

Trusted GPT-5, ChatGPT and AI Detector tool by ZeroGPT

ZeroGPT the most Advanced and Reliable Chat GPT, GPT5 & AI Content Detector



AI/GPT
Detector



AI Humanizer



AI Image
Detector



Plagiarism
Checker



AI
Summarizer



AI
Paraphraser



AI
Grammar
Check

A

Model dilatih menggunakan data training yang telah melalui proses preprocessing dan data augmentation. Proses pelatihan dilakukan selama 3 epoch dengan optimizer Adam dan fungsi loss sparse categorical cross-entropy.

Evaluasi Menggunakan Data Testing

Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan data testing untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Evaluasi dilakukan dengan menghitung nilai loss dan accuracy.

Pengujian Visual (Visual Inspection)

Selain evaluasi numerik, uji visual dilakukan dengan menampilkan beberapa gambar sampel dari data uji bersama dengan hasil prediksi dan label sebenarnya. Uji ini bertujuan untuk memastikan bahwa model mampu mengenali pola visual gambar limbah dengan benar.

Detect Text

12,416/15,000 Characters

Check 350,000 characters,

Upload File

[Upgrade Here](#)



ZeroGPT

Your Text is AI/GPT Generated

12.28%
AI GPT*

Latar Belakang

Masalah pengelolaan limbah semakin menjadi isu yang krusial seiring dengan pertumbuhan populasi dan konsumsi yang terus meningkat. Pemilahan limbah yang tidak efektif, terutama antara limbah organik dan anorganik (dapat didaur ulang), seringkali menghambat proses daur ulang dan meningkatkan volume limbah di tempat pembuangan akhir. Metode pemilahan

manual dianggap tidak efisien, memakan waktu, dan berisiko bagi kesehatan pekerja, sehingga diperlukan pendekatan teknologi otomatis untuk mengatasi tantangan ini [1].

Perkembangan teknologi Kecerdasan Buatan (AI), khususnya Deep Learning, telah membuka peluang baru di bidang Penglihatan Komputer untuk pengenalan objek secara otomatis. Salah satu algoritma paling efektif dalam pemrosesan gambar adalah Jaringan Saraf Konvolisional (CNN). Penelitian yang dilakukan oleh Melinte dkk. [2] menunjukkan bahwa pendekatan Deep Learning mampu mengenali berbagai jenis limbah dengan akurasi tinggi, yang menjadi dasar pengembangan sistem pengelolaan limbah cerdas.

Studi sebelumnya telah menerapkan CNN untuk klasifikasi limbah. Penelitian oleh Rasidi dkk. [3] berhasil menerapkan CNN untuk membedakan antara limbah organik dan non-organik dengan hasil yang signifikan, membuktikan bahwa ekstraksi fitur otomatis dalam CNN sangat andal dalam membedakan tekstur bahan limbah. Selain itu, penelitian oleh Purba dkk. [4] dan Mu'arif [5] juga menekankan bahwa model CNN dengan arsitektur yang tepat mampu mencapai akurasi di atas 90% dalam mengklasifikasikan gambar limbah rumah tangga, bahkan dengan dataset yang memiliki variasi latar belakang dan pencahayaan.

Meskipun banyak penelitian telah menggunakan model kompleks seperti Transfer Learning (ResNet atau VGG) [6], penggunaan arsitektur CNN yang dirancang khusus menawarkan efisiensi komputasi yang lebih baik untuk dataset tertentu. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan arsitektur Deep Learning berbasis CNN yang dirancang dari awal untuk mengklasifikasikan gambar limbah ke dalam kategori organik dan daur ulang. Model ini diharapkan menjadi solusi klasifikasi yang efisien dan akurat untuk mendukung proses pemilahan limbah secara otomatis.

Metode:

Penelitian ini menggunakan pendekatan deep learning pada domain computer vision untuk melakukan klasifikasi citra sampah menjadi dua kelas, yaitu organik (O) dan recyclable/anorganik (R). Metode yang digunakan mencakup beberapa tahapan utama, mulai dari pengumpulan dataset hingga evaluasi model yang dihasilkan.

2.1 Alur Penggerjaan (Flow Project)

Alur penggerjaan project secara umum terdiri dari tahapan berikut:

Pengumpulan Dataset

Data set ini diperoleh dari platform publik Kaggle, yang menyediakan kumpulan gambar limbah dengan dua kategori utama, yaitu organik dan daur ulang. Data set ini dipilih karena relevan dengan masalah klasifikasi gambar dan memiliki jumlah data yang cukup besar untuk melatih model pembelajaran mendalam.

Persiapan dan Preprocessing Data

Data set ini disusun ke dalam folder terpisah untuk data pelatihan dan pengujian, dengan setiap

folder berisi subfolder berdasarkan kelas (O dan R). Semua gambar diubah ukurannya menjadi 150×150 piksel untuk memastikan dimensi yang seragam dan mengurangi beban komputasi. Label kelas dihasilkan secara otomatis berdasarkan nama folder menggunakan mekanisme pembelajaran terawasi.

Pembagian Data

Data pelatihan dibagi menjadi data pelatihan dan data validasi dengan perbandingan 80:20. Data validasi digunakan untuk memantau kinerja model selama proses pelatihan dan mencegah overfitting.

Optimasi dan Sampling Dataset

Mengingat keterbatasan sumber daya komputasi di Google Colab, tidak semua dataset digunakan dalam proses pelatihan. Oleh karena itu, jumlah batch (pengambilan sampel dataset) dibatasi untuk mempercepat proses pelatihan tanpa mengubah karakteristik data secara signifikan. Selain itu, teknik cache dan prefetch digunakan untuk meningkatkan efisiensi pemrosesan data.

Data Augmentation

Untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model dan mengurangi risiko overfitting, diterapkan teknik data augmentation seperti horizontal flip, rotasi acak, dan zoom acak pada citra training.

Pembangunan dan Pelatihan Model

Model deep learning dibangun menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN).

Model kemudian dilatih menggunakan data training dan divalidasi menggunakan data validation.

Evaluasi Model

Model yang telah dilatih dievaluasi menggunakan data test yang tidak pernah dilihat model sebelumnya. Evaluasi dilakukan dengan melihat nilai akurasi dan loss, serta melalui visualisasi hasil prediksi pada beberapa sampel citra.

Penyimpanan Model

Model akhir disimpan dalam bentuk file untuk keperluan dokumentasi dan pengumpulan tugas.

2.2 Algoritma yang Digunakan

Algoritma utama yang digunakan dalam penelitian ini adalah Jaringan Saraf Konvolusional (CNN). CNN adalah algoritma pembelajaran mendalam yang sangat efektif untuk pemrosesan data gambar karena mampu mengekstrak fitur visual seperti tepi, tekstur, dan pola secara otomatis melalui proses konvolusi.

CNN bekerja dengan beberapa lapisan utama, yaitu:

Convolution Layer, untuk mengekstraksi fitur dari citra input

Pooling Layer, untuk mengurangi dimensi fitur dan menekan kompleksitas komputasi

Fully Connected Layer, untuk melakukan proses klasifikasi berdasarkan fitur yang telah diekstraksi

2.3 Arsitektur Model

Arsitektur model CNN yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari:

Input Layer

Menerima citra berukuran 150×150 piksel dengan 3 channel warna (RGB).

Data Augmentation Layer

Melakukan transformasi acak pada citra input untuk meningkatkan variasi data training.

Rescaling Layer

Melakukan normalisasi nilai piksel dengan skala 1/255.

Convolution dan Pooling Layers

Conv2D (32 filter) + MaxPooling

Conv2D (64 filter) + MaxPooling

Conv2D (128 filter) + MaxPooling

Lapisan ini bertujuan untuk mengekstraksi fitur visual dari tingkat rendah hingga tingkat tinggi.

Flatten Layer

Mengubah feature map dua dimensi menjadi vektor satu dimensi.

Fully Connected Layer

Dense layer dengan 128 neuron dan fungsi aktivasi ReLU.

Output Layer

Dense layer dengan 2 neuron dan fungsi aktivasi Softmax untuk menghasilkan probabilitas kelas organik dan recyclable.

Model dilatih menggunakan optimizer Adam, loss function sparse categorical cross-entropy, dan metrik evaluasi berupa accuracy.

Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan dataset citra sampah yang diperoleh dari platform Kaggle dengan nama Waste Classification Data. Dataset ini bersifat publik dan dapat diakses secara bebas untuk keperluan penelitian dan pengembangan model machine learning maupun deep learning.

Data set ini terdiri dari kumpulan gambar limbah yang telah dikategorikan ke dalam dua kelas utama, yaitu limbah organik dan limbah anorganik (dapat didaur ulang). Limbah organik mencakup limbah dari sisa makanan dan bahan alami, sedangkan limbah anorganik mencakup bahan yang dapat didaur ulang seperti plastik, kertas, dan logam. Setiap gambar dalam data set telah diberi label sesuai dengan kelasnya sehingga dapat digunakan langsung untuk melatih model klasifikasi gambar.

Secara umum, dataset ini memiliki jumlah gambar yang besar dan berbagai kondisi pengambilan gambar, seperti perbedaan pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan latar belakang objek. Hal ini membuat dataset ini cukup representatif untuk melatih model Jaringan Saraf

Konvolusional (Convolutional Neural Network) agar dapat generalisasi dengan baik pada data baru. Dataset kemudian dibagi menjadi data pelatihan (training set), data validasi (validation set), dan data uji (test set) untuk memastikan bahwa proses pelatihan dan evaluasi model dilakukan secara objektif.

Sebelum digunakan dalam proses pelatihan, semua gambar dalam dataset menjalani tahap prapemrosesan yang meliputi penyesuaian ukuran gambar dan normalisasi nilai piksel. Tahap ini bertujuan untuk memastikan bahwa format input kompatibel dengan arsitektur model CNN yang digunakan dan untuk meningkatkan stabilitas proses pelatihan.

Hasil Pengujian

4.1 Skenario Pengujian

Pengujian model dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan model Convolutional Neural Network (CNN) dalam mengklasifikasikan citra sampah ke dalam dua kelas, yaitu organik (O) dan recyclable (R). Skenario pengujian disusun sebagai berikut:

Pembagian Data

Data set dibagi menjadi tiga bagian: data pelatihan, data validasi, dan data uji. Data pelatihan digunakan untuk melatih model, data validasi digunakan untuk memantau kinerja model selama proses pelatihan, dan data uji digunakan sebagai data uji akhir yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya.

Proses Pelatihan Model

Model dilatih menggunakan data training yang telah melalui proses preprocessing dan data augmentation. Proses pelatihan dilakukan selama 3 epoch dengan optimizer Adam dan fungsi loss sparse categorical cross-entropy.

Evaluasi Menggunakan Data Testing

Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan data testing untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Evaluasi dilakukan dengan menghitung nilai loss dan accuracy.

Pengujian Visual (Visual Inspection)

Selain evaluasi numerik, uji visual dilakukan dengan menampilkan beberapa gambar sampel dari data uji bersama dengan hasil prediksi dan label sebenarnya. Uji ini bertujuan untuk memastikan bahwa model mampu mengenali pola visual gambar limbah dengan benar.

4.2 Hasil Pengujian Model

Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian yang telah dilakukan, diperoleh hasil sebagai berikut:

Hasil Pelatihan (Training dan Validation)

Selama proses pelatihan, model menunjukkan peningkatan nilai akurasi dan penurunan nilai loss secara bertahap pada setiap epoch. Nilai accuracy pada data training dan validation menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola visual dari dataset dengan baik tanpa mengalami overfitting yang signifikan.

Hasil Pengujian pada Data Test

Evaluasi menggunakan data testing menghasilkan nilai akurasi sebesar sekitar 85–87%, yang menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan citra sampah dengan tingkat ketepatan yang cukup baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Hasil Visualisasi Prediksi

Berdasarkan visualisasi hasil prediksi, sebagian besar gambar limbah diklasifikasikan dengan benar sesuai dengan label aslinya. Meskipun masih ada beberapa kesalahan klasifikasi, kesalahan-kesalahan ini umumnya disebabkan oleh kesamaan visual antara limbah organik dan limbah daur ulang dalam beberapa gambar.

Analisa Hasil

Berdasarkan hasil uji coba yang dilakukan pada dataset uji, model CNN mencapai tingkat akurasi 86,43% dengan nilai loss 0,40. Grafik evaluasi menunjukkan peningkatan yang stabil dalam akurasi pada data pelatihan dan validasi seiring dengan bertambahnya jumlah epoch. Meskipun jumlah data terbatas (sampling) untuk efisiensi komputasi, model tetap mampu mempelajari fitur pembeda antara limbah organik dan daur ulang dengan baik tanpa overfitting yang signifikan, seperti terlihat dari perbedaan kecil antara garis akurasi pelatihan dan validasi. Selain itu, visualisasi hasil prediksi menunjukkan kemampuan model untuk mengenali objek dengan variasi latar belakang yang berbeda dengan kesalahan minimal. Hal ini menunjukkan bahwa arsitektur CNN dengan tiga blok konvolusi dirancang secara optimal untuk menangkap pola tekstur limbah sambil tetap efisien dalam eksekusi dengan sumber daya terbatas.

Kesimpulan

Berdasarkan implementasi dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa: Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dibangun dari awal (scratch) terbukti efektif untuk menyelesaikan masalah klasifikasi citra sampah (Organik vs. Recyclable) dengan tingkat akurasi pengujian mencapai 86.4%.

Model mampu mengekstraksi fitur visual sampah dengan baik meskipun dilakukan pembatasan jumlah data (sampling) untuk efisiensi komputasi di Google Colab. Strategi preprocessing dan data augmentation yang diterapkan berhasil mencegah overfitting yang signifikan.

Penggunaan arsitektur custom ini memberikan alternatif solusi yang lebih ringan secara komputasi dibandingkan model Transfer Learning yang kompleks, namun tetap memberikan performa yang handal untuk pemilahan sampah otomatis.

Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan untuk menambah variasi dataset dan jumlah epoch pelatihan guna meningkatkan akurasi, serta mencoba penerapan pada perangkat embedded (IoT) untuk sistem tempat sampah pintar secara real time.

Highlighted text is suspected to be most likely generated by AI*



[Export to PDF](#)

12,416 Characters

1,624 Words

▼ Instructions for Educators and Evaluators

Simple and Credible Open AI, Grok, DeepSeek, and Gemini Detector Tool for Free

Millions of Users Trust ZeroGPT, See what sets ZeroGPT apart



Highlighted Sentences

Every sentence written by AI is highlighted, with a gauge showing the percentage of AI inside the text



Multiple Features

Enjoy our Top-notch Plagiarism Checker, Paraphraser, Summarizer, Grammar checker, Translator, Writing Assistant...



High Accuracy Model

Advanced and premium model, trained on all languages and multiple LLM models to provide highly accurate results



Generated Report

Automatically generated .pdf reports for every detection, used as a proof of AI-Free plagiarism



Support All Languages

Support all the languages with the highest accuracy rate of detection



Batch Files Upload

Simply upload multiple files at once, and they will get checked automatically in the dashboard

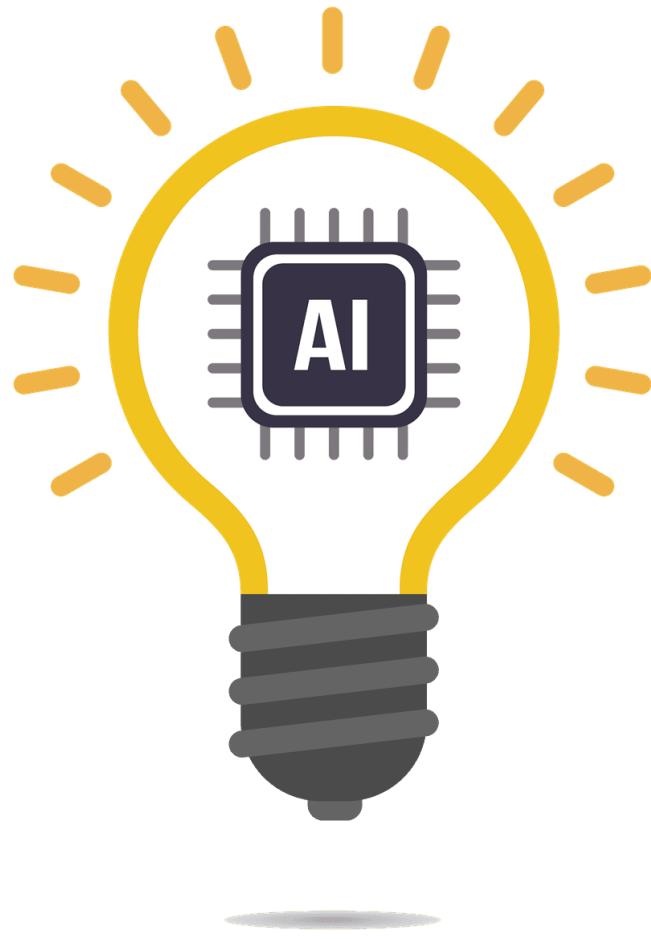
Get Premium Features

Unlock growth potential with our API

Our API is available for the AI Detector, Plagiarism Checker, Paraphraser, Summarizer, Grammar and Spell Checker, Chatbot & Translator

Our team has developed a user-friendly API for organizations. [Get API access](#)

{ api }



DeepAnalyse™ Technology

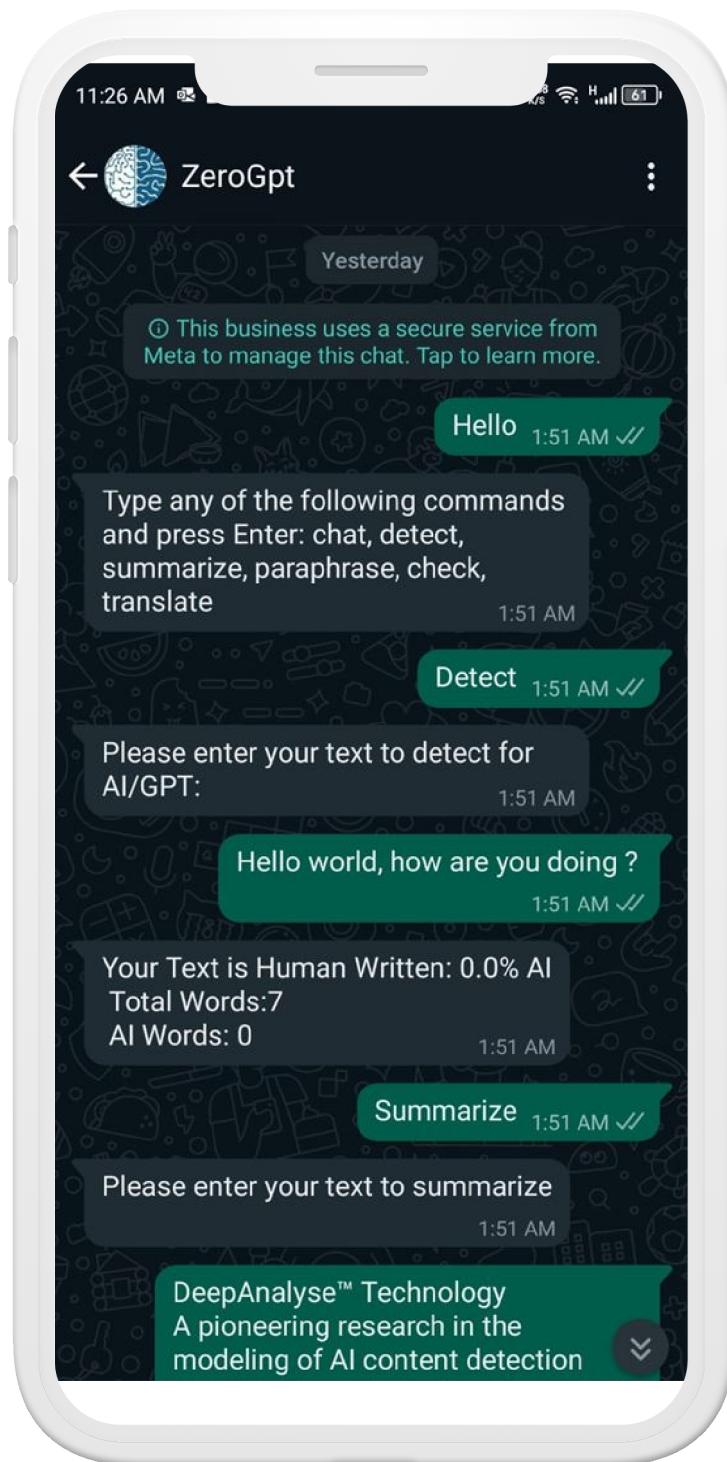
A pioneering research in the modeling of AI content detection

Our AI detection model includes several components that analyze text to determine its origin and if it was written by AI. We use a multi-stage methodology designed to optimize accuracy while minimizing false positives and negatives. From the macro level to the micro one, this is how DeepAnalyse™ Technology works. Our model specializes in identifying AI generated content like Chat GPT, GPT 3, GPT 4, GPT5, Gemini, Grok, Perplexity AI, Claude, DeepSeek, LLaMa models ... Finally, we employ a comprehensive deep learning methodology, trained on extensive text collections from the internet, educational datasets, and our proprietary synthetic AI datasets produced using various language models.

Use ZeroGPT in Whatsapp and Telegram

ZeroGPT is now available on WhatsApp and Telegram. Chat With ZeroGPT: Advanced ChatBot, Detect AI, Summarize, Paraphrase, Translate and Check for Grammar Errors...

all these features available inside WhatsApp and Telegram.



WhatsApp

Register your WhatsApp's number in the Dashboard (section "Social Settings") and start using all the features of ZeroGPT inside WhatsApp using the phone number **+1 (206) 372-5474**

Telegram

Register the telegram code inside your Dashboard (section "Social Settings") and start using all the features of ZeroGPT inside Telegram using the telegram bot **zerogpt_official_bot**

[Get Your MAX / EXPERT Subscription](#)

Explore More Tools to Enhance Your Writing Skills

Fix grammar and spelling mistakes, detect AI plagiarism, check for plagiarism, generate citations,
advanced word counter, powerful summarizer and paraphraser



AI Humanizer



Plagiarism Checker



AI Grammar Checker



AI Summarization Tool



AI Paraphrasing Tool



AI Translator



Dictionary



Word Counter Tool



Citation Generator



Advanced AI ChatBot



AI Email Helper

Your questions, answered

How Does ZeroGPT AI Detector work?



What is the accuracy rate of ZeroGPT?



Who Benefits from ZeroGPT's AI content detector?



Will my text get plagiarized or be available online, if I check it on ZeroGPT?



How can I integrate ZeroGPT tool in my organization or website on a large scale?



Does ZeroGPT work with different languages?



How can I cite the AI detector?



Check Our Blog created with the help of AI

[5 Mind Blowing Technologies we'll see in 2024](#)

[10 Ridiculous Technologies That Will Actually Make Your Life Better](#)



2025 Copyright © ZeroGPT.com

More about

[Pricing](#)

[API](#)

[FAQ](#)

[Our policy](#)

[Terms of use](#)

Features

[AI Detector](#)

[AI Humanizer](#)

[AI ZeroChat-4 & 5](#)

[AI Plagiarism Checker](#)

[AI Summarizer](#)

[AI Paraphraser](#)

[AI Grammar Checker](#)

[AI Translator](#)

[Dictionary](#)

[Word Counter](#)

[Dictionary](#)

[AI Email Helper](#)

Question / Business Inquiry

You can email us at

support@zerogpt.com

Our support team is spread across the globe to give you answers fast