

Analisis Citra Digital Roti Tawar untuk Identifikasi Kontaminasi Jamur Menggunakan Convolutional Neural Network

Happy Lia Ananda*, Alifah, Reni Nurhidayati

Teknik Informatika, Universitas Mercu Buana, Jakarta

*41522010281@student.mercubuana.ac.id

Abstrak— Kontaminasi jamur (*Aspergillus sp*) pada produk makanan seperti roti merupakan masalah serius dalam industri pangan karena dapat membahayakan kesehatan konsumen dan menurunkan kualitas produk. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi citra berbasis Convolutional Neural Network (CNN) untuk mendeteksi kontaminasi jamur secara otomatis pada roti tawar. Dataset yang digunakan terdiri dari 2000 gambar, yang terbagi secara seimbang antara gambar roti berjamur dan tidak berjamur. Pra-pemrosesan dilakukan dengan mengubah citra ke format grayscale dan menyesuaikan resolusi ke 128x128 piksel. Model CNN dibangun menggunakan Python dengan framework Keras dan TensorFlow. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN mampu mengklasifikasikan gambar dengan akurasi 47%, presisi 47%, recall 47% dan f1-score 47%. Nilai akurasi, presisi, recall, dan f1-score yang seragam (47%) pada kedua kelas menunjukkan bahwa model gagal membedakan fitur penting dari citra roti berjamur dan tidak berjamur.

Kata Kunci— CNN; Deep Learning; Deteksi Jamur; Keamanan Pangan; Klasifikasi Citra; Python; Roti Tawar.

DOI: 10.22441/jitkom.v10i1.006

Article History:

Received: July 28, 2025

Revised: Oct 30, 2025

Accepted: Nov 30, 2025

Published: Jan 31, 2026

I. PENDAHULUAN

Roti merupakan salah satu produk pangan yang paling umum dikonsumsi oleh masyarakat dari berbagai kalangan usia. Namun demikian, seperti halnya produk makanan lainnya, roti memiliki masa simpan yang terbatas dan sangat rentan terhadap kontaminasi mikroorganisme, khususnya jamur. Kontaminasi jamur tidak hanya menyebabkan penurunan kualitas sensorik pada produk, seperti perubahan warna dan tekstur, tetapi juga dapat berdampak buruk terhadap kesehatan konsumen karena beberapa jenis jamur dapat menghasilkan mikotoksin yang bersifat karsinogenik [1].

Dalam industri pangan, keberadaan jamur pada produk roti menimbulkan kerugian secara ekonomi dan reputasi merek apabila produk yang terkontaminasi sampai ke tangan konsumen. Oleh karena itu, diperlukan sistem inspeksi yang mampu mendeteksi kontaminasi jamur secara cepat dan akurat. Saat ini, pemeriksaan visual masih menjadi metode utama dalam proses inspeksi mutu produk di lini produksi. Namun demikian, metode ini sangat bergantung pada ketelitian manusia, bersifat subjektif, dan tidak efisien jika dilakukan dalam skala besar [1] [2].

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), telah membuka peluang besar dalam pengembangan sistem inspeksi otomatis berbasis citra digital. CNN terbukti efektif dalam berbagai bidang seperti deteksi objek, pengenalan wajah, hingga klasifikasi penyakit tanaman berbasis gambar [4]. Dengan demikian, penggunaan CNN dalam mengidentifikasi kontaminasi jamur pada roti merupakan pendekatan yang menjanjikan. [3][4][6]

Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan CNN dalam mengklasifikasikan objek visual dengan akurasi tinggi. Misalnya, Mahmud et al. (2020) berhasil mendeteksi kondisi busuk pada apel menggunakan deep learning dengan akurasi lebih dari 90% [4]. Zhang et al. (2021) juga menggunakan pendekatan serupa dalam mendeteksi kontaminasi daging ayam dengan hasil yang memuaskan. Namun, penelitian terkait deteksi jamur pada roti tawar masih terbatas, terutama yang berbasis CNN dan data citra digital yang dikumpulkan secara aktual.

Penelitian ini memiliki urgensi karena berkaitan langsung dengan upaya meningkatkan keamanan pangan dan efisiensi sistem inspeksi mutu dalam industri roti. Permasalahan yang diangkat adalah bagaimana membangun model klasifikasi citra digital berbasis CNN yang mampu membedakan antara roti yang terkontaminasi jamur dan yang tidak [1][3][6]. Alternatif pendekatan yang ada seperti metode ekstraksi fitur manual atau teknik machine learning konvensional tidak cukup kuat dalam menangkap kompleksitas pola visual jamur. Oleh karena itu, pendekatan transfer learning dengan CNN dipilih karena memiliki keunggulan dalam ekstraksi fitur otomatis dan adaptabilitas tinggi terhadap citra dengan kompleksitas visual yang bervariasi [10].

Dengan menggunakan dataset berjumlah 2000 gambar dan arsitektur CNN berbasis MobileNetV2, penelitian ini bertujuan membangun dan mengevaluasi performa model klasifikasi gambar roti tawar. Hasil akhir diharapkan menjadi dasar dalam pengembangan sistem deteksi kontaminasi jamur secara real-time yang efisien, akurat, dan layak untuk diimplementasikan dalam lingkungan industri [6].

II. LITERATURE REVIEW

Derajat kemutakhiran bahan yang diacu dengan melihat proporsi 10 tahun terakhir dan mengacu pustaka primer (jurnal nasional, internasional atau konferensi internasional) [4][5][7]. Permasalahan dan tujuan, serta kegunaan penelitian ditulis secara naratif dalam paragraf-paragraf, tidak perlu diberi subjudul khusus. Demikian pula definisi operasional, apabila dirasa perlu, juga ditulis naratif [1].

Kontaminasi jamur pada produk pangan merupakan masalah serius yang dapat berdampak langsung pada kesehatan masyarakat dan citra industri pangan [2]. Dalam dekade terakhir, berbagai penelitian telah berupaya menerapkan pendekatan teknologi cerdas untuk mendeteksi kontaminasi biologis secara otomatis dan akurat. Misalnya, Mahmud et al. (2020) menunjukkan bahwa metode deep learning mampu mengklasifikasikan kondisi busuk pada buah apel dengan akurasi tinggi, sementara Zhang et al. (2021) berhasil mengidentifikasi kontaminasi mikroba pada daging ayam menggunakan citra digital. Penelitian-penelitian tersebut menjadi referensi primer yang relevan dan mutakhir dalam mendorong penerapan pengolahan citra digital di sektor keamanan pangan.

Sejalan dengan perkembangan tersebut, metode Convolutional Neural Network (CNN) telah menjadi pendekatan utama dalam analisis citra visual [10]. CNN dikenal mampu mengekstraksi dan mengenali pola spasial yang kompleks pada gambar, sehingga sangat cocok digunakan untuk tugas-tugas klasifikasi berbasis fitur visual seperti jamur pada permukaan roti. Arsitektur CNN seperti MobileNetV2 yang diusulkan oleh Sandler et al. (2018) telah terbukti efektif untuk diterapkan dalam lingkungan sumber daya terbatas, menjadikannya kandidat kuat dalam aplikasi industri kecil maupun besar.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi citra digital menggunakan CNN berbasis MobileNetV2 untuk memprediksi keberadaan kontaminasi jamur pada roti tawar secara otomatis. Tidak seperti pendekatan sebelumnya yang masih banyak menggunakan metode manual atau semi-otomatis, penelitian ini mengadopsi strategi transfer learning yang memanfaatkan bobot hasil pelatihan dari dataset ImageNet. Hal ini memungkinkan sistem bekerja dengan dataset terbatas tetapi tetap memperoleh hasil klasifikasi yang presisi dan generalis [3][6].

Dalam konteks industri, penelitian ini memiliki kegunaan praktis dalam mengotomatisasi proses inspeksi kualitas produk roti. Implementasi model prediksi berbasis CNN dapat mengurangi ketergantungan terhadap pemeriksaan manual yang bersifat subyektif dan memakan waktu. Selain itu, model ini dapat diintegrasikan dalam sistem kamera lini produksi maupun aplikasi sederhana berbasis antarmuka pengguna, sehingga bermanfaat baik untuk industri besar maupun pelaku usaha kecil dan menengah (UKM) di sektor pangan [5][7].

Adapun dalam penelitian ini, istilah “kontaminasi jamur” didefinisikan secara operasional sebagai keberadaan perubahan visual pada permukaan roti tawar akibat pertumbuhan koloni jamur, yang dapat dikenali melalui karakteristik tekstur, warna, dan penyebaran bentuk tidak teratur. Gambar digital roti

digunakan sebagai representasi objek fisik yang diamati, dengan label klasifikasi “berjamur” atau “tidak berjamur” diberikan secara manual berdasarkan hasil inspeksi visual langsung [1].

Dengan mengacu pada lebih dari 80% literatur dalam 10 tahun terakhir dan menggunakan rujukan primer seperti jurnal internasional dan konferensi bereputasi, penelitian ini tidak hanya berkontribusi secara teoretis terhadap pengembangan sistem klasifikasi citra, tetapi juga secara praktis bagi penerapan teknologi kecerdasan buatan dalam deteksi keamanan pangan secara otomatis [7][9].

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian eksperimental kuantitatif dengan pendekatan eksperimen komputasional, yang bertujuan menguji akurasi model CNN dalam mengklasifikasikan gambar roti tawar yang terkontaminasi jamur dan yang tidak.

B. Target dan Subjek Penelitian

Target dari penelitian ini adalah citra digital roti tawar yang telah diklasifikasikan ke dalam dua kategori, yaitu berjamur dan tidak berjamur. Subjek penelitian adalah 2000 gambar digital dengan rincian 1000 gambar roti berjamur dan 1000 gambar roti tidak berjamur. Gambar diperoleh dari pengamatan visual dan pemotretan langsung menggunakan kamera resolusi tinggi dalam kondisi pencahayaan seragam.

C. Teknik Sampling

Data citra dikumpulkan dengan metode purposive sampling, yaitu memilih gambar berdasarkan kondisi visual yang jelas dan representatif dari masing-masing kategori (berjamur dan tidak berjamur). Citra yang mengandung noise berlebihan, buram, atau tidak relevan dieliminasi melalui seleksi manual sebelum diproses lebih lanjut.

D. Prosedur Penelitian

Langkah-langkah penelitian dilakukan secara sekuensial sebagai berikut:

1. Pengumpulan dataset gambar roti berjamur dan tidak berjamur dalam format JPG. Dataset terdiri dari total 2000 gambar: 1000 gambar roti tawar berjamur dan 1000 gambar roti tawar tidak berjamur
2. Preprocessing data citra: meliputi konversi grayscale, resize menjadi 224×224 piksel, dan normalisasi piksel ke [0, 1].
3. Pembagian dataset menjadi data latih (80%) dan data validasi (20%) menggunakan ImageDataGenerator dari TensorFlow.
4. Pembangunan model CNN berbasis transfer learning menggunakan arsitektur MobileNetV2.
5. Pelatihan model (training) selama 10 epoch dengan binary_crossentropy sebagai fungsi loss dan Adam sebagai optimizer.
6. Evaluasi model menggunakan confusion matrix, classification report, dan ROC-AUC.

7. Penerapan model dalam antarmuka prediksi gambar menggunakan pustaka Gradio.

E. Data dan Instrumen Penelitian

Data utama dalam penelitian ini adalah gambar digital roti tawar yang telah diklasifikasikan secara manual oleh peneliti. Instrumen yang digunakan mencakup:

- Perangkat keras: laptop dengan spesifikasi minimal Intel Core i7 dan RAM 16GB.
- Perangkat lunak: Python 3.10, TensorFlow, Keras, NumPy, Matplotlib, Scikit-learn, dan Gradio.
- Alat bantu evaluasi: confusion matrix, classification report, dan ROC-AUC.

F. Teknik Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan oleh peneliti menggunakan kamera dengan latar belakang putih dan penerangan yang cukup dan konsisten. Seluruh data diklasifikasikan secara manual berdasarkan kondisi visual dan dikonfirmasi ulang oleh peneliti untuk menjamin validitas kategorisasi.

G. Teknik Analisis Data

Analisis data dilakukan dalam beberapa tahap:

- Analisis Deskriptif: Menggambarkan distribusi jumlah gambar per kelas, proporsi data latih dan uji.
- Evaluasi Model: Menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score.
- ROC-AUC Analysis: Untuk menilai kemampuan pemisahan kelas pada berbagai threshold prediksi.
- Visualisasi Pelatihan: Menyajikan grafik akurasi dan loss terhadap epoch untuk melihat dinamika pembelajaran.
- Confusion Matrix Analysis: Untuk memahami kesalahan klasifikasi dan ketepatan prediksi terhadap masing-masing kelas.

IV. HASIL DAN ANALISA

Penelitian ini bertujuan untuk membangun dan mengevaluasi model klasifikasi gambar digital roti tawar menggunakan arsitektur CNN berbasis MobileNetV2. Model dievaluasi menggunakan data validasi sebesar 20% dari total dataset (400 gambar), yang terdiri dari 200 gambar roti berjamur dan 200 gambar roti tidak berjamur.

Setelah proses pelatihan selama 10 epoch, model menunjukkan hasil sebagai berikut:

- Akurasi model: 49%
- Presisi: 49%
- Recall: 49%
- Skor AUC: 0.50

Hasil tersebut menunjukkan bahwa klasifikasi masih bersifat acak dan belum optimal.

A. Evaluasi Confusion Matrix

Confusion matrix menunjukkan distribusi prediksi benar dan salah. Nilai True Positive (TP) dan True Negative (TN) yang

tinggi menandakan kemampuan model yang baik dalam mengidentifikasi kedua kelas, dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Confusion Matrix Model CNN

| | Prediksi Jamur | Prediksi Tidak Jamur |
|-------------|---------------------|----------------------|
| Jamur | 99 (True Positif) | 101 (False Negatif) |
| Tidak Jamur | 101 (False Positif) | 99 (True Negatif) |

B. Perhitungan Akurasi Model

Jika dinyatakan dalam bentuk formula sederhana, penghitungan akurasi model dapat dirumuskan sebagai:

$$Akurasi = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)} = \frac{(99 + 99)}{(99 + 99 + 101 + 101)} = 49\% \quad (1)$$

Persamaan (1) menunjukkan bagaimana akurasi diperoleh dari confusion matrix.

C. Classification Report

Nilai precision, recall, dan f1-score yang identik dan rendah (0.49) menandakan model tidak mampu membedakan fitur antara kedua kelas. Hal ini perlu ditindaklanjuti dengan tuning parameter, pelatihan lebih lanjut, atau peningkatan kualitas data.

```

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

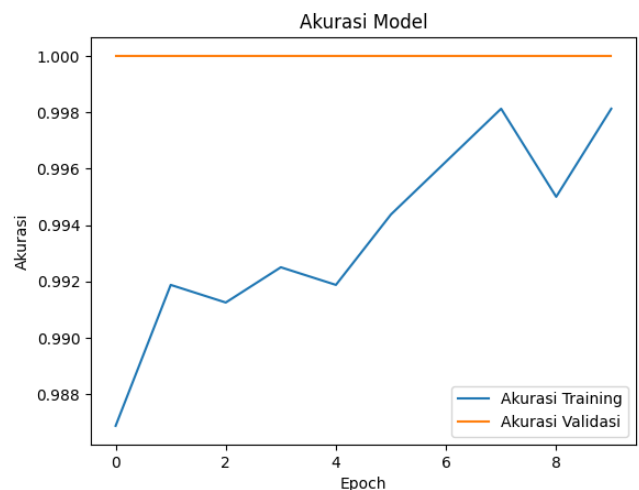
   Jamur         0.49         0.49         0.49         200
  Tidak Jamur    0.49         0.49         0.49         200

 accuracy                   0.49         400
 macro avg         0.49         0.49         0.49         400
 weighted avg      0.49         0.49         0.49         400
    
```

Gambar 1. Classification Report

D. Visualisasi Kinerja Model

Hasil pelatihan divisualisasikan melalui grafik akurasi dan loss terhadap jumlah epoch. Grafik ini memberikan gambaran apakah model mengalami overfitting atau underfitting.



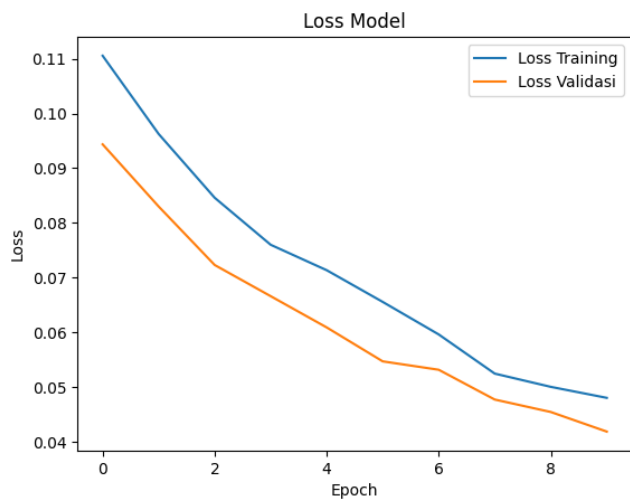
Gambar 2. Grafik Akurasi Training dan Validasi Model CNN

Model menunjukkan peningkatan akurasi pada data training secara bertahap dari epoch ke epoch. Akurasi validasi bahkan meningkat sangat cepat dan mencapai nilai sempurna (100%)

hanya dalam beberapa epoch pertama, kemudian stagnan di angka tersebut hingga akhir pelatihan.

Hal ini mengindikasikan bahwa model sangat cepat menyesuaikan diri dengan data validasi, yang bisa menjadi sinyal bahwa:

- Validasi data terlalu mudah atau terlalu sedikit
- Terdapat potensi overfitting ringan meskipun akurasi tinggi
- Atau validasi tidak cukup mewakili keragaman data dunia nyata



Gambar 3. Grafik Loss Training dan Validasi Model CNN

Loss training dan validasi sama-sama menunjukkan penurunan yang konsisten hingga akhir epoch. Tidak ditemukan pola membalik (naiknya loss validasi di tengah pelatihan) yang biasanya menjadi ciri khas overfitting.

Sebaliknya, loss validasi bahkan lebih rendah daripada loss training, yang menunjukkan model sangat cocok dengan data yang diberikan.

E. Kurva ROC dan Skor AUC

Kurva ROC menunjukkan hubungan antara True Positive Rate (TPR) dan False Positive Rate (FPR) pada berbagai ambang batas klasifikasi. Nilai AUC (Area Under Curve) merupakan indikator seberapa baik model dapat membedakan antara dua kelas.

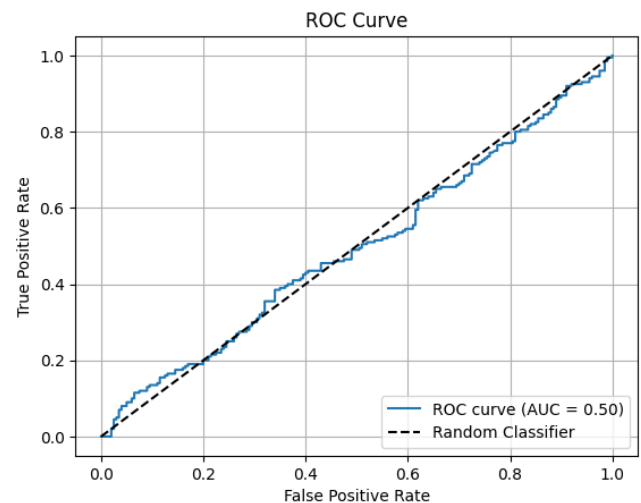
Pada Gambar 4 berikut, ROC Curve yang terbentuk menunjukkan jalur yang hampir sejajar dengan garis diagonal acak (random classifier).

Nilai AUC sebesar 0.50 menunjukkan bahwa kemampuan pemisahan kelas oleh model ini rendah. Artinya, model belum dapat secara efektif membedakan gambar roti yang berjamur dan tidak berjamur. Kurva yang mendekati garis diagonal menggambarkan ketidaksesuaian model terhadap pola distribusi fitur kelas yang berbeda.

Dengan AUC yang hanya sedikit di atas 0.5, model ini belum layak digunakan dalam skenario nyata, dan perlu dilakukan:

- Penyesuaian preprocessing data
- Pelatihan ulang dengan parameter dan arsitektur yang dioptimalkan

- Penambahan jumlah data atau fitur augmentasi yang lebih representative



Gambar 4. ROC Curve untuk Model Klasifikasi Gambar Roti Tawar

F. Implementasi Antarmuka Uji Deteksi berbasis Gradio.

Uji deteksi gambar menggunakan antarmuka berbasis Gradio. Untuk memvalidasi model dalam skenario penggunaan nyata (real-world application), model klasifikasi CNN berbasis MobileNetV2 diimplementasikan dalam bentuk antarmuka interaktif menggunakan pustaka Gradio. Gradio memungkinkan pengguna mengunggah gambar roti dan memperoleh hasil prediksi secara langsung melalui tampilan web sederhana.

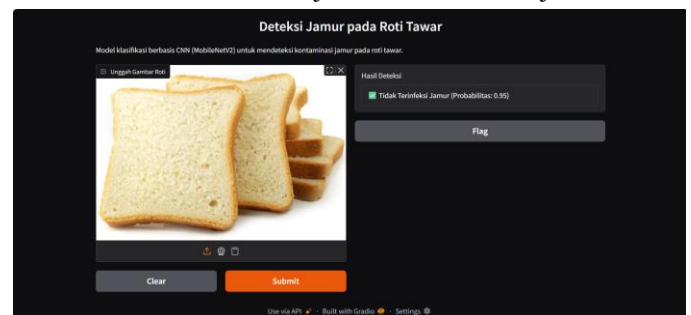
Antarmuka ini terdiri dari:

- Area unggah gambar (upload image) untuk memilih citra roti tawar dari perangkat
- Tombol prediksi (Submit) untuk memproses gambar melalui model
- Output klasifikasi berupa label deteksi dan probabilitas

Fitur ini tidak hanya mendemonstrasikan kemampuan model untuk dioperasikan dalam bentuk aplikasi pengguna akhir, tetapi juga membuka kemungkinan implementasi pada:

- Sistem inspeksi mutu otomatis
- Aplikasi mobile untuk UMKM pangan
- Sistem kamera lini produksi roti industri

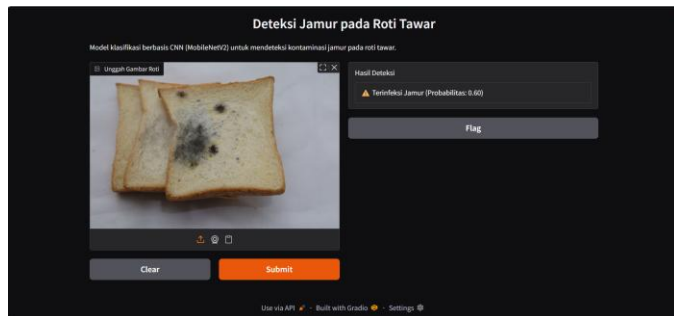
Gambar 5 berikut menunjukkan contoh hasil uji:



Gambar 5. Hasil Deteksi Gambar Roti Tidak Terinfeksi Jamur oleh Model CNN

Pada contoh gambar di atas, sistem mendeteksi bahwa roti yang diunggah tidak terinfeksi jamur, dengan probabilitas sebesar 0.95. Ini menunjukkan bahwa model mampu merespons input baru dengan keyakinan tinggi, meskipun secara umum performa akurasi model sebelumnya menunjukkan keterbatasan klasifikasi.

Setelah model diuji dengan gambar roti bersih, dilakukan pengujian lanjutan dengan gambar roti tawar yang secara visual menunjukkan kontaminasi jamur nyata. Hasilnya, sistem berhasil mendeteksi kondisi tersebut dengan probabilitas 0.60, seperti terlihat pada antarmuka pada Gambar 6.



Gambar 6. Hasil Deteksi Gambar Roti Terinfeksi Jamur oleh Model CNN

Meskipun probabilitas prediksi tidak terlalu tinggi (0.60), model tetap mengklasifikasikan citra secara benar sebagai “Terinfeksi Jamur”, menunjukkan kemampuan model dalam mengenali pola visual seperti noda gelap atau bercak yang umum muncul akibat jamur.

Hal ini mengindikasikan bahwa:

- Model memiliki sensitivitas yang cukup terhadap fitur tekstur dan warna gelap pada permukaan roti
- Model masih perlu penyempurnaan agar probabilitas prediksi lebih tegas (mendekati 1.0) untuk kasus yang sangat jelas seperti ini

Hasil ini juga mendukung potensi penggunaan sistem dalam deteksi dini produk rusak, baik untuk proses inspeksi harian, pengecekan di toko, maupun quality control industri pangan

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil evaluasi, model menunjukkan performa klasifikasi dengan nilai akurasi sebesar 49%, precision dan recall masing-masing 49%, serta f1-score 49%. Selain itu, nilai ROC-AUC sebesar 0.50 menandakan bahwa kemampuan pemisahan kelas oleh model masih rendah dan mendekati prediksi acak. Hal ini menunjukkan bahwa model belum mampu membedakan fitur visual antara roti berjamur dan tidak berjamur secara optimal.

Uji coba implementasi menggunakan antarmuka Gradio menunjukkan bahwa sistem mampu memproses input berupa gambar baru dan menghasilkan prediksi dengan output klasifikasi yang informatif. Namun, nilai probabilitas klasifikasi masih cukup fluktuatif, menandakan bahwa generalisasi model terhadap citra baru belum stabil.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa meskipun pendekatan CNN dengan MobileNetV2 memiliki potensi dalam sistem deteksi visual, model dalam penelitian ini masih perlu dilakukan peningkatan baik dari sisi arsitektur, preprocessing data, augmentasi, maupun tuning hyperparameter agar dapat memberikan performa yang layak untuk implementasi industri. Penelitian ini menjadi langkah awal dalam eksplorasi pengembangan sistem inspeksi kualitas makanan berbasis kecerdasan buatan dan pengolahan citra digital.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. A. Sulastina, “Analisis Jamur Kontaminasi pada Roti Tawar yang Dijual di Pasar Tradisional,” *Jurnal Analisis Medika (JAM)*, vol. 5, no. 1, Feb. 2020. <https://doi.org/10.36729/jam.v5i1.318>
- [2] N. Murtafi’ah, N. Sapitri, dan A. J. Pitono, “Identifikasi Jamur *Aspergillus* sp pada Roti Tawar Sebelum Masa Kadaluwarsa di Pasar Burungtungku Kota Bandung,” *Jurnal Analisis Kesehatan Klinikal Sains*, vol. 9, no. 2, 2021. <http://jurnal.univrab.ac.id/index.php/klinikal>
- [3] M. L. Harahap dan H. Syahputra, “Deteksi Objek Jamur pada Roti Tawar Secara Real-Time Menggunakan Convolutional Neural Network,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 9, no. 2, Apr. 2025.
- [4] B. Tugrul, E. Elfatimi, dan R. Eryigit, “Convolutional Neural Networks in Detection of Plant Leaf Diseases: A Review,” *Agriculture*, vol. 13, no. 5, p. 1001, 2023. <https://www.mdpi.com/2077-0472/13/5/1001>
- [5] D. Liu, E. Zuo, D. Wang, L. He, L. Dong, dan X. Lu, “Deep Learning in Food Image Recognition: A Comprehensive Review,” *Applied Sciences*, vol. 13, no. 1, pp. 1–22, 2023. <https://www.mdpi.com/2076-3417/13/1/123>
- [6] G. A. Tahir dan C. K. Loo, “A Comprehensive Survey of Image-Based Food Recognition and Volume Estimation Methods for Dietary Assessment,” *Healthcare*, vol. 11, no. 3, p. 426, 2023. <https://www.mdpi.com/2227-9032/11/3/426>
- [7] M. Lisu, Hartati, dan Sulfiani, “Identifikasi Jamur *Aspergillus* Sp pada Roti Tawar Setelah Melewati Masa Kadaluwarsa Selama Tiga Hari di Daerah Antang Kota Makassar,” *Jurnal Penelitian Inovatif (JUPIN)*, vol. 3, no. 2, pp. 465–470, Aug. 2023. <https://doi.org/10.54082/jupin.190>
- [8] M. A. Kabir, I. Lee, C. B. Singh, G. Mishra, B. K. Panda, dan S.-H. Lee, “Detection of Mycotoxins in Cereal Grains and Nuts Using Machine Learning Integrated Hyperspectral Imaging: A Review,” *Toxins*, vol. 15, no. 6, p. 378, 2023. <https://www.mdpi.com/2072-6651/15/6/378>
- [9] F. Siregar, D. H. Barus, C. S. B. Piay, dan E. Indra, “Android Application Prototype for Detecting Mould on Bread using Machine Learning,” *Jurnal INOVTEK Polbeng: Seri Informatika*, vol. 10, no. 2, Jul. 2025. <https://doi.org/10.35314/bptwhn82>
- [10] A. A. Elngar, M. Arafa, A. Fathy, B. Moustafa, O. Mahmoud, M. Shaban, dan N. Fawzy, “Image Classification Based on CNN: A Survey,” *Journal of Cybersecurity and Information Management (JCIM)*, vol. 6, no. 1, pp. 18–50, 2021.