

1355 Implementasi Algoritma CNN dalam Pengembangan Website untuk Klasifikasi Sampah Organik, Dan Non- Organik

By Zidan Indra Nugraha1

Implementasi Algoritma CNN dalam Pengembangan Website untuk Klasifikasi Sampah Organik, Dan Non-Organik

Zidan Indra Nugraha¹

Abstract

This study developed a waste classification system based on the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm, implemented into a website to categorize organic and inorganic waste. The research utilized a dataset of 15,515 images as samples. The system includes features for uploading images from user devices and real-time classification via a camera. The website was developed using Flask, HTML, and PHP. The research methodology comprised several steps: (1) waste dataset collection, (2) data preprocessing, (3) CNN architecture design, (4) model training with training and validation data, (5) evaluation using a confusion matrix, and (6) website development following the waterfall method. The CNN model was evaluated using a confusion matrix, yielding accuracy rates ranging from 100% to a minimum of 84.46%. The novelty of this research compared to previous studies lies in the development of a real-time camera-based classification system, providing users with an efficient and convenient classification solution.

Keywords : *Convolutional Neural Network (CNN), Garbage Classification, Website, Real-Time Processing, Waterfall Method*

Abstrak

21

Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi sampah berbasis algoritma Convolutional Neural Network (CNN) yang diimplementasikan ke dalam website untuk mengelompokkan sampah organik dan anorganik. Penelitian ini juga memanfaatkan dataset gambar sebanyak 15.515 sebagai sampel. Sistem dilengkapi dengan fitur unggah gambar melalui file perangkat pengguna dan klasifikasi melalui kamera secara Real-Time. Website dikembangkan menggunakan Flask, HTML, dan PHP. Metode penelitian mencakup beberapa langkah yaitu: (1) pengumpulan dataset sampah, (2) preprocessing data, (3) perancangan arsitektur CNN, (4) pelatihan model dengan data latih dan validasi, (5) evaluasi menggunakan confusion matrix, dan (6) pengembangan website dengan metode waterfall. Model CNN dievaluasi menggunakan confusion matrix yang menghasilkan akurasi mulai dari 100% sampai yang paling rendah 84,46%. Kebaruan penelitian ini dibandingkan dengan penelitian sebelumnya adalah pengembangan sistem klasifikasi secara real-time berbasis kamera, yang memberikan kemudahan bagi pengguna untuk melakukan klasifikasi secara efisien.

Kata kunci : *Convolutional Neural Network (CNN), Klasifikasi Sampah, Website, Real-Time Processing, Metode Waterfall*

1. PENDAHULUAN

Sampah pada dasarnya adalah bahan atau barang yang sudah tidak memiliki nilai guna dalam penggunaan normal. Termasuk dalam kategori ini adalah barang yang rusak selama proses produksi atau bahan yang pada dasarnya tidak bermanfaat [1]. Pengelolaan sampah yang efektif dan efisien menjadi salah satu tantangan terbesar dalam menjaga kelestarian lingkungan. Dalam kehidupan sehari-hari, sampah yang dihasilkan oleh rumah tangga, industri, dan aktivitas komersial sangat beragam, mulai dari sampah organik, dan non-organik.

Salah satu penyebab utama dari buruknya manajemen sampah adalah minimnya edukasi

dan akses terhadap teknologi yang mendukung proses klasifikasi sampah serta ketidakmampuan masyarakat dalam mengelola dan memisahkan sampah sesuai kategorinya termasuk sulitnya mengenali kategori sampah tertentu, seperti organik dan an-organik, yang memerlukan penanganan khusus yang berpotensi menimbulkan pencemaran lingkungan, bahaya kesehatan, serta membatasi upaya daur ulang yang lebih efisien. Di tengah kemajuan teknologi, pengembangan website yang dapat membantu masyarakat dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan jenis sampah secara otomatis menjadi solusi yang relevan. Website ini dapat memanfaatkan

kemampuan pengolahan citra dari algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) yang sejauh ini merupakan algoritma yang paling menjanjikan, karena bisa diimplementasikan secara lintas platform dan tidak terpecah pada satu platform [2].

Pemilihan algoritma CNN sebagai inti dari sistem klasifikasi ini didasarkan pada keunggulannya dalam menangani data objek gambar sampah secara akurat dan mengelompokkan sampah tersebut ke dalam kategori organik, dan non-organik dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hal ini karena CNN memiliki akurasi yang tinggi untuk mendeteksi objek dan mengklasifikasikan kriteria dan fitur-fitur tersebut sesuai dengan tujuan untuk meningkatkan efisiensi fasilitas pengolahan sampah dan untuk mengidentifikasi sampah yang tidak dapat didaur ulang karena proses pemisahan sampah sangat sulit dilakukan [3].

Selain itu, kelebihan dalam Algoritma CNN ini dalam implementasi pemilihan sampah organik, dan non organik, adalah dapat mengekstraksi Fitur Otomatis, dalam pemilihan sampah CNN dapat mengenali pola dan ciri-ciri khusus dari sampah seperti tekstur, warna, dan bentuk. CNN juga dapat mengelola data dalam jumlah besar, memiliki lapisan-lapisan layer yang dapat mendeteksi pola dalam mendeteksi hirarki yang memungkinkan mendeteksi perbedaan antara sampah organik, non organik serta CNN juga memiliki kemampuan *Transfer Learning* yang dapat dimanfaatkan untuk mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan akurasi model dalam tugas klasifikasi [4]. Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa CNN sangat efektif dalam berbagai tugas, terutama dalam pengolahan citra dan pemahaman visual yang dapat secara otomatis mengekstrak fitur-fitur hierarkis dari data, tanpa memerlukan ekstraksi fitur manual. Ini sangat berguna dalam pengolahan citra, di mana fitur-fitur penting seperti tepi, sudut, dan tekstur dapat dipelajari secara efisien dan CNN dirancang khusus untuk mengenali pola spasial dalam data gambar [5].

Dengan pengembangan website berbasis CNN untuk klasifikasi sampah, diharapkan dapat membantu masyarakat meningkatkan rendahnya kesadaran dan pemahaman dalam memilah sampah sesuai dengan jenisnya. Website ini tidak hanya akan menjadi alat edukasi, tetapi juga sebagai solusi praktis untuk mendukung proses daur ulang dan pengelolaan limbah yang lebih ramah lingkungan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Alden Sari (2023) melakukan penelitian berjudul "Implementasi Algoritma CNN Untuk Pemilahan Jenis Sampah Berbasis Android Dengan Metode *CRISP-DM*". Penelitian ini dilakukan untuk mengatasi permasalahan pemilahan sampah yang kurang efektif, terutama di negara berkembang. Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan untuk membangun sistem klasifikasi jenis sampah yang diintegrasikan ke dalam aplikasi Android bernama Golah Sampah. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *CRISP-DM*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa aplikasi ini dapat mempermudah masyarakat dalam memilah sampah secara lebih efisien, serta mendukung upaya keberlanjutan lingkungan [6].

Kelvin (2021) melakukan penelitian berjudul "Analisis Perbandingan Algoritma *Convolutional Neural Network* dan Algoritma *Multi-Layer Perceptron Neural* dalam Klasifikasi Citra Sampah". Penelitian ini bertujuan membandingkan performa algoritma CNN (*Convolutional Neural Network*) dan MLP (*Multi-Layer Perceptron*) dalam klasifikasi citra sampah menjadi enam kategori: kardus, kaca, logam, kertas, plastik, dan sampah lainnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN unggul dibandingkan MLP dalam semua metrik evaluasi. CNN mencapai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* sebesar 98%, sedangkan MLP hanya mencapai akurasi sebesar 43%, presisi 41%, *recall* 43%, dan *F1-score* 39%. Namun, waktu pelatihan dan pengujian pada CNN membutuhkan durasi yang lebih lama dibandingkan MLP [7].

Kartiko dkk (2022) melakukan penelitian dengan tema "Klasifikasi Sampah Menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN)". Penelitian ini bertujuan untuk mempermudah proses klasifikasi sampah guna mendukung pengelolaan sampah di Indonesia yang lebih efektif. Metodologi yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang merupakan salah satu teknik *Deep Learning*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN memiliki tingkat akurasi sebesar 92% pada data pelatihan dan 79% pada data pengujian. Penelitian ini berhasil menghasilkan sistem klasifikasi sampah berbasis CNN yang dapat mendukung pengelolaan sampah lebih efisien dan diharapkan mampu mengurangi volume sampah di Indonesia [8].

2.2. Sampah Organik dan Non-Organik

Sampah organik adalah jenis limbah yang berasal dari makhluk hidup, seperti sisa makanan, kulit buah, daun, dan kotoran hewan. Sampah organik ini memiliki kemampuan untuk

terurai secara alami oleh mikroorganisme dalam jangka waktu yang relatif singkat, sehingga ramah lingkungan. 25 mun, jika tidak dikelola dengan baik, sampah organik dapat menghasilkan gas metana, yang berkontribusi pada pemanasan global. Oleh karena itu, pengelolaan sampah organik, seperti pengolahan menjadi kompos atau biogas, menjadi langkah penting dalam upaya memanfaatkan limbah ini secara berkelanjutan 11 Sampah non-organik, mencakup limbah yang tidak dapat terurai dengan mudah oleh alam, seperti plastik, kaca, logam, dan bahan sintetik lainnya [10].

Sampah jenis ini seringkali menimbulkan masalah lingkungan yang serius karena waktu degradasinya yang sangat lama, bahkan hingga 27 usan tahun. Plastik, sebagai contoh, merupakan salah satu jenis sampah non-organik yang paling banyak diproduksi dan sulit diuraikan. Dalam konteks pengelolaan limbah, upaya daur ulang dan pengurangan penggunaan plastik menjadi fokus utama untuk mengurangi dampak negatifnya terhadap lingkungan. Selain itu, logam dan kaca yang tergolong dalam kategori ini memerlukan proses daur ulang yang lebih rumit, tetapi tetap penting untuk mengurangi jumlah limbah yang berakhir di tempat pembuangan akhir [11].

2.3. Klasifikasi

Klasifikasi dalam bidang kecerdasan buatan adalah proses pengelompokan data ke dalam kategori atau kelas tertentu berdasarkan pola yang dikenali oleh sistem. CNN dirancang khusus untuk menganalisis data visual dengan cara mengekstraksi fitur-fitur penting secara hierarkis dari gambar input. CNN bekerja dengan mengaplikasikan lapisan-lapisan konvolusi yang bertanggung jawab untuk mendeteksi fitur sederhana, seperti tepi dan sudut, hingga fitur yang lebih kompleks, seperti pola dan bentuk objek yang lebih tinggi [12].

Penerapan CNN dalam klasifikasi sampah telah menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam berbagai studi. CNN mampu membedakan antara sampah organik, non-organik, B3, dan elektronik dengan akurasi yang tinggi, karena kemampuannya untuk mengenali dan memahami fitur visual yang khas dari setiap jenis sampah. Misalnya, tekstur dan warna yang khas dari sampah organik dapat dengan mudah dikenali oleh CNN, sementara pola yang lebih kompleks dari sampah elektronik juga dapat dipelajari oleh jaringan ini. Hal ini sangat membantu dalam mengotomatisasi proses pemilahan sampah, yang pada akhirnya mendukung upaya daur ulang dan pengelolaan limbah yang lebih efisien [13].

14

2.4. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan arsitektur *deep learning* yang sangat efektif dalam mengatasi masalah klasifikasi gambar. CNN dapat digunakan untuk berbagai aplikasi pengenalan dan klasifikasi gambar, seperti pengenalan wajah, analisis dokumen, dan pengklasifikasian berbagai objek dalam gambar. Dalam hal ini, CNN menjadi solusi yang tepat untuk masalah klasifikasi sampah, yang beragam dalam bentuk dan jenisnya. CNN, sebagai bagian dari *deep learning*, memiliki kemampuan untuk memproses data dengan topologi grid, seperti gambar, yang sangat berguna dalam mengklasifikasikan sampah organik, dan non-organik berdasarkan citra visual. Secara umum, CNN terdiri dari lapisan-lapisan yang menyusun arsitektur *neural network*, dengan tujuan untuk mengekstrak fitur dari gambar input dan mengubahnya menjadi representasi yang lebih sederhana, namun tetap mempertahankan informasi penting untuk pengklasifikasian. CNN terdiri dari beberapa lapisan komputasi neuron yang memproses data secara bertahap, memberikan kemajuan yang signifikan dalam bidang penelitian visi komputer. Jaringan saraf pada CNN dibangun dari node-node yang saling terhubung berdasarkan bobot tertentu. Secara umum, CNN tersusun dari lapisan konvolusional, lapisan pooling, dan lapisan yang sepenuhnya terhubung (*fully connected*) [14].

CNN sangat populer dalam *deep learning* karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar dan mengubah dimensi gambar tersebut menjadi lebih kecil tanpa mengubah karakteristik gambar itu sendiri [15]. Hal ini sangat relevan dengan tugas klasifikasi sampah, di mana gambar sampah diubah melalui beberapa lapisan CNN, dari layer ke layer, untuk menghasilkan output klasifikasi yang akurat.

2.5. Website

Website adalah bagian penting dari perkembangan internet, dengan jumlah pengguna saat ini melebihi 1,9 miliar secara global, angka yang diperkirakan akan terus bertambah seiring dengan kemajuan dan peningkatan kualitas website. 10 ebsite sendiri merupakan sekumpulan halaman yang menyediakan informasi tertentu yang dapat diakses dengan mudah oleh siapa saja, kapan saja, dan di mana saja melalui internet. Salah satu cara untuk membuat website adalah melalui pemrograman web, yaitu menuliskan instruksi-instruksi untuk memberikan perintah

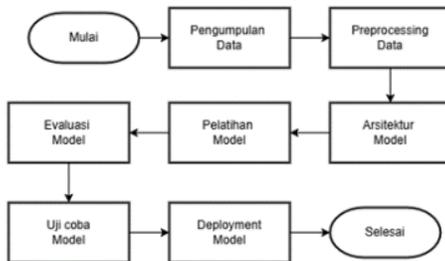
pada komputer agar menjalankan fungsi atau tugas tertentu [16].

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Tahapan Penelitian

Tahapan pada penelitian ini terdiri dari 2 proses yaitu proses membangun algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi sampah organik, non-organik dan proses pengembangan website menggunakan metode waterfall untuk klasifikasi sampah organik, non-organik dari model CNN yang telah dibangun.

3.2. Tahapan Membangun Algoritma CNN



Gambar 1.6. Urutan membangun model CNN Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dipilih dalam penelitian ini karena memiliki kinerja yang unggul dalam klasifikasi citra, sebagaimana dibuktikan oleh penelitian terdahulu. Penelitian yang dilakukan oleh Kelvin dkk (2021) menunjukkan bahwa CNN mampu mengungguli algoritma lain, seperti Multi-Layer Perceptron (MLP), dengan tingkat akurasi dan performa evaluasi yang jauh lebih tinggi. Selain itu, algoritma ini juga relevan dalam mendukung solusi pengelolaan sampah yang efektif, seperti yang ditunjukkan dalam penelitian Alden dan Sari (2023) serta Kartiko dkk (2022). CNN terbukti dapat diterapkan dalam sistem klasifikasi untuk mendukung keberlanjutan lingkungan melalui proses pemilahan sampah yang lebih efisien. Metode yang digunakan dalam penelitian ini dapat diuraikan ke dalam beberapa tahap berikut:

3.2.1. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari gambar sampah yang dikelompokkan ke dalam beberapa kategori. Pengumpulan data berupa gambar yang diperoleh dari sumber yang tersedia di Website Kaggle atau diperoleh secara mandiri dengan mengumpulkan gambar melalui survei lapangan

dan sumber data terbuka lainnya. Total gambar yang dikumpulkan sebanyak 15515 gambar.

3.2.2. Preprocessing Data

Perancangan preprocessing merupakan sebuah tahap yang harus dilakukan sebelum tahap perancangan arsitektur CNN.

1. Langkah pertama dilakukan adalah augmentasi data yang terdiri mencakup rescale citra dari nilai 0-255 menjadi 0-1, shear sebesar 0.2, zoom sebesar 0.2, rentang kecerahan antara 0.1 hingga 0.5, dan flipping horizontal untuk menambah variasi data latih.
2. Normalisasi nilai piksel gambar dinormalisasi ke rentang tertentu (misalnya, 0 hingga 1) untuk mempercepat konvergensi pelatihan.

3.2.3. Arsitektur Model

Pada tahap ini peneliti membangun model menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Model CNN dirancang dengan 20 layer utama, yaitu :

1. Convolutional Layers
2. Pooling Layers
3. Fully Connected Layers
4. Softmax Layer

3.2.4. Pelatihan Model

Model dilatih menggunakan optimasi backpropagation dengan fungsi loss yang sesuai untuk klasifikasi biner, seperti binary cross-entropy. Parameter pelatihan meliputi:

1. Optimizer
2. Learning Rate
3. Batch Size

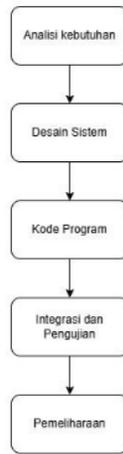
3.2.5. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan dengan memantau grafik akurasi dan loss selama proses pelatihan untuk melihat peningkatan performa model pada setiap epoch. Validasi dilakukan dengan mengamati perubahan nilai akurasi dan loss pada data pelatihan serta data validasi untuk memastikan model tidak mengalami overfitting. Selain itu, data uji terpisah digunakan untuk mengevaluasi performa akhir model setelah pelatihan selesai.

3.2.6. Uji Coba Model

Setelah proses integrasi selesai, sistem dikembangkan untuk diuji dengan menggunakan berbagai gambar sampah yang merepresentasikan kategori sampah organik, non-organik, B3, dan elektronik. Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi akurasi model dalam mengklasifikasikan setiap jenis sampah dengan benar

3.3. Tahapan Pengembangan Website



Gambar 2. Alur metode *waterfall*

Setelah model dievaluasi dan diuji coba, maka selanjutnya model dapat dideploy untuk digunakan dalam website klasifikasi sampah organik, non-organik. Pada penelitian ini menggunakan metode **3** waterfall dalam pengembangan website. Menurut Rosa dan Shalahuddin, (2014:28) Model metode penelitian *waterfall* atau *classic life cycle* (alur hidup klasik), Model penelitian air terjun menyediakan software secara sekuensial atau berurutan dimulai dari analisa (*analytics*), desain (*design*), pengodean (*code*), pengujian dan tahap pendukung (*support system*) [17]. Penelitian ini menggunakan algoritma CNN yang memerlukan pengolahan data terstruktur dan tahap pengujian menyeluruh sebelum diterapkan ke sistem. Waterfall memungkinkan pengujian dilakukan setelah kode selesai, sehingga memastikan model berjalan baik di lingkungan website.

22

3.3.1. Analisis Kebutuhan

Pada tahap ini, kebutuhan fungsional dan non-fungsional sistem akan dianalisis, meliputi kebutuhan pengklasifikasian sampah, serta integrasi CNN dengan website. Dalam konteks ini, analisis mencakup pemahaman terhadap jenis sampah (organik, non-organik) yang akan diklasifikasikan menggunakan convolutional Neural Network (CNN).

3.3.2. Desain Sistem

Tahap desain dilakukan setelah kebutuhan sistem dipahami menggunakan Use Case Diagram. Di sini, arsitektur website dan integrasi CNN dalam backend untuk pengklasifikasian sampah dirancang. Desain mencakup struktur

arsitektur server yang mendukung pengolahan gambar sampah menggunakan CNN, serta desain antarmuka pengguna yang memudahkan interaksi dengan sistem.

3.3.3. Kode Program

Tahap implementasi melibatkan pengkodean dan pengembangan sistem, baik dalam hal pengembangan website maupun implementasi algoritma CNN untuk klasifikasi sampah. Front-End dibangun menggunakan HTML, CSS digunakan untuk tampilan halaman website. Back-End dibangun menggunakan framework Python seperti Flask.

3.3.4. Integrasi Dan Pengujian

Setelah implementasi selesai, dilakukan integrasi antara algoritma CNN yang telah dilatih dengan sistem website. Pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa model CNN dapat mengklasifikasikan sampah dengan akurat dan website berjalan dengan baik, menguji fungsionalitas seperti pengunggahan gambar, respons website, dan kecepatan pengolahan data.

3.3.5. Pemeliharaan

Tahap terakhir adalah pemeliharaan sistem yang melibatkan pemantauan dan perbaikan jika terjadi kesalahan atau kekurangan dalam sistem setelah deployment. Pemeliharaan dapat mencakup peningkatan model CNN, pembaruan data sampah, dan perbaikan bug di website untuk memastikan kinerja sistem tetap optimal.

5

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari website Kaggle dan berisi gambar-gambar sampah yang diklasifikasikan ke dalam **2** am kategori berdasarkan jenis materialnya, yaitu *cardboard*, *glass*, *metal*, *paper*, *plastic*, dan *trash*. Total dataset mencakup 15.515 gambar dengan format .jpg. Setiap kategori disimpan dalam direktori terpisah dalam sub folder untuk memudahkan pelabelan otomatis menggunakan modul *TensorFlow/keras*. Struktur direktori yang terorganisasi ini memungkinkan pipeline pembacaan data berjalan secara efisien. Dataset kemudian diatur ke dalam folder utama yang dinamai *garbage_dataset12* dan diakses secara langsung melalui fungsi *ImageDataGenerator* untuk digunakan dalam proses pelatihan model. Pemilihan dataset ini dilakukan karena keragamannya dan relevansinya terhadap kebutuhan klasifikasi jenis sampah.

4.2. Preprocessing Data

Tahapan preprocessing dilakukan untuk menyiapkan dataset agar kompatibel dengan arsitektur model CNN, khususnya VGG16. Proses ini mencakup beberapa langkah utama yang dirancang untuk memastikan bahwa data input memenuhi persyaratan teknis model dan dapat meningkatkan performa pelatihan.

4.2.1. Resizing Gambar

Langkah pertama dalam *preprocessing* adalah mengubah ukuran semua gambar menjadi 224x224 piksel. Dimensi ini dipilih karena sesuai dengan kebutuhan input model VGG16, yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet dengan ukuran serupa. *Resizing* dilakukan menggunakan parameter *target_size* pada fungsi *ImageDataGenerator*, yang memastikan semua gambar memiliki ukuran yang seragam.

```
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
gen_train = ImageDataGenerator(rescale = 1/255, shear_range = 0.2, zoom_range = 0.2,
                               brightness_range = (0.1, 0.5), horizontal_flip=True)
```

Gambar 3. Kode program resizing gambar

4.2.2. Normalisasi Nilai Pixel

Setelah *resizing*, setiap gambar dinormalisasi dengan membagi nilai pikselnya dengan 255, sehingga rentang nilai piksel berubah dari [0, 255] menjadi [0, 1]. Normalisasi ini dilakukan menggunakan parameter *rescale=1/255* dalam *ImageDataGenerator*. Proses ini penting untuk mempercepat konvergensi model selama pelatihan dengan memastikan semua fitur berada dalam skala yang sama. Selain itu, normalisasi membantu mencegah masalah *vanishing gradient*, yang sering terjadi ketika nilai input terlalu besar dan menghambat pembaruan bobot selama proses optimasi.

4.2.3. Augmentasi Data

Untuk meningkatkan keragaman data latih dan mengurangi risiko *overfitting*, dilakukan augmentasi data menggunakan berbagai teknik transformasi. Augmentasi ini mencakup:

1. **Rotasi Gambar:** Meningkatkan variasi sudut pandang gambar dengan mengubah orientasi hingga beberapa derajat.
2. **Flip Horizontal:** Membalik gambar secara horizontal untuk mencerminkan variasi nyata pada data dunia nyata.
3. **Zoom:** Mengubah skala gambar untuk

```
prediction = layers.Dense(units = 12, activation="softmax")(x)
model = tf.keras.models.Model(inputs = vgg16.input, outputs=prediction)
model.summary()
```

mensimulasikan pengamatan pada jarak yang berbeda.

4. **Shear:** Menerapkan distorsi linier untuk meningkatkan toleransi model terhadap variasi bentuk.

5. **Perubahan Kecerahan:** Mengatur tingkat pencahayaan untuk mensimulasikan kondisi lingkungan yang berbeda.

Teknik augmentasi ini diterapkan menggunakan parameter *shear_range*, *zoom_range*, *brightness_range*, dan *horizontal_flip* dalam *ImageDataGenerator*. Dengan augmentasi, model dipaparkan pada data yang lebih beragam selama pelatihan, sehingga kemampuannya dalam mengenali pola visual meningkat

4.2.4. Pembagian Dataset

Dataset dibagi menjadi dua subset utama: *training set* dan *testing set*. Pembagian dilakukan secara stratifikasi dengan proporsi 80:20, yaitu 1.973 gambar untuk *training set* dan 494 gambar untuk *testing set*. Pembagian ini memastikan distribusi kelas yang merata di kedua subset, sehingga model dapat dilatih pada data yang representatif dan dievaluasi pada data yang belum pernah dilihat. Proses pembagian dilakukan menggunakan fungsi *flow_from_directory*, yang secara otomatis membaca dan melabeli gambar berdasarkan struktur direktori. Parameter *class_mode="categorical"* digunakan untuk mendukung klasifikasi multi-kelas, yang merupakan tujuan utama penelitian ini. Tahapan preprocessing ini dirancang untuk memastikan bahwa dataset tidak hanya memenuhi persyaratan teknis model tetapi juga memaksimalkan efisiensi pelatihan. Dengan langkah-langkah ini, dataset siap digunakan dalam proses pelatihan model CNN untuk klasifikasi sampah.

4.3. Implementasi Model CNN

Penelitian ini menggunakan implementasi model Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan jenis sampah menjadi organik dan non-organik. Model CNN pada penelitian ini dilatih menggunakan TensorFlow dan Keras yang dirancang dengan beberapa lapisan utama, untuk Input layer ukuran input adalah gambar dengan dimensi 224x224x3 yang menunjukkan bahwa gambar tersebut memiliki lebar dan tinggi masing-masing sebesar 224 piksel dengan 3 kanal warna, yaitu 18 GB (Red, Green, Blue). Dalam penelitian ini, terdapat dua tahap utama dalam arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu *Feature Learning* dan *Classification*.

Gambar 4. Kode implementasi algoritma CNN

Pada tahap *Feature Learning*, proses dimulai dengan konvolusi pertama yang menggunakan 64 filter dan kernel matriks berukuran 3x3 dengan fungsi aktivasi ReLU, diikuti oleh proses MaxPooling2D dengan ukuran filter 2x2. Selanjutnya, dilakukan konvolusi kedua dengan

128 filter dan kernel matriks berukuran 3x3 yang juga menggunakan fungsi aktivasi ReLU, diikuti lagi oleh MaxPooling2D dengan ukuran filter 2x2. Tahap ini dilanjutkan dengan konvolusi ketiga dan keempat, masing-masing menggunakan 128 dan 256 filter, kernel matriks 3x3, serta fungsi aktivasi ReLU. Setiap proses konvolusi tersebut diakhiri dengan MaxPooling2D berukuran filter 2x2 untuk mempertahankan fitur penting sambil mengurangi dimensi. Pada tahap *Classification*, hasil keluaran dari Feature Learning diratakan menggunakan lapisan flatten, kemudian diteruskan ke fully connected layer untuk menghasilkan klasifikasi akhir. Lapisan terakhir ini menggunakan 12 neuron dengan fungsi aktivasi softmax untuk menentukan probabilitas tiap kelas. Optimasi dilakukan menggunakan algoritma Adam dengan learning rate 0,001 dan loss function categorical_crossentropy untuk meningkatkan akurasi klasifikasi.

4.4. Pelatihan Model CNN

Pelatihan model bertujuan untuk melatih model dalam mengenali dan mengklasifikasikan sebuah objek pada gambar yaitu gambar sampah organik dan anorganik. Model pelatihan dilakukan menggunakan arsitektur CNN dengan 28 epoch dan 32 batch size. Proses pelatihan menggunakan optimizer Adam, fungsi loss categorical_crossentropy, dan metrik evaluasi akurasi. Model ini dilatih dengan data training, di mana setiap epoch dilakukan berdasarkan jumlah langkah yang sesuai dengan panjang data pelatihan. Waktu pelatihan per epoch bervariasi, mulai dari 5 detik hingga lebih dari 20 detik, bergantung pada kompleksitas perhitungan pada setiap iterasi. Berdasarkan hasil pelatihan selama 28 epoch, model menunjukkan peningkatan performa yang stabil. Pada epoch pertama, mencerminkan bahwa model sedang dalam tahap awal pembelajaran dan mulai mengenali pola dalam data. Seiring bertambahnya epoch, akurasi terus meningkat secara konsisten mencapai 84,87% pada epoch ke-26, dan *loss* secara bertahap menurun menjadi 0,4869. Setelah melalui 28 epoch, *loss* berhasil mencapai nilai 0.4952, sementara akurasi mencapai 84.46%.

Gambar 5. Kode *training* model

4.5. Evaluasi Model CNN

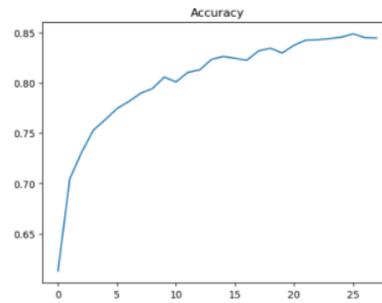
Evaluasi algoritma Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan Grafik kurva

accuracy dan kurva *loss*, yang masing-masing menggambarkan performa model dalam memahami pola data dan menyesuaikan

```
model.compile(optimizer="adam", loss="categorical_crossentropy", metrics=["accuracy"])
result = model.fit(train_data, epochs=28, steps_per_epoch=len(train_data))
```

parameter berdasarkan kesalahan yang dihasilkan.

```
plt.title("Accuracy")
plt.plot(result.history["accuracy"])
plt.show()
```



4.5.1. Grafik Accuracy

Grafik pertama menampilkan akurasi model selama proses pelatihan dalam beberapa epoch. Akurasi adalah metrik yang mengukur persentase prediksi yang benar dibandingkan dengan total prediksi.

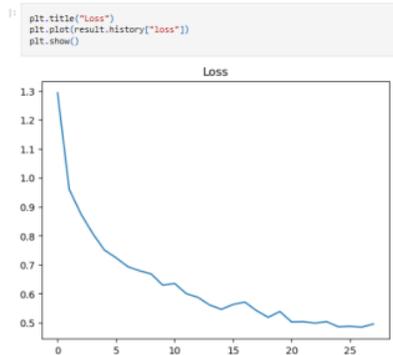
Gambar 6. Grafik nilai akurasi

Pada awal pelatihan (epoch 0 hingga sekitar epoch 5), kurva akurasi meningkat secara signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa model mulai belajar dari pola data. Setelah epoch ke-10, peningkatan akurasi menjadi lebih lambat tetapi tetap konsisten. Pada sekitar epoch ke-25, akurasi mencapai nilai stabil mendekati 85%. Ini menunjukkan bahwa model sudah mencapai titik konvergensi, yaitu ketika performa model tidak lagi meningkat secara signifikan meskipun proses pelatihan dilanjutkan.

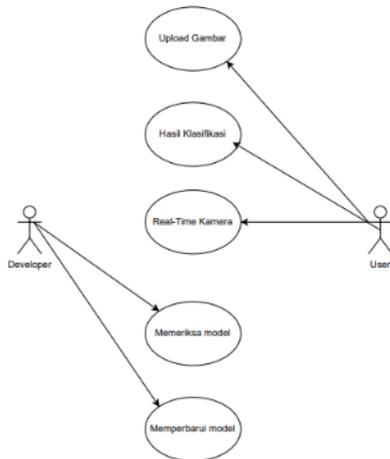
Kurva akurasi yang meningkat tajam pada epoch awal menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola dasar dari data pelatihan dengan cepat. Akurasi yang stabil pada epoch akhir menunjukkan bahwa model sudah mencapai tingkat pemahaman optimal terhadap data pelatihan.

4.5.2. Grafik Loss

Grafik kedua menunjukkan kurva *loss* selama pelatihan model. *Loss* adalah metrik yang mengukur seberapa jauh prediksi model dari nilai sebenarnya.



Gambar 7. Grafik nilai loss



Pada epoch awal (0 hingga 5), loss turun secara signifikan dari nilai sekitar 1.2 ke nilai di bawah 0.5. Setelah epoch ke-10, penurunan loss menjadi lebih lambat, dan akhirnya loss stabil di sekitar 0.2 pada epoch ke-25. Penurunan loss yang tajam di awal menunjukkan bahwa model sedang belajar dengan cepat dan menyesuaikan parameter untuk meminimalkan kesalahan. Nilai loss menurun hingga ~0.2, menandakan bahwa kesalahan model dalam memprediksi kelas semakin kecil.

4.6.4 Uji Coba Model CNN

Pada proses uji coba kami menggunakan sampel dari dataset yang berisikan foto atau gambar sampah. Kami mengambil sampel secara acak dari gambar atau foto sampah baik organik maupun anorganik. Pada uji coba pertama model CNN menerima input berupa gambar plastik (tas plastik berwarna biru, oranye, dan kuning). Model mendeteksi bahwa bahan pada gambar adalah sampah plastik dengan tingkat keakuratan 100%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model bekerja dengan baik dalam mengklasifikasikan gambar sampah plastik.



Gambar 8. Uji coba sampah plastik

Pada uji coba kedua model CNN menerima input berupa sampah organik yang terdiri dari berbagai macam buah yang telah dibuang menjadi sampah. Model mendeteksi bahwa bahan pada gambar adalah sampah organik dengan tingkat keakuratan 100%. Model menunjukkan hasil yang sangat baik dalam klasifikasi ini. Prediksi yang akurat pada data ini mendukung keandalan model dalam mengelompokkan jenis sampah sesuai kategori yang telah ditentukan.



Gambar 9. Uji coba sampah organic

4.7. Implementasi Website

Implementasi website adalah tahap akhir dalam proses perancangan sebuah sistem⁹ di mana proses ini akan dilakukan pengujian sistem yang telah dibuat untuk mengetahui apakah sistem dapat berjalan dengan baik atau tidaknya agar dapat digunakan sesuai kebutuhan pengguna. Tujuan utama dari implementasi ini adalah memastikan bahwa website berfungsi dengan baik sesuai spesifikasi yang ditentukan serta mampu menyelesaikan masalah yang dihadapi.

Use Case Diagram diatas menggambarkan fungsi dari sebuah sistem dan interaksi yang dilakukan oleh aktor. Gambar di atas ini adalah Use Case Diagram dari sistem website Klasifikasi Sampah.

4.7.1. Tampilan Halaman Home



Gambar 11. Tampilan halaman home

Website ini menyediakan dua opsi prediksi sampah:

1. **Prediksi Menggunakan Gambar:** Dimana pengguna dapat mengunggah gambar untuk melakukan prediksi jenis sampah. Tombol biru bertuliskan "Gunakan Gambar" tersedia untuk memulai.
2. **Prediksi Real-Time:** Dimana pengguna dapat memanfaatkan kamera untuk mendeteksi sampah secara langsung. Tombol hijau bertuliskan "Real-Time Kamera" tersedia untuk mengaktifkan fitur ini.

4.7.2. Tampilan Halaman Prediksi Menggunakan Gambar

Komponen utama di halaman ini adalah form untuk mengunggah gambar sampah.

1. Input Field "Choose File"



Pengguna dapat memilih file gambar sampah dari perangkat melalui tombol Choose File. File yang dipilih akan diinput untuk proses klasifikasi.

2. Tombol "Klasifikasi"

Setelah memilih gambar, pengguna dapat mengklik tombol yang berwarna biru untuk memulai proses klasifikasi gambar. Gambar tersebut akan dikirim ke server untuk diproses menggunakan model CNN yang telah diimplementasikan.

Gambar 12. Tampilan halaman prediksi sampah

Setelah proses klasifikasi selesai, website akan menampilkan hasil pengklasifikasian gambar sampah. Hasil klasifikasi mencakup:

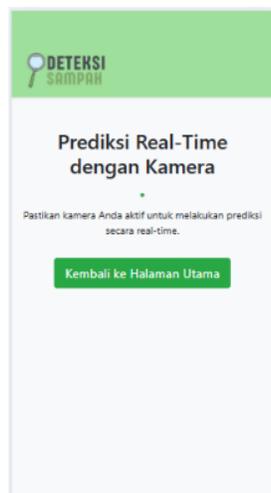
- **Jenis Sampah:** Contohnya kardus, botol plastik, dan sebagainya.
- **Akurasi:** Tingkat keakuratan prediksi klasifikasi.
- **Kategori Daur Ulang:** Apakah sampah tersebut dapat didaur ulang atau tidak.
- **Jenis Sampah:** Dikategorikan sebagai Organik atau Anorganik.

Pengklasifikasian ini bertujuan untuk membantu pengguna dalam memahami karakteristik sampah yang terdeteksi. Lalu untuk kembali ke halaman utama, pengguna dapat menekan tombol yang bertuliskan "Kembali Ke Halaman Utama"



Gambar 13. Tampilan hasil klasifikasi sampah

4.7.3. Tampilan Halaman Prediksi Secara Real-Time



Gambar 14. Tampilan halaman prediksi sampah secara *real-time*

Website menampilkan halaman yang berfungsi untuk prediksi sampah secara *real-time* menggunakan kamera.

Pada sistem ini pengguna dapat:

1. Pengguna dapat menunjukkan objek sampah langsung ke kamera.
2. Lalu, sistem akan menganalisis gambar secara *real-time* menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN).

3. Hasil prediksi ditampilkan dengan informasi berupa:

- Jenis Sampah
- Tingkat akurasi terhadap hasil prediksi
- Informasi cara pengolahan sampah (misalnya bisa didaur ulang atau tidak)
- Kategori sampah (Organik atau Anorganik)



Gambar 15. Tampilan hasil prediksi secara *real-time*

Untuk Kembali ke halaman utama, pengguna dapat menekan tombol yang bertuliskan "Kembali ke halaman Utama".

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi sampah berbasis algoritma Convolutional Neural Network (CNN) yang diimplementasikan ke dalam website untuk mempermudah pengelompokan sampah menjadi organik dan non-organik. Kebaruan penelitian ini yaitu berhasil mengembangkan klasifikasi sampah menggunakan kamera secara *Real-Time*. Lalu, penelitian ini juga menunjukkan hasil akurasi tinggi, yaitu antara 84,46% hingga 100%. Keunggulan penelitian ini terletak pada klasifikasi sampah menggunakan kamera secara *Real-Time* sedangkan kelemahannya website ini hanya dapat melakukan klasifikasi dua jenis sampah yaitu Organik dan Anorganik. Disarankan untuk penelitian kedepannya agar dapat memperluas kemampuan klasifikasi sistem dalam kategori sampah lainnya (sampah B3, elektronik atau kategori lainnya).

6. UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih kami sampaikan kepada Universitas Negeri Medan, khususnya Program Studi Ilmu Komputer, yang telah memberikan fasilitas serta dukungan moral dan teknis selama penelitian ini berlangsung. Terima kasih juga kepada rekan-rekan peneliti yang turut berkontribusi dalam pengumpulan data dan pengujian model. Semoga hasil dari penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi pengelolaan sampah yang lebih baik dan berkelanjutan.

1355 Implementasi Algoritma CNN dalam Pengembangan Website untuk Klasifikasi Sampah Organik, Dan Non-Organik

ORIGINALITY REPORT

13%

SIMILARITY INDEX

PRIMARY SOURCES

1	ejournal.upnjatim.ac.id Internet	59 words — 1%
2	www.researchgate.net Internet	43 words — 1%
3	journal.mediapublikasi.id Internet	42 words — 1%
4	journal.maranatha.edu Internet	39 words — 1%
5	docplayer.info Internet	34 words — 1%
6	ojs.unud.ac.id Internet	30 words — 1%
7	jurnal.pcr.ac.id Internet	24 words — 1%
8	ojs.smkmerahputih.com Internet	23 words — 1%
9	media.neliti.com Internet	21 words — < 1%

10	baotme.com Internet	20 words — < 1%
11	Sita Alden, Betha Nurina Sari. "Implementasi Algoritma CNN Untuk Pemilahan Jenis Sampah Berbasis Android Dengan Metode CRISP-DM", Jurnal Informatika, 2023 Crossref	17 words — < 1%
12	Tarmin Abdulghani, Radityatama Mulia Sembada. "Pemanfaatan Teknologi Augmented Reality Untuk Memilih Model Kacamata Di Central Optik 165 Dengan Menggunakan Metode Markerless Berbasis Android", Media Jurnal Informatika, 2021 Crossref	16 words — < 1%
13	ojs.unm.ac.id Internet	15 words — < 1%
14	seminar.ilkom.unsri.ac.id Internet	14 words — < 1%
15	journal.irpi.or.id Internet	12 words — < 1%
16	maggotbsf.com Internet	12 words — < 1%
17	repository.ar-raniry.ac.id Internet	12 words — < 1%
18	ejournal.unib.ac.id Internet	11 words — < 1%
19	jurnal.itscience.org Internet	11 words — < 1%

20	www.machineintelligence.com Internet	11 words — < 1%
21	Andrian Herbert Parsaoran Sitohang, Teguh Iman Hermanto, Candra Dewi Lestari. "KLASIFIKASI JENIS PENYAKIT PADA DAUN TUMBUHAN STROBERI MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ARSITEKTUR INCEPTIONV3", Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2024 Crossref	10 words — < 1%
22	Elik Hari Muktafin, Kusrini Kusrini, Emha Taufiq Luthfi. "Analisis Sistem Kendali Robot USMAN untuk Sterilisasi Lantai Masjid dengan Algoritma Proportional Integral Derivative", Jurnal Eksplora Informatika, 2021 Crossref	10 words — < 1%
23	eprints.undip.ac.id Internet	10 words — < 1%
24	etd.repository.ugm.ac.id Internet	10 words — < 1%
25	proceedings.uinsgd.ac.id Internet	10 words — < 1%
26	www.hero.co.id Internet	10 words — < 1%
27	bamspratama01.blogspot.com Internet	9 words — < 1%
28	id.123dok.com Internet	9 words — < 1%
29	Chris Moulana Bachri, Wawan Gunawan. "Deteksi Email Spam menggunakan Algoritma	8 words — < 1%

Convolutional Neural Network (CNN)", Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN), 2024

Crossref

30 Michael M. Rengkung, Josua Kevin Hambari, Amanda S Sembel. "Tingkat Kepuasan Masyarakat Terhadap Kualitas Sistem Pengelolaan Persampahan di Kota Manado", Sabua : Jurnal Lingkungan Binaan dan Arsitektur, 2024

Crossref

8 words — < 1%

31 digilib.unimed.ac.id

Internet

8 words — < 1%

32 epjdatascience.springeropen.com

Internet

8 words — < 1%

33 journal.umkendari.ac.id

Internet

8 words — < 1%

34 tr.scribd.com

Internet

8 words — < 1%

35 Firmansyah Widiarto Prabowo, Ahmad Homaidi, Ahmad Lutfi. "DETEKSI WARNA KULIT MENGGUNAKAN METODE DEEP LEARNING DENGAN ALGORITMA CNN (CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK)", E-Link: Jurnal Teknik Elektro dan Informatika, 2024

Crossref

6 words — < 1%

EXCLUDE QUOTES OFF

EXCLUDE BIBLIOGRAPHY OFF

EXCLUDE SOURCES OFF

EXCLUDE MATCHES OFF