

AI Report

We predict this text is

Human Generated

AI Probability

1%

This number is the probability that the document is AI generated, not a percentage of AI text in the document.

Plagiarism



The plagiarism scan was not run for this document. Go to gptzero.me to check for plagiarism.

Laporan Final Project - 1/4/2026

Fikri Rabbani

Laporan Final Project

Kecerdasan Buatan (Lanjut)

Klasifikasi Jenis Buah Menggunakan Transfer Learning MobileNetV2 Berbasis Citra Digital

Kelompok 7

Anggota Kelompok:

23.61.0258 | Surya Farrel Fawwaz Assyarofi | Universitas Amikom Yogyakarta

23.61.0267 | Ahmad Fikri Robbani | Universitas Amikom Yogyakarta

2303010107 | Achmad Naufal | Universitas Perjuangan Tasikmalaya

2303010101 | Muhammad Sudrajat | Universitas Perjuangan Tasikmalaya

Latar Belakang

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, terutama di bidang Computer Vision, mendorong kajian pemanfaatan citra digital pada berbagai bidang, termasuk pada sektor pertanian dan industri pangan. Salah satu aplikasi di bidang pertanian dan industri pangan adalah klasifikasi buah secara otomatis. Otomatisasi pada tahap ini sangat membantu proses sorting, kontrol kualitas, dan pengendalian distribusi produk pertanian. Pengamatan secara langsung dengan menggunakan metode penilaian individu menjadi kurang efisien karena adanya keterbatasan waktu, konsistensi, dan potensi kesalahan penilaian secara subjektif.

Di sektor pertanian dan industri pangan, khususnya pada sektor pertanian dan industri pangan, sangat efisien. menggunakan Deep Learning (DL) khususnya menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu pendekatan yang dapat secara otomatis mengekstrak dan menganalisis atribut visual citra seperti warna,

tekstur, dan bentuk. Akan tetapi, model CNN harus dilatih dan tentu saja perlu mempersiapkan data latih dengan format yang sangat besar dan pengurusan pada sumber daya komputasi. Sebagai alternatif, model yang berada pada skema Transfer Learning menjadi pilihan yang lebih efisien dan memanfaatkan model CNN yang sudah dilatih pada dataset ImageNet yang besar [1].

MobileNetV2 adalah salah satu arsitektur CNN ringan yang dirancang untuk efisiensi perhitungan sambil tetap mencapai kinerja yang wajar. Beberapa studi internasional menunjukkan bahwa MobileNetV2 dapat mencapai akurasi tinggi dalam klasifikasi buah dan sayuran dengan waktu pelatihan yang relatif singkat [1], [2]. Sebuah studi nasional juga telah membuktikan bahwa penerapan MobileNetV2 dan transfer learning efektif dalam meningkatkan akurasi klasifikasi gambar buah dibandingkan dengan metode konvensional [3]–[6].

Dalam konteks ini, proyek ini bermaksud untuk fokus pada penerapan teknik Transfer Learning menggunakan arsitektur MobileNetV2 untuk klasifikasi berbagai jenis buah menggunakan gambar digital dan mengevaluasi kinerja model yang diperoleh.

Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah Fruit and Vegetable Image Recognition Dataset yang diperoleh dari platform Kaggle. Dari dataset tersebut, penelitian ini hanya menggunakan kelas buah, tanpa menyertakan kelas sayuran.

Kelas Buah yang Digunakan (10 Kelas):

Banana

Apple

Pear

Grapes

Orange

Kiwi

Watermelon

Pomegranate

Pineapple

Mango

Karakteristik Dataset:

Format data: Citra RGB

Jumlah citra per kelas:

Data latih (Train): 100 citra per kelas

Data validasi (Validation): 10 citra per kelas

Data uji (Test): 10 citra per kelas

Resolusi asli citra bervariasi dan disesuaikan pada tahap pra-pemrosesan

Dataset ini dipilih karena memiliki anotasi yang jelas, struktur folder yang rapi (train, validation, test), serta sesuai untuk penerapan Transfer Learning pada klasifikasi citra.

Metode

Alur Pengerjaan Sistem

Tahapan penggerjaan proyek ini meliputi:

Pengambilan dataset dari Kaggle

Seleksi kelas buah dan penyusunan struktur dataset

Pra-pemrosesan data

Pembangunan model Transfer Learning MobileNetV2

Pelatihan model

Evaluasi performa model

Implementasi demo klasifikasi citra buah

Pra-pemrosesan Data

Tahapan pra-pemrosesan yang dilakukan meliputi:

Resizing citra menjadi ukuran 224×224 piksel

Normalisasi nilai piksel ke rentang [0,1]

Data augmentation pada data latih berupa:

Rotasi citra

Horizontal flipping

Zooming

Tujuan dari data augmentation adalah untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap variasi data.

Arsitektur Model

Model yang digunakan adalah MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya menggunakan dataset ImageNet (pre-trained weights). Arsitektur model disusun sebagai berikut:

MobileNetV2 sebagai feature extractor

Seluruh layer MobileNetV2 dibekukan (freezing)

Penambahan layer:

Global Average Pooling

Dense layer dengan aktivasi ReLU

Dropout untuk mengurangi overfitting

Output layer dengan aktivasi Softmax sesuai jumlah kelas

Model dikompilasi menggunakan:

Optimizer: Adam

Fungsi loss: Categorical Cross-Entropy

Metrik evaluasi: Akurasi

Hasil Pengujian

Skenario Pengujian

Pengujian model dilakukan dengan beberapa skenario:

Evaluasi performa model pada data training dan validation

Evaluasi pada data uji (test set)

Pengujian menggunakan citra buah dari luar dataset (demo klasifikasi)

Hasil Pengujian Model

Berdasarkan hasil pelatihan selama 15 epoch, diperoleh hasil sebagai berikut:

Akurasi training akhir: ± 88%

Akurasi validasi tertinggi: 95,88%

Validation loss akhir: 0,18

Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu belajar dengan baik dan tidak mengalami overfitting yang signifikan, ditandai dengan selisih akurasi training dan validation yang relatif kecil.

Analisa Hasil

Hasil pengujian menunjukkan bahwa aplikasi Transfer Learning MobileNetV2 sangat efektif dalam klasifikasi jenis buah. Model ini mampu mengenali karakteristik visual buah seperti warna, tekstur, dan bentuk. Penerapan pengayaan data juga berkontribusi pada generalisasi model.

Kesalahan klasifikasi terjadi pada kesamaan visual dari kelas tertentu seperti apel dan pir, atau buah dengan warna dan tekstur yang mirip. Secara keseluruhan, model menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan akurasi validasi di atas 95%.

Kesimpulan

Dalam penelitian ini, metode Transfer Learning dengan arsitektur MobileNetV2 untuk klasifikasi jenis buah menggunakan citra digital telah berhasil diimplementasikan. Model ini menunjukkan kinerja klasifikasi yang sangat baik

dengan efisiensi komputasi yang tinggi. MobileNetV2 di dalam model ini mempercepat proses pelatihan, serta memperoleh akurasi yang optimum, walaupun dataset yang digunakan berukuran terbatas. Pengembangan selanjutnya dapat dilakukan dengan menambahkan variasi data dunia nyata atau melakukan fine-tuning pada layer MobileNetV2.

 Sentences that are likely AI-generated.

FAQs

What is GPTZero?

GPTZero is the leading AI detector for checking whether a document was written by a large language model such as ChatGPT. GPTZero detects AI on sentence, paragraph, and document level. Our model was trained on a large, diverse corpus of human-written and AI-generated text with support for English, Spanish, French, German, and other languages. To date, GPTZero has served over 10 million users around the world, and works with over 100 organizations in education, hiring, publishing, legal, and more.

When should I use GPTZero?

Our users have seen the use of AI-generated text proliferate into education, certification, hiring and recruitment, social writing platforms, disinformation, and beyond. We've created GPTZero as a tool to highlight the possible use of AI in writing text. In particular, we focus on classifying AI use in prose. Overall, our classifier is intended to be used to flag situations in which a conversation can be started (for example, between educators and students) to drive further inquiry and spread awareness of the risks of using AI in written work.

Does GPTZero only detect ChatGPT outputs?

No, GPTZero works robustly across a range of AI language models, including but not limited to ChatGPT, GPT-5, GPT-4, GPT-3, Gemini, Claude, and AI services based on those models.

What are the limitations of the classifier?

The nature of AI-generated content is changing constantly. As such, these results should not be used to punish students. We recommend educators to use our behind-the-scene [Writing Reports](#) as part of a holistic assessment of student work. There always exist edge cases with both instances where AI is classified as human, and human is classified as AI. Instead, we recommend educators take approaches that give students the opportunity to demonstrate their understanding in a controlled environment and craft assignments that cannot be solved with AI. Our classifier is not trained to identify AI-generated text after it has been heavily modified after generation (although we estimate this is a minority of the uses for AI-generation at the moment). Currently, our classifier can sometimes flag other machine-generated or highly procedural text as AI-generated, and as such, should be used on more descriptive portions of text.

I'm an educator who has found AI-generated text by my students. What do I do?

Firstly, at GPTZero, we don't believe that any AI detector is perfect. There always exist edge cases with both instances where AI is classified as human, and human is classified as AI. Nonetheless, we recommend that educators can do the following when they get a positive detection: Ask students to demonstrate their understanding in a controlled environment, whether that is through an in-person assessment, or through an editor that can track their edit history (for instance, using our [Writing Reports](#) through Google Docs). Check out our list of [several recommendations](#) on types of assignments that are difficult to solve with AI.

Ask the student if they can produce artifacts of their writing process, whether it is drafts, revision histories, or brainstorming notes. For example, if the editor they used to write the text has an edit history (such as Google Docs), and it was typed out with several edits over a reasonable period of time, it is likely the student work is authentic. You can use GPTZero's Writing Reports to replay the student's writing process, and view signals that indicate the authenticity of the work.

See if there is a history of AI-generated text in the student's work. We recommend looking for a long-term pattern of AI use, as opposed to a single instance, in order to determine whether the student is using AI.