubungan urutan antar kategori. Pada implementasi, *encoder* perlu menggunakan *handle_unknown='ignore'* agar kategori yang tidak muncul pada data latih dapat ditangani saat prediksi.

### 2.3 Pembagian Data

Dataset yang telah melalui tahap *preprocessing* kemudian dibagi menjadi data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*) menggunakan fungsi *train_test_split* dari *library Scikit-learn*. Pembagian dilakukan dengan rasio 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Parameter *random_state* digunakan untuk memastikan bahwa hasil pembagian data bersifat konsisten dan dapat direproduksi. Data latih digunakan dalam proses pembangunan model, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi performa model.

### 2.4 Pelatihan Model

Tahap pelatihan model dilakukan menggunakan dua algoritma, yaitu *Random Forest* dan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) [1],[4],[6]. Kedua algoritma dilatih menggunakan data latih (*training data*) yang diperoleh dari proses pembagian data. Tujuan dari tahap ini adalah membangun model klasifikasi yang mampu mengenali pola pada dataset sehingga dapat digunakan untuk memprediksi jenis penyakit hewan berdasarkan gejala yang dimasukkan.

Proses implementasi dilakukan menggunakan *Google Colaboratory* (*Google Colab*) sebagai lingkungan pengembangan dengan bahasa pemrograman *Python*. Algoritma *Random Forest* diimplementasikan menggunakan pustaka *Scikit-learn*, sedangkan algoritma XGBoost diimplementasikan menggunakan pustaka XGBoost.

Pada penelitian ini, model *Random Forest* dan XGBoost dilatih menggunakan parameter yang telah ditentukan, seperti *n_estimators = 100* dan *random_state = 42*. Penggunaan parameter tersebut bertujuan agar proses pelatihan model menghasilkan hasil yang konsisten dan dapat direproduksi pada penelitian selanjutnya. Setelah proses pelatihan selesai, model yang telah terbentuk digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap data uji (*testing data*). Selanjutnya, hasil klasifikasi dari kedua algoritma dibandingkan untuk mengetahui algoritma yang memiliki performa terbaik dalam mengklasifikasikan penyakit hewan.

### 2.5 Evaluasi

Setelah proses pelatihan selesai, kedua model dievaluasi menggunakan data uji. Evaluasi dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* dengan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score*. Nilai dari masing-masing metrik digunakan untuk mengetahui kemampuan model dalam melakukan klasifikasi penyakit hewan [9].

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \qquad Precision = \frac{TP}{TP + FP},$$
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}, \qquad F1 - Score = 2 \text{ x } \frac{Precision \text{ x } Recall}{Precision + Recall}. \tag{4}$$

### 2.6 Perbandingan

Perbandingan model dilakukan untuk mengetahui algoritma dengan performa terbaik dalam mengklasifikasikan penyakit hewan. Dua algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Random Forest* dan XGBoost. Proses perbandingan dilakukan dengan melatih kedua model menggunakan dataset yang sama serta parameter yang telah ditentukan sebelumnya. Selanjutnya, masing-masing model diuji menggunakan data uji yang diperoleh dari proses pembagian dataset.

Information System Journal (INFOS)
Vol. 9, No. 2, November 2026, pp. 167-176
E-ISSN : 2655-142X , P-ISSN : 2655-190X, DOI:https://doi.org/10.24076/infosjournal.2026v9i02.2984

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan *confusion matrix* dengan beberapa metrik evaluasi, yaitu *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Nilai dari setiap metrik kemudian dibandingkan untuk menentukan model dengan kinerja terbaik [9]. Model yang memiliki nilai evaluasi paling tinggi akan dipilih sebagai model terbaik dan digunakan untuk melakukan prediksi terhadap data baru. Hasil dari perbandingan ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi algoritma yang paling efektif dalam klasifikasi penyakit hewan.

### 2.7 Prediksi Data Baru

Setelah proses pelatihan dan evaluasi model dilakukan, tahap selanjutnya adalah melakukan prediksi terhadap data baru. Prediksi ini bertujuan untuk menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan penyakit hewan berdasarkan data yang belum pernah digunakan sebelumnya. Model terbaik yang diperoleh dari hasil perbandingan, yaitu model dengan nilai evaluasi tertinggi, digunakan dalam proses prediksi. Data baru yang digunakan memiliki format yang sama dengan dataset pelatihan, yang terdiri dari beberapa fitur seperti jenis hewan, umur, suhu tubuh, dan gejala klinis. Data masukan yang digunakan dalam proses prediksi memiliki format atribut yang sama dengan dataset pelatihan, yaitu *Animal*, *Age*, *Temperature*, *Symptom 1*, *Symptom 2*, dan *Symptom 3*. Sebelum dilakukan prediksi, data masukan melalui tahapan *preprocessing* menggunakan teknik *One-Hot Encoding* yang sama dengan proses pelatihan model. *Encoder* yang telah disesuaikan pada data latih digunakan kembali untuk mentransformasikan data masukan agar susunan fitur tetap konsisten. Dengan demikian, data dapat diproses oleh model *Random Forest* dan XGBoost untuk menghasilkan prediksi jenis penyakit hewan.

Hasil prediksi berupa kelas penyakit yang diperkirakan berdasarkan *input* gejala yang diberikan. Dengan adanya proses ini, model yang telah dibangun dapat digunakan sebagai alat bantu dalam mengidentifikasi penyakit hewan secara cepat dan akurat.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian Hasil dan Pembahasan akan memaparkan hasil penelitian yang meliputi penerapan algoritma *Random Forest* dan XGBoost dalam mengklasifikasikan penyakit hewan berdasarkan data gejala klinis. Tahapan pengujian dilakukan secara sistematis menggunakan dataset *Livestock Disease Diagnosis Dataset* untuk mengetahui kemampuan masing-masing algoritma dalam mengidentifikasi jenis penyakit hewan.

### 3.1. Hasil

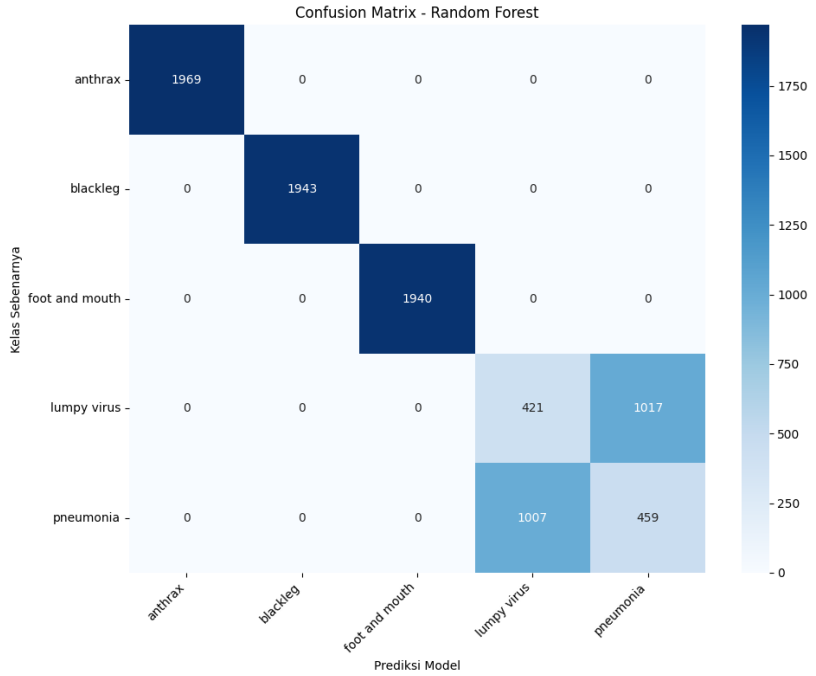
Pada penelitian ini, dilakukan pengujian terhadap dua algoritma *machine learning* yaitu *Random Forest* dan XGBoost. Pengujian bertujuan untuk mengetahui performa masing-masing model dalam mengklasifikasikan data berdasarkan dataset yang telah diproses sebelumnya. Dataset yang digunakan telah melalui tahap *preprocessing*, kemudian dibagi menjadi data latih (*training*) sebesar 80% dan data uji (*testing*) sebesar 20%. Data uji digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Selain itu, digunakan *confusion matrix* untuk melihat distribusi hasil klasifikasi secara lebih rinci.

**Tabel 2.** Hasil Evaluasi Model

| *Model* | *Accuracy* | *Precision* | *Recall* | *F1-Score* |
|---|---|---|---|---|
| *Random Forest* | 76.88 | 76.88 | 76.88 | 76.88 |
| *XGBoost* | 79.96 | 79.93 | 79.96 | 79.93 |

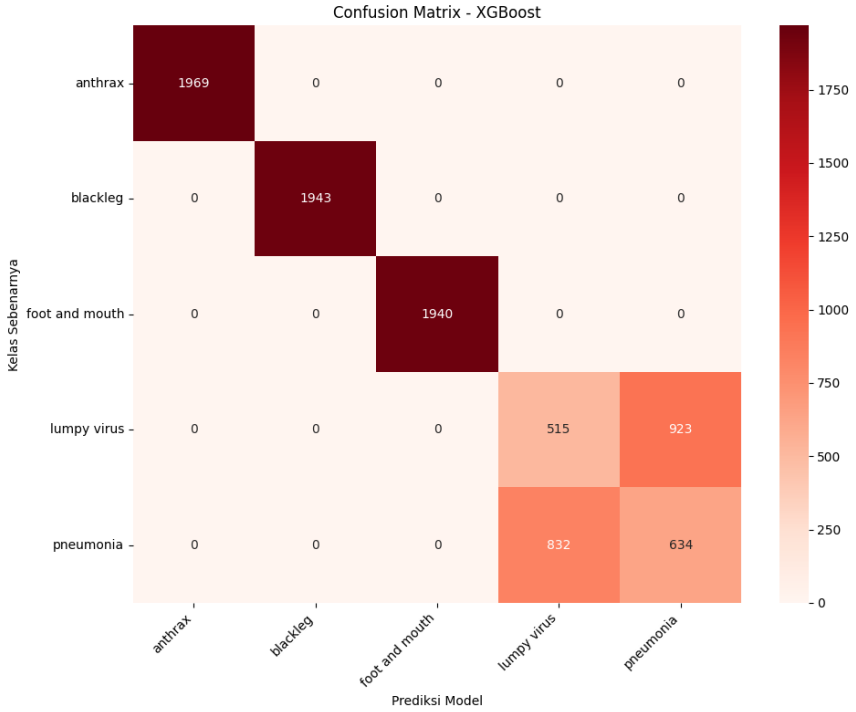
Berdasarkan hasil pengujian, algoritma XGBoost menunjukan performa yang lebih baik dibandingkan *Random Forest*. Hasil ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa algoritma berbasis ensemble seperti *Random Forest* dan XGBoost memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi pada berbagai kasus klasikasi [15]. Nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* pada kedua model menunjukkan hasil yang relatif seimbang, yang mengindikasikan bahwa model mampu mengklasifikasikan data secara konsisten pada masing-masing kelas.

Untuk melihat hasil klasifikasi secara lebih detail, digunakan *confusion matrix* yang ditampilkan pada Gambar 2., dan Gambar 3.




**Gambar 2.** *Confusion Matrix Random Forest*

Pada *confusion matrix Random Forest*, kelas *Anthrax*, *Blackleg*, dan *Foot and Mouth* seluruhnya berada pada diagonal utama, yang berarti seluruh data uji pada ketiga kelas tersebut diprediksi dengan benar. Pada kelas *Lumpy Virus*, 423 data diprediksi benar dan 1.015 data salah diklasifikasikan sebagai *Pneumonia*. Pada kelas *Pneumonia*, 451 data diprediksi benar dan 1.015 data salah diklasifikasikan sebagai *Lumpy Virus*. Kesalahan klasifikasi terutama terjadi antara *Lumpy Virus* dan *Pneumonia*. Jumlah data aktual *Lumpy Virus* adalah 1.438, sedangkan jumlah data aktual *Pneumonia* adalah 1.466. Hal ini menunjukkan bahwa *Random Forest* masih memiliki keterbatasan dalam membedakan kelas *Lumpy Virus* dan *Pneumonia*.




**Gambar 2.** *Confusion Matrix XGBoost*

Information System Journal (INFOS)
Vol. 9, No. 2, November 2026, pp. 167-176
E-ISSN : 2655-142X , P-ISSN : 2655-190X, DOI:https://doi.org/10.24076/infosjournal.2026v9i02.2984

Pada *confusion matrix* XGBoost, seluruh data uji kelas *Anthrax*, *Blackleg*, dan *Foot and Mouth* diprediksi dengan benar. Untuk kelas *Lumpy Virus*, 522 data diprediksi benar dan 916 data diprediksi sebagai *Pneumonia*. Untuk kelas *Pneumonia*, 630 data diprediksi benar dan 836 data diprediksi sebagai *Lumpy Virus*. Kesalahan klasifikasi masih terjadi pada dua kelas tersebut. Dari 1.438 data aktual *Lumpy Virus*, 522 diprediksi benar; sedangkan dari 1.466 data aktual *Pneumonia*, 630 diprediksi benar. Hal ini menunjukkan bahwa XGBoost juga masih mengalami kesulitan dalam membedakan *Lumpy Virus* dan *Pneumonia*, meskipun nilai evaluasi keseluruhannya lebih tinggi dibandingkan *Random Forest*.

Berdasarkan kedua *confusion matrix*, model *Random Forest* dan XGBoost sama-sama mengklasifikasikan kelas *Anthrax*, *Blackleg*, dan *Foot and Mouth* dengan benar. Kedua model masih mengalami kesulitan dalam membedakan *Lumpy Virus* dan *Pneumonia*. Secara keseluruhan, nilai metrik berbobot XGBoost lebih tinggi daripada *Random Forest*. XGBoost memiliki performa keseluruhan lebih tinggi berdasarkan *Accuracy*, *Weighted Precision*, *Weighted Recall*, dan *Weighted F1-Score*. Namun, perbandingan per-kelas perlu memperhatikan bahwa peningkatan jumlah prediksi benar tidak terjadi secara merata pada kedua kelas yang sulit dibedakan.

### 3.2. Pengujian Data Baru

Setelah dilakukan evaluasi model, tahap selanjutnya adalah pengujian menggunakan data baru yang belum pernah digunakan dalam proses pelatihan maupun pengujian sebelumnya. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap data baru. Data baru yang digunakan memiliki atribut yang sama dengan dataset sebelumnya, seperti jenis hewan, umur, suhu tubuh, dan gejala. Sebelum dilakukan prediksi, data tersebut melalui tahap *preprocessing* agar sesuai dengan format *input* model.

**Tabel 3.** Simulasi Prediksi Penyakit hewan

| *Animal* | *Age* | *Temp* | *Symptom 1* | *Symptom 2* | *Symptom 3* | *Prediction (RF)* | *Prediction (XGBoost)* |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| *Cow* | 3 | 103.1 | *Depression* | *Painless Lumps* | *Loss of Appetite* | *Lumpy Virus* | *Pneumonia* |
| *Buffalo* | 13 | 104.5 | *Painless Lumps* | *Loss of Appetite* | *Depression* | *Pneumonia* | *Lumpy Virus* |
| *Sheep* | 1 | 100.5 | *Depression* | *Painless Lumps* | *Loss of Appetite* | *Pneumonia* | *Lumpy Virus* |
| *Cow* | 14 | 100.3 | *Loss of Appetite* | *Swelling in Limb* | *Depression* | *Blackleg* | *Blackleg* |
| *Goat* | 2 | 103.5 | *Loss of Appetite* | *Lameness* | *Depression* | *Blackleg* | *Blackleg* |
| *Cow* | 6 | 101.5 | *Chills* | *Fatigue* | *Loss of Appetite* | *Anthrax* | *Foot and Mouth* |
| *Sheep* | 8 | 100.8 | *Depression* | *Lameness* | *Crackling Sound* | *Blackleg* | *Blackleg* |
| *Buffalo* | 5 | 100.2 | *Sweats* | *Chills* | *Depression* | *Blackleg* | *Anthrax* |
| *Goat* | 4 | 104.1 | *Painless Lumps* | *Loss of Appetite* | *Swelling in Muscle* | *Pneumonia* | *Lumpy Virus* |
| *Sheep* | 10 | 101.9 | *Depression* | *Loss of Appetite* | *Lameness* | *Blackleg* | *Blackleg* |

Tabel 3., menampilkan contoh simulasi prediksi penyakit hewan menggunakan algoritma *Random Forest* dan XGBoost. Simulasi dilakukan dengan memasukkan 10 contoh data yang terdiri dari jenis hewan (*Animal*), umur (*Age*), suhu tubuh (*Temp*), dan tiga gejala klinis (*Symptom 1*, *Symptom 2*, dan *Symptom 3*). Selanjutnya, masing-masing model menghasilkan prediksi jenis penyakit berdasarkan karakteristik data masukan tersebut.

Berdasarkan hasil simulasi, terdapat beberapa perbedaan hasil prediksi antara *Random Forest* dan XGBoost. Sebagai contoh, pada data pertama, *Random Forest* memprediksi penyakit *Lumpy Virus*, sedangkan XGBoost memprediksi *Pneumonia*. Sementara itu, pada data keempat, kedua algoritma menghasilkan prediksi yang sama, yaitu *Blackleg*. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa setiap algoritma dapat menghasilkan klasifikasi yang berbeda berdasarkan pola yang dipelajari selama proses pelatihan. Tabel 3., ini juga digunakan untuk memberikan gambaran mengenai penerapan model dalam melakukan prediksi penyakit hewan. Hasil tersebut merupakan contoh simulasi prediksi dan tidak digunakan sebagai dasar utama dalam pengukuran kinerja model, karena evaluasi kinerja dilakukan secara terpisah menggunakan data pengujian.

### 3.3. Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, dapat diketahui bahwa kedua algoritma, yaitu *Random Forest* dan XGBoost, memiliki performa yang baik dalam melakukan klasifikasi data. Hal ini terlihat dari nilai evaluasi yang cukup tinggi pada masing-masing model, serta kemampuan dalam mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar. Namun, jika dibandingkan secara keseluruhan, model XGBoost menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan *Random Forest*. Hal ini dapat dilihat dari nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* yang lebih tinggi, serta hasil *confusion matrix* yang menunjukkan

jumlah kesalahan klasifikasi yang lebih rendah. Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian [9],[10],[15] yang menunjukan bahwa algoritma XGBoost memiliki performa yang lebih baik dibandingkan *Random Forest* pada berbagai kasus klasifikasi penyakit.

Perbedaan performa ini disebabkan oleh perbedaan pendekatan yang digunakan oleh kedua algoritma. *Random Forest* menggunakan metode *bagging*, yaitu menggabungkan banyak pohon keputusan yang dibangun secara independen. Pendekatan ini efektif dalam mengurangi *overfitting*, namun terkadang kurang optimal dalam menangkap pola yang kompleks [5],[6]. Sementara itu, XGBoost menggunakan metode *boosting*, dimana model dibangun secara bertahap dengan fokus pada perbaikan kesalahan dari model sebelumnya. Pendekatan ini memungkinkan XGBoost untuk lebih adaptif dalam menangkap pola yang kompleks [4],[5],[6] sehingga menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan *Random Forest*. Selain itu, berdasarkan hasil *confusion matrix*, kedua model menunjukkan performa yang sangat baik pada beberapa kelas tertentu, namun masih mengalami kesulitan dalam membedakan kelas yang memiliki karakteristik serupa. Hal ini menunjukkan bahwa kualitas dan distribusi data sangat berpengaruh terhadap hasil klasifikasi. Temuan ini juga didukung oleh penelitian [1] yang menunjukan bahwa karakteristik data berpengaruh terhadap kemampuan model dalam mengklasifikasikan penyakit hewan.

Hasil simulasi prediksi menggunakan 10 data baru menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* dan XGBoost menghasilkan prediksi yang berbeda pada 6 data, sedangkan 4 data lainnya menghasilkan prediksi yang sama. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa kedua algoritma memiliki karakteristik yang berbeda dalam mengklasifikasikan penyakit hewan berdasarkan gejala klinis. Meskipun demikian, kedua model tetap dapat digunakan untuk melakukan prediksi terhadap data baru. Hasil ini sejalan dengan penelitian [2] yang berhasil menerapkan algoritma *Random Forest* untuk membantu proses diagnosis penyakit sapi berdasarkan gejala klinis.

Namun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan, di antaranya jumlah data yang digunakan masih terbatas serta kemungkinan adanya kemiripan antar kelas yang menyebabkan kesalahan klasifikasi. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menambah jumlah data serta melakukan *hyperparameter tuning*, maupun mencoba algoritma lain sehingga performa klasifikasi dapat ditingkatkan.

## 4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi yang dibangun menggunakan algoritma *Random Forest* dan XGBoost mampu mengidentifikasi jenis penyakit pada hewan ternak berdasarkan data gejala yang diberikan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma XGBoost memberikan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan *Random Forest*, sehingga lebih efektif dalam melakukan klasifikasi pada dataset yang digunakan. Dengan demikian, tujuan penelitian untuk membandingkan performa kedua algoritma telah tercapai. Berdasarkan simulasi terhadap 10 data baru, algoritma *Random Forest* dan XGBoost menghasilkan prediksi yang sama pada 4 data dan berbeda pada 6 data. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kedua algoritma memiliki kemampuan klasifikasi dengan hasil prediksi yang tidak selalu sama dalam mengidentifikasi penyakit hewan berdasarkan gejala klinis. Namun, performa model masih dipengaruhi oleh jumlah dan kualitas data yang digunakan, sehingga peningkatan dataset dapat memberikan hasil yang lebih optimal. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar, melakukan optimasi parameter model, serta membandingkan dengan algoritma lain guna memperoleh hasil yang lebih akurat.

## DAFTAR PUSTAKA

[1] M. K. Ihsan, M. Maulana, Tanwir, A. Mas'ud, N. Hanif, and D. O. Resmiranta, "Peningkatan Kinerja Klasifikasi Scabies Sapi Menggunakan Edited Nearest Neighbours (ENN) pada Model Random Forest dan XGBoost," J. Bumigora Inf. Technol., vol. 7, no. 2, pp. 141–150, 2025, doi: 10.30812/bite.v7i2.6055.

[2] M. F. Syam, M. N. Y. Utomo, and E. Tungadi, "Cattle Disease Diagnosis System Using Random Forest Classification Method," J. Informatics Comput. Eng. Res., vol. 2, no. 1, pp. 1–8, 2025.

[3] M. Ichsan, "Implementasi Machine Learning untuk Deteksi Penyakit pada Kucing Menggunakan Random Forest," J. Inform. dan Tek. Elektro Terap., vol. 13, no. 3S1, 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i3S1.8164.

[4] Dhiyaussalam, A. Yusuf, I. Wardiah, and N. L. Putri, "Predicting Respiratory Conditions Using Random Forest and XGBoost," J. Inf. Syst. Informatics, vol. 7, no. 2, pp. 1642–1657, 2025, doi: 10.51519/journalisi.v7i2.1124.

[5] M. L. T. Alfianti and R. Supriyanto, "Perbandingan Kinerja Algoritma Random Forest, AdaBoost, dan XGBoost Dalam Memprediksi Resiko Penyakit Osteoporosis," J. Ilmu Komput. dan Agri-Informatika, vol. 11, no. 2, pp. 172–184, 2024, doi: 10.29244/jika.11.2.172-184.

[6] T. P. Momongan, J. S. Jong, and H. B. Santoso, "Perbandingan Random Forest dan XGBoost dalam Penentuan Jenis Perawatan Pasien Berdasarkan Hasil Laboratorium Darah," J. Sist. Komput. dan Inform., vol. 7, no. 3, pp. 887–897, 2026, doi: 10.30865/json.v7i3.9378.

[7] R. Harahap, M. Irpan, M. A. Dinata, L. Efrizoni, and Rahmaddeni, "Perbandingan Algoritma Random Forest dan XGBoost untuk Klasifikasi Penyakit Paru-Paru Berdasarkan Data Demografi Pasien," BETRIK, vol. 15, no. 2, 2024, doi: 10.36050/3v3xwn06.

[8] A. D. Amanda and A. B. Santoso, "Perbandingan XGBoost dan Random Forest Menggunakan Seleksi Fitur ANOVA-MI Dalam Klasifikasi Kesehatan Janin Cardiotocography," Build. Informatics, Technol. Sci., vol. 8, no. 1, pp. 108–120, 2026, doi: 10.47065/bits.v8i1.9688.

[9] M. R. A. Pramudya, C.Arafat, M. C. Ramadhan, F. A.Jafar, and E. Ismanto "Perbandingan Algoritma Random Forest dan XGBoost untuk Klasifikasi Penyakit Jantung Berdasarkan Data Medis," Jurnal FASILKOM, vol. 15, no. 2, 2025, doi:10.37859/jf.v15i2.9927.

[10] D. Krisna and M. Hasan, "Analisa Kinerja Algoritma Random Forest dan XGBoost dalam Klasifikasi Penyakit Cacar Monyet (Monkeypox)," Journal of Information System Research (JOSH), vol. 6, no, 3,pp.1757-1766, 2025, doi:10.47065/josh.v6i3.7167.

[11] M. Syukron, B. Santoso, and T. Widiharih, "Perbandingan Metode SMOTE Random Forest dan SMOTE XGBoost untuk Klasifikasi Tingkat Penyakit Hepatitis C pada Imbalance Class Data," Jurnal Gaussian, vol. 9, no. 3, pp.227-236, 2020, doi: 10.14710/j.gauss.9.3.227-236.

[12] E. R. Susanto, G. Rahmawati, and Neneng, "Analisis Perbandingan Algoritma Machine Learning untuk Prediksi Risiko Kanker Paru dengan Teknik SMOTE: Implementasi Random Forest, SVM, XGBoost, dan Logistic Regression," Dinamik, vol. 31, no. 2, pp. 591–604, 2026, doi: 10.35315/dinamik.v31i2.10506.

[13] A. G. Z. Saputra and F. Budiman, "Analisis Komparatif Model Random Forest dan XGBoost untuk Klasifikasi Penyakit Jantung Berbasis Data Klinis," JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), vol. 13, no. 1, pp.254-264, 2026, doi: 10.30865/jurikom.v13i.9427.

[14] L. R. Sitompul, A. A. Nababan, M. L. Manihuruk, W. A. Ponsen, and Supriyandi, "Comparison of Xgboost, Random Forest and Logistic Regression Algorithms in Stroke Disease Classification," Sink. J. dan Penelit. Tek. Inform., vol. 9, no. 2, 2025, doi: 10.33395/sinkron.v9i2.14794.

[15] R. Yulianti, E. A. Ilmani, M. Z. Waliulu, B. Sartono, and A. R. Firdawanti, "Perbandingan Algoritma Random Forest dan XGBoost dalam Klasifikasi Penerima Bantuan Pangan Non-Tunai (BPNT) di Provinsi Jawa Barat," J. Lebesgue J. Ilm. Pendidik. Mat. Mat. dan Stat., vol. 6, no. 1, pp. 21–34, 2025, doi: 10.46306/lb.v6i1.850

-Halaman ini sengaja dikosongkan-
(*this page is intentionally left blank*)