

Penggunaan CNN Untuk Menentukan Jumlah Kalori Pada Sayuran Dan Buah Menggunakan Image Processing

Ryo Ardiansyah¹, Arya Cahya Fajarulloh², Brilliant Aprilio Soelidana Putra³

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹rioardiansah912@gmail.com, ²aryac5240@gmail.com, ³brilliantaprilio87@gmail.com

Abstrak – Peningkatan kesadaran masyarakat terhadap pola makan sehat telah mendorong kebutuhan akan teknologi yang dapat membantu memantau asupan kalori secara mudah dan akurat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi citra untuk menentukan jumlah kalori pada sayuran dan buah menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Metode CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola visual pada citra, yang sangat berguna dalam klasifikasi objek makanan dengan karakteristik beragam. Dataset yang digunakan terdiri dari berbagai gambar sayuran dan buah yang dilabeli dengan informasi kalori yang relevan. Model CNN dilatih menggunakan data latih yang telah diproses dan dievaluasi dengan menggunakan data uji untuk memastikan akurasi prediksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode CNN mampu memberikan prediksi kalori yang cukup akurat dengan tingkat akurasi mencapai 99%, menunjukkan potensi penggunaan teknologi ini dalam aplikasi sehari-hari, seperti pemantauan diet dan kesehatan. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan aplikasi berbasis AI untuk mendukung gaya hidup sehat dan pengelolaan asupan kalori secara efisien.

Kata Kunci — klasifikasi Citra, CNN, Kalori, Sayuran, Buah, Pengenalan Pola

1. PENDAHULUAN

Peningkatan kesadaran masyarakat akan pentingnya pola hidup sehat telah mendorong perlunya alat yang dapat memudahkan pemantauan asupan kalori, terutama di tengah gaya hidup modern yang cenderung memicu pola makan kurang sehat[1]. Mengelola konsumsi kalori sesuai dengan kebutuhan individu sangat penting untuk menjaga kesehatan dan mengurangi risiko berbagai penyakit kronis, seperti *obesitas*, *diabetes*, *hipertensi*, dan penyakit jantung[2]. Diet yang seimbang, terutama dengan memasukkan sayuran dan buah sebagai sumber makanan rendah kalori namun kaya nutrisi, merupakan langkah penting dalam menjaga kesehatan jangka panjang[3]. Namun, mengetahui kandungan kalori setiap jenis makanan, termasuk sayuran dan buah, sering kali menjadi tantangan bagi banyak orang, terutama jika informasi tersebut tidak mudah diakses atau sulit untuk diestimasi secara akurat.

Akurasi dalam deteksi gambar menggunakan teknologi kecerdasan buatan (AI) membuka peluang baru untuk membuat alat pemantauan kalori yang lebih mudah digunakan[4]. Berbagai metode berbasis AI, terutama dalam bidang visi komputer, telah dikembangkan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan objek dalam gambar, yang sangat relevan dalam konteks pengenalan makanan. Salah satu metode yang unggul dalam klasifikasi citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), algoritma *deep learning* yang dirancang khusus untuk mengenali pola-pola visual kompleks[5]. CNN dapat mengenali dan mengekstraksi fitur visual dari citra secara otomatis, seperti bentuk, warna, dan tekstur, yang memungkinkan sistem untuk mengidentifikasi jenis makanan berdasarkan karakteristik visual yang spesifik.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem berbasis CNN yang dapat mengklasifikasikan citra sayuran dan buah, serta memperkirakan kandungan kalori dari setiap jenis makanan yang teridentifikasi. Dengan adanya teknologi ini, diharapkan masyarakat dapat memantau asupan kalori dengan lebih mudah dan akurat, tanpa perlu mengandalkan tabel kalori atau perhitungan manual yang cenderung tidak praktis. Selain itu, aplikasi ini juga diharapkan dapat membantu pengguna dalam mengelola pola makan yang sesuai dengan kebutuhan kalori harian mereka, yang akan mendukung gaya hidup sehat secara keseluruhan. Sistem ini dapat diintegrasikan ke dalam perangkat seluler atau aplikasi web, memungkinkan akses yang mudah bagi pengguna kapan saja dan di mana saja.

Melalui penerapan teknologi pengenalan citra berbasis CNN, diharapkan sistem ini dapat memberikan kontribusi positif dalam mendukung upaya pencegahan penyakit terkait pola makan dan meningkatkan kualitas hidup masyarakat secara umum.

2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini menggunakan metode CNN untuk melakukan image processing mendeteksi gambar sayuran dan buah untuk di berikan keterangan kategori dan jumlah kalori pada gambar yang di proses.

2.1 Analisa Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data jenis sayur dan buah-buahan yang di dapatkan pada dataset kaggle. Sampel gambar yang digunakan jenis-jenis sayuran dan buah 3.821 gambar. Kemudian dilakukan klasifikasi dan jumlah kalori.

Tabel 1. Dataset

Sample	Jumlah Data	Sumber Data
Sayuran dan buah	3.821	Diambil dari kaggle
Total	3.821	

Tabel 2. Detail Dataset

Sample data			
Sayuran	Jumlah data	Buah	Jumlah data
Beetroot	107	Apple	88
Bell pepper	109	Banana	90
cabbage	112	Chilli pepper	106
Capsicum	109	Garlic	112
Carrot	101	Grapes	119
Cauliflower	99	Jalepeno	106
Corn	107	Kiwi	108
Cucumber	114	Lemon	102
Eggplant	104	Mango	106
Ginger	88	Orange	88
Lettuce	115	Paprika	103
Onion	114	Pear	109
Peas	120	Pineapple	119
Potato	97	Pomegranate	99
Raddish	100	Soy beans	117
Spinach	117	Watermelon	104
Sweet corn	111		
Sweetpotato	89		
Tomato	112		
Turnip	118		

Pada tabel satu adalah jumlah data set yang diambil dari kaggle. Pada tabel dua adalah detail dataset yang berisikan nama jenis sayuran dan buah. Dan dataset dibagi menjadi 3 bagian yaitu. Dataset Pengujian 359 gambar , Dataset Pelatihan 3.111 gambar , dan Dataset Validasi 351 gambar.

2.2 Modeling Data

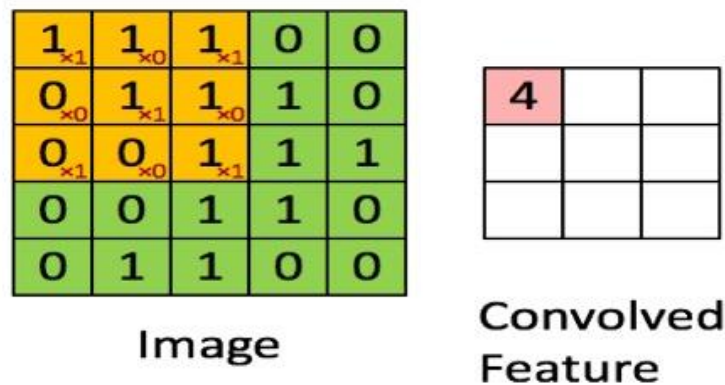
Pada penelitian ini , proses modeling data menggunakan metode *Convolutional Neural Network*, yang merupakan salah satu pendekatan *deep learning* yang sangat efektif untuk pengenalan pola dan klasifikasi pada data citra.

2.3 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network adalah jenis algoritma deep learning yang dapat menerima input gambar dan menentukan obyek pada gambar yang dapat digunakan sebagai sumber mengenali gambar untuk membedakan antara setiap gambar yang ada[6]. Pada umumnya *Convolutional Neural Network* terdiri atas beberapa lapisan yaitu :

- a) *Convoolution Layer*

Convolutional layer terdiri dari neuron yang tersusun sedemikian rupa sehingga membentuk sebuah filter dengan panjang dan tinggi (pixels) [7]. Proses konvolusi menggunakan kernel dan stride, proses konvolusi ini adalah proses kombinasi antara dua buah matriks yang berbeda untuk menghasilkan suatu nilai matriks yang baru. Dalam pengolahan citra, konvolusi berarti mengaplikasikan sebuah kernel pada citra di semua offset yang memungkinkan seperti pada gambar 2.2 berikut :



Gambar 1. Convolution Layer

Dalam gambar 1 terdapat Image (Citra) matriks hijau berukuran 5×5, yang merupakan input dan Kernel (Filter) matriks berukuran 3×3 berwarna kuning, berisi angka bobot seperti 1,0. Kernel digunakan untuk mengekstrak fitur dari citra. Sehingga menghasilkan *Convolved Feature* matriks hasil konvolusi. Berikut adalah cara menghitung konvolusi.

Kernel/Filter, *Kernel* atau filter yang digunakan memiliki ukuran 3×3, dengan nilai

$$\begin{matrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{matrix}$$

Sub-Matriks *Input*: Sub-matriks pertama dari *input* yang diambil adalah

$$\begin{matrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{matrix}$$

Perkalian Elemen-wise: Setiap elemen pada *kernel* dikalikan dengan elemen pada sub-matriks *input* yang sesuai

$$\begin{matrix} 1.1 & 0.1 & 1.1 & 1 & 0 & 1 \\ 0.0 & 1.1 & 0.1 & = & 0 & 1 & 0 \\ 1.0 & 0.0 & 1.1 & & 0 & 0 & 1 \end{matrix}$$

Penjumlahan: Hasil dari perkalian elemen-wise dijumlahkan

$$1 + 0 + 1 + 0 + 1 + 0 + 0 + 0 + 1 = 4$$

Hasil nilai hasil konvolusi untuk posisi pertama adalah 4, seperti yang ditunjukkan pada gambar.

b) *Pooling Layer*

Pooling layer adalah untuk mensubsampelkan citra masukan untuk mengurangi beban komputasi, penggunaan memori, dan jumlah parameter. Ini membantu untuk menghindari overfitting dalam tahap pelatihan. Mengurangi ukuran gambar input juga membuat jaringan saraf mentolerir sedikit pergeseran gambar. Semantik spasial dari operasi konvolusi bergantung pada skema padding yang dipilih [8]. Lapisan pooling bekerja di setiap tumpukan feature map dan melakukan pengurangan pada ukurannya. Bentuk lapisan pooling umumnya dengan menggunakan filter dengan ukuran 2×2 yang diaplikasikan dengan langkah sebanyak dua dan beroperasi pada setiap irisan dari inputnya [9].

c) *Fully Connected Layer*

Fully Connected Layer terletak di bagian akhir dalam paling akhir dan merupakan sebuah lapisan di mana semua *neuron* aktif di lapisan sebelumnya terhubung ke *neuron* di lapisan berikutnya seperti Jaringan Syaraf Tiruan. Aktivitas di level sebelumnya perlu diubah menjadi data satu arah sebelum terhubung ke semua neuron di level yang sepenuhnya terhubung. *Fully Connected Layer* digunakan dalam pendekatan MLP dan dimaksudkan untuk memproses data sehingga dapat diklasifikasikan [10]

Pada arsitektur juga menggunakan *dropout*, *loss function* dan *optimizer* agar model memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan jamur. Dropout adalah teknik regularisasi untuk mengurangi *overfitting neural network* dengan memilih sejumlah *neuron* secara acak dan tidak digunakan pada proses *training*. Selain mengurangi overfitting, penerapan *Dropout* untuk mengoptimalkan model pelatihan [11]

d) MobileNet

Arsitektur yang digunakan untuk deteksi kalori pada buah dan sayuran menggunakan MobileNet. MobileNet merupakan salah satu model dalam CNN yang cukup efisien dan ringan terutama untuk perangkat mobile yang memiliki sumber daya terbatas[12].

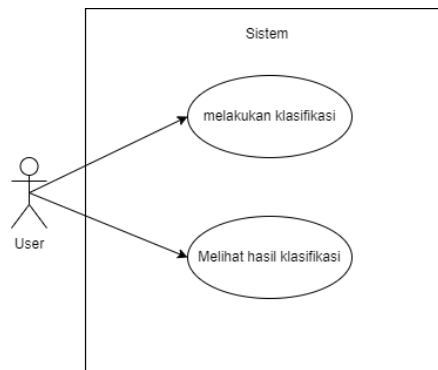
2.4 Proses Training

Proses *training* adalah tahapan di mana model CNN dilatih menggunakan data pelatihan untuk mengenali pola atau fitur yang relevan dari dataset [13]. Data diproses secara bertahap melalui iterasi yang disebut epoch, dan model memperbarui parameter seperti bobot dan bias menggunakan algoritma optimasi berdasarkan kesalahan prediksi yang diukur oleh fungsi loss. Proses ini melibatkan *forward propagation* untuk menghasilkan prediksi dan *backward propagation* untuk memperbaiki kesalahan. Untuk mencegah overfitting, digunakan teknik seperti dropout, regularisasi, dan early stopping. Dengan *training* yang optimal, model mampu menghasilkan prediksi yang akurat pada data baru [14].

2.5 Proses Testing

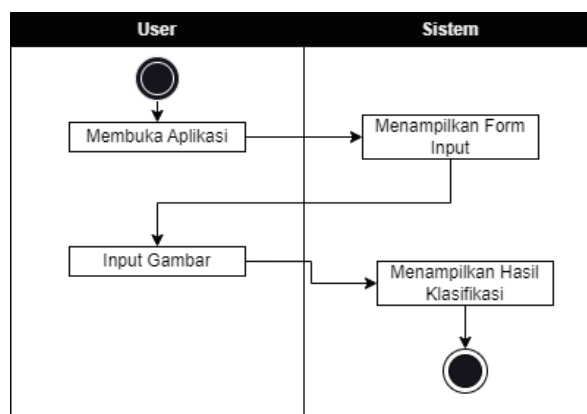
Proses testing adalah tahapan evaluasi model yang telah dilatih untuk mengukur kemampuan generalisasi terhadap data baru yang belum pernah digunakan selama pelatihan [15]. Pada tahap ini, model diuji dengan menggunakan dataset uji yang terpisah dari data pelatihan untuk mengukur kinerja dan akurasi. Hasil dari testing memberikan gambaran tentang kemampuan model dalam memprediksi data di luar sampel pelatihan, yang mencerminkan kualitas generalisasi model. Proses ini penting untuk memastikan bahwa model tidak mengalami overfitting dan dapat digunakan secara andal dalam situasi dunia nyata.

2.6 Analisa Sistem



Gambar 2. Usecase Diagram

Pada gambar 2 adalah usecase diagram , sistem berfokus pada proses klasifikasi Dimana user melakukan klasifikasi dan melihat hasil klasifikasi sedangkan sistem bertugas memproses gambar yang diunggah dan memberikan hasil klasifikasi dan jumlah kalori.

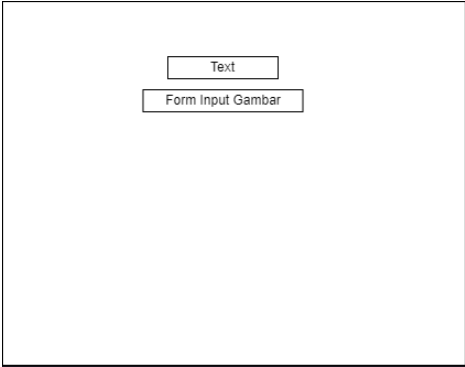


Gambar 3. Activity Diagram

Pada gambar 3 activity diagram merupakan penjelasan kegiatan user ketika sistem di jalankan dengan alur user menjalankan aplikasi kemudian sistem menampilkan form input gambar . pada form input user meng-input gambar dan sistem akan memproses gambar dan menampilkan hasil klasifikasi dan memberikan keterangan berapa jumlah kalori nya.

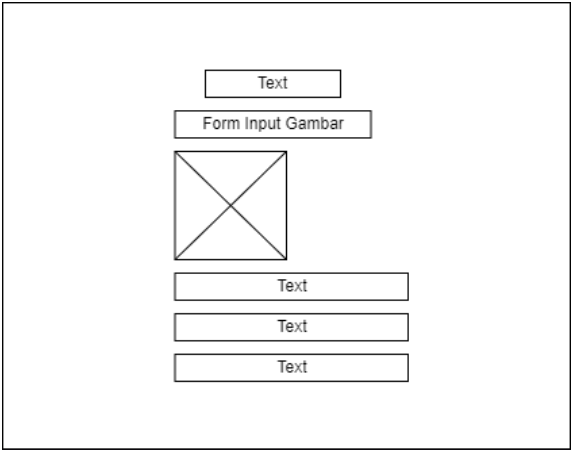
2.7 Desain Antar Muka

Berikut adalah tampilan penggunaan cnn untuk menentukan jumlah kalori pada sayuran dan buah menggunakan image processing berbasis website.



Gambar 4. Form input

Pada gambar 4 adalah halam form input untuk menginput gambar yang ingin di klasifikasi , terdapat form input untuk menginputkan gambar.



Gambar 5. Halaman Hasil

Pada gambar 5 adalah halaman hasil setelah melakukan proses input gambar sistem akan otomatis melakukan klasifikasi pada gambar yang di input , pada halaman ini terdapat gambar yang di input dan hasil klasifikasi serta prediksi nama dari hasil gambar yang di input dan jumlah kalornya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada hasil dan pembahasan ini menjelaskan metode yang digunakan dalam penelitian untuk mencapai tujuan yang telah dirumuskan. Penelitian ini menggunakan pendekatan berbasis teknologi kecerdasan buatan, khususnya algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN), untuk mengembangkan sistem klasifikasi citra guna menentukan jumlah kalori pada sayuran dan buah.

3.1 Analisa data

Tabel 3. Sample Dataset

Sample data	
Sayuran	Buah
Beetroot	Apple
Bell pepper	Banana
cabbage	Chilli pepper
Capsicum	Garlic
Carrot	Grapes
Cauliflower	Jalepeno
Corn	Kiwi
Cucumber	Lemon
Eggplant	Mango

Ginger	Orange
Lettuce	Paprika
Onion	Pear
Peas	Pineapple
Potato	Pomegranate
Raddish	Soy beans
Spinach	Watermelon
Sweet corn	
Sweetpotato	
Tomato	
Turnip	

Pada tabel 3 menjelaskan tentang proses analisa data pada penelitian ini , data yang digunakan adalah data jenis sayuran dan buah , data bersumber dari kaggle untuk dilakukan proses klasifikasi dan menentukan jumlah kalori.

3.2 Modeling data

```
pretained_model= tf.keras.applications.MobileNetV2(  
    input_shape=(224, 224, 3),  
    include_top=False,  
    weights='imagenet',  
    pooling='avg'  
)  
  
pretained_model.trainable = False
```

Gambar 6. Modeling Data

Pada gambar 6 menjelaskan model klasifikasi menggunakan arsitektur MobileNet sebagai model dasar (pretrained model) dengan bobot awal dari dataset ImageNet. MobileNet dipilih karena keunggulannya dalam efisiensi dan kinerja yang baik pada tugas pengenalan pola dan klasifikasi gambar, terutama pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya.

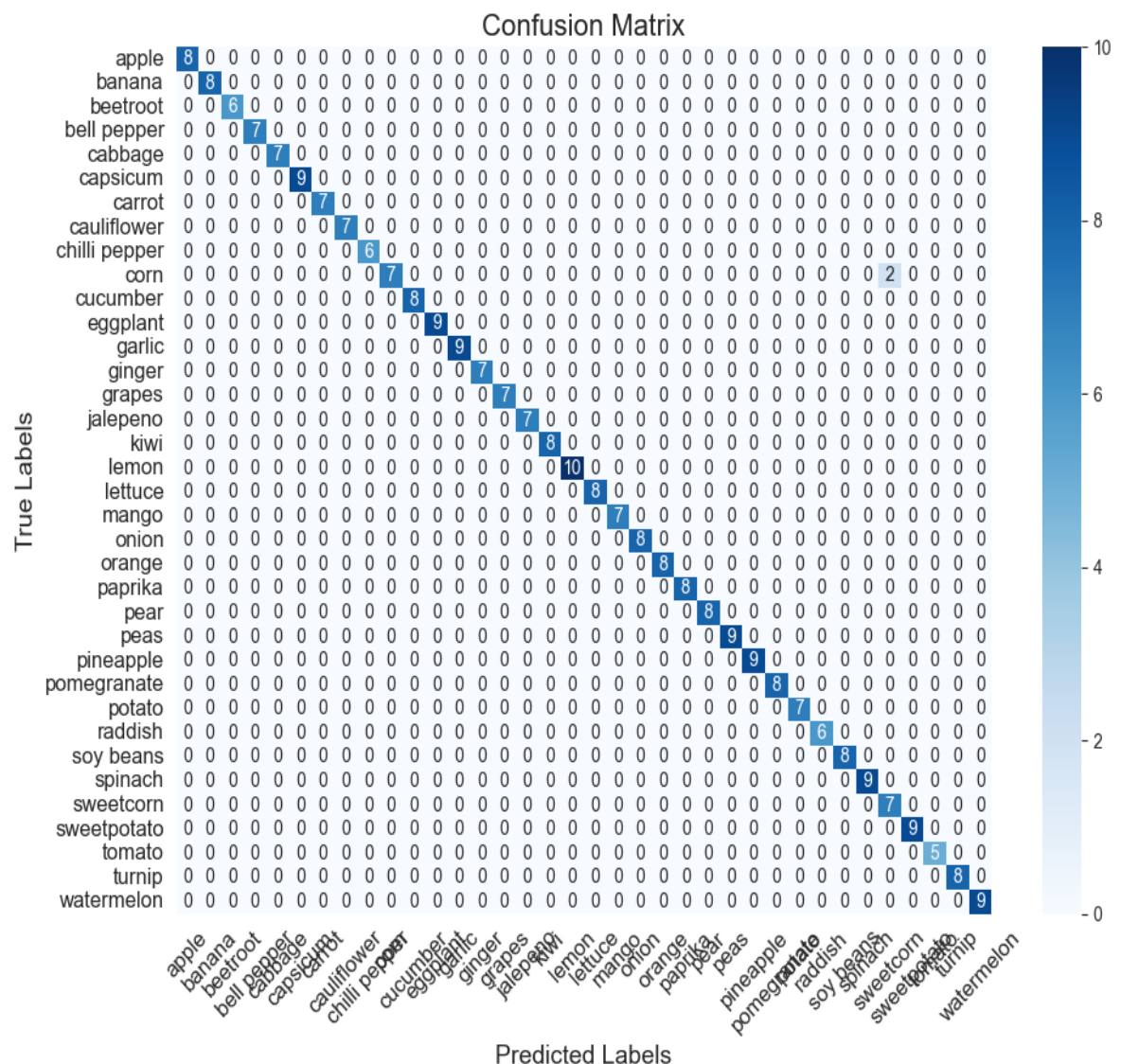
3.3 Proses Training

Pada bagian proses *Training*, disajikan hasil dan analisis dari pengujian menentukan jumlah kalori pada sayuran dan buah menggunakan Mobilenet dengan variasi beberapa parameter inisialisasi. Pada penelitian ini, akan menggunakan parameter - parameter yang meliputi *batchsize*, *epoch*, *dropout*, *learning rate*, dan *optimizer*. Dalam penelitian ini dilakukan pengujian dengan menggunakan nilai batch size 12, jumlah *epoch* 5, *dropout* 0.2, *learning rate* 0.00001 dengan penggunaan *optimizer Adam*. Model menunjukkan pembelajaran yang baik dan konsisten selama 5 *epoch*. Tidak ada tanda-tanda overfitting, karena loss dan *val_loss* terus menurun, serta akurasi pelatihan dan validasi meningkat tanpa selisih yang besar. Hasil akhir menunjukkan bahwa model sangat baik dalam mempelajari data pelatihan sekaligus mampu melakukan generalisasi dengan baik pada data validasi.

Tabel 4. Proses Training

Epoch	Loss	Accuracy	Val Loss	Val Accuracy
1	3.4976	0.1286	2.3841	0.4964
2	1.9999	0.6	1.2175	0.7964
3	0.9562	0.8214	0.466	0.9429
4	0.3869	0.9536	0.1951	0.975
5	0.15	0.9893	0.0839	0.9929

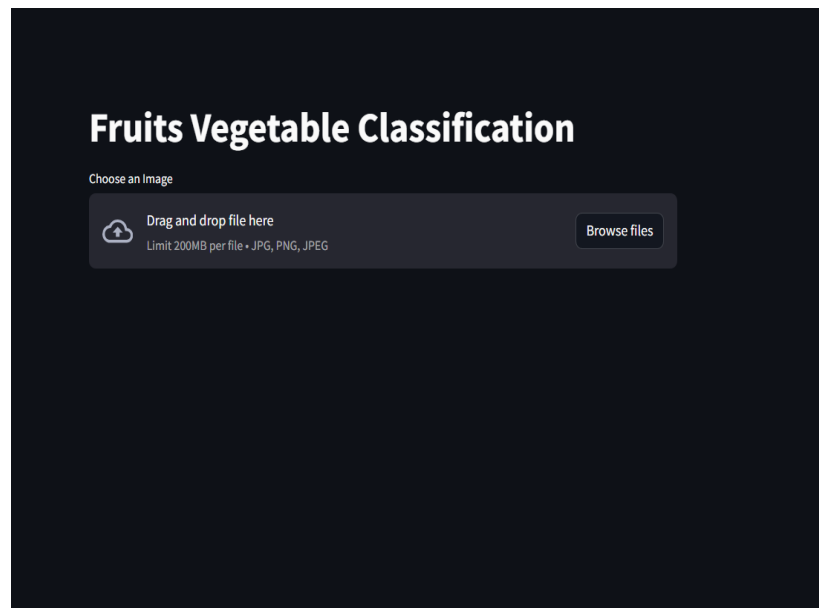
3.4 Proses Testing



Gambar 7. Confusion Metrix

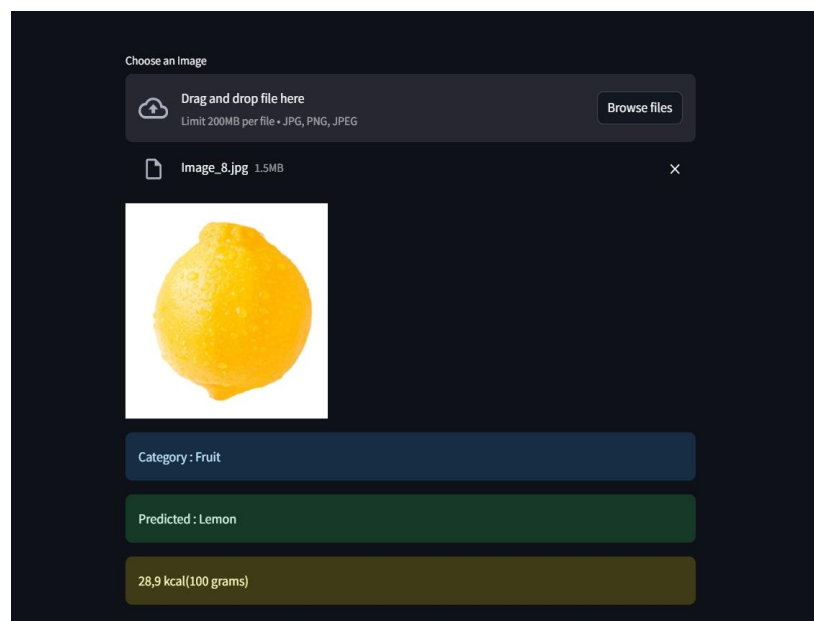
Confusion matrix yang ditampilkan di gambar menunjukkan hasil prediksi model terhadap data uji, dengan sumbu X mewakili label yang diprediksi dan sumbu Y mewakili label sebenarnya. Sel-sel pada matriks menunjukkan jumlah data yang diprediksi dalam setiap kategori. Diagonal utama (dari kiri atas ke kanan bawah) menunjukkan jumlah prediksi yang benar, di mana nilai-nilai ini menunjukkan jumlah sampel yang diprediksi sesuai dengan label sebenarnya. Sebaliknya, sel di luar diagonal utama menunjukkan jumlah prediksi yang salah, yaitu ketika sampel dengan label sebenarnya tertentu diprediksi sebagai label lain. Warna biru yang semakin gelap menandakan jumlah prediksi yang lebih tinggi untuk kombinasi label tersebut. Untuk contoh, pada baris "apple" dan kolom "apple", terdapat angka 8, yang berarti ada 8 sampel dengan label "apple" yang diprediksi dengan benar sebagai "apple". Sebaliknya, jika ada nilai yang lebih tinggi di luar diagonal, seperti pada sel yang menunjukkan peralihan antara dua label, itu menunjukkan kesalahan prediksi yang signifikan. Model idealnya akan memiliki nilai-nilai yang terpusat di diagonal utama, menunjukkan bahwa model dapat memprediksi dengan sangat akurat

3.5 Analisis Sistem



Gambar 8. User Input

Pada gambar 8 menjelaskan bahwa user menginput gambar terlebih dahulu untuk nantinya gambar tersebut akan di proses oleh sistem.



Gambar 9. User Melihat Hasil

Pada gambar 9 menjelaskan tentang user dapat melihat hasil klasifikasi kalori dan jenis buah atau sayuran yang diambil beberapa sampel acak dengan menggunakan model CNN MobileNet. Pada data yang diklasifikasikan dengan benar sebagai kelas sebenarnya dan hasil perhitungan kalori.

4. SIMPULAN

Kesimpulan dari dokumen ini adalah penelitian menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mendeteksi jumlah kalori dalam sayuran dan buah berbasis pengolahan citra. Penelitian menunjukkan bahwa model CNN yang dilatih dengan dataset gambar sayuran dan buah mampu mencapai akurasi tinggi hingga 99,03% tanpa *overfitting*. Sistem ini dirancang untuk memberikan hasil klasifikasi visual dan prediksi jumlah kalori, sehingga dapat membantu pengguna memantau asupan kalori dengan mudah. Hasil penelitian ini menunjukkan potensi besar dalam mendukung pola hidup sehat berbasis teknologi.

5. SARAN

Penelitian selanjutnya dapat fokus pada diversifikasi dataset dengan memasukkan variasi makanan lokal dan kondisi pencahayaan, serta mengembangkan fitur pengukuran porsi makanan untuk estimasi kalori yang lebih akurat. Selain itu, sistem dapat ditingkatkan dengan analisis real-time menggunakan kamera perangkat seluler dan optimasi model agar kompatibel dengan perangkat berspesifikasi rendah. Dengan tambahan fitur seperti rekomendasi diet dan kolaborasi multi-disiplin, sistem ini berpotensi menjadi alat praktis mendukung gaya hidup sehat masyarakat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Rasyidin and Irwansyah, “Dampak Sosial Media Terhadap Dinamika Masyarakat Indonesia: Analisis Konseptual Dan Studi Literatur,” *J. Ilmu Komun. Dan Media Sos.*, vol. 3, no. 3, pp. 827–836, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.47233/jkomdis.v3i3.1213>
- [2] Agus Mulyana *et al.*, “Menumbuhkan Gaya Hidup Sehat Sejak Dini Melalui Pendidikan Jasmani, Olahraga, Dan Kesehatan,” *J. Bintang Pendidik. Indones.*, vol. 2, no. 2, pp. 321–333, 2024, doi: 10.55606/jubpi.v2i2.2998.
- [3] M. Lihawa *et al.*, “Pengembangan Aplikasi Sistem Pakar Deteksi Dini Hama Dan Penyakit Tanaman Jagung Development of an Expert System Application for Early Detection of Pests and Diseases of Maize Plants,” *J. Penelit. Pertan. Terap.*, vol. 24, no. 1, pp. 67–113, 2023, [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.25181/jppt.v24i1.3301>
- [4] S. Sallu, Q. Qammaddin, A. Ashari, and N. Nursamsir, “Tinjauan Literature : Pembelajaran Digital Administrasi Publik berbasis Artificial Intelligence (AI),” *Remik*, vol. 7, no. 1, pp. 367–380, 2023, doi: 10.33395/remik.v7i1.12064.
- [5] A. Maya, K. Putri, A. F. Rozi, S. Informasi, U. Mercu, and B. Yogyakarta, “IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM DETEKSI TINGKAT KEMATANGAN BUAH TOMAT BERDASARKAN WARNA KULIT,” vol. 8, no. 5, pp. 10388–10394, 2024.
- [6] U. S. Rahmadhani and N. L. Marpaung, “Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN,” *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 2, pp. 169–173, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i2.5229.
- [7] I. Suhardin, A. Patombongi, and A. M. Islah, “MENGIDENTIFIKASI JENIS TANAMAN BERDASARKAN CITRA DAUN MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK,” *Simtek J. Sist. Inf. dan Tek. Komput.*, vol. 6, no. 2, pp. 100–108, 2021, doi: 10.51876/simtek.v6i2.101.
- [8] Normalisa, A. Rachmaniar, D. Diana, M. Saefudin, and R. Parulian, “Application Of Computer Vision Detection Of Apples And Oranges Using Python Language,” *J. Inf. Syst. Informatics Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 455–466, 2022, doi: 10.52362/jisicom.v6i2.946.
- [9] K. Azmi, S. Defit, and S. Sumijan, “Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat,” *J. Unitek*, vol. 16, no. 1, pp. 28–40, 2023, doi: 10.52072/unitek.v16i1.504.
- [10] A. Kholik, “Klasifikasi Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Tangkapan Layar Halaman Instagram,” *J. Data Min. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 2, p. 10, 2021, doi: 10.33365/jdmsi.v2i2.1345.
- [11] S. Suhendar, A. Purnama, and E. Fauzi, “Deteksi Penyakit Pada Daun Tanaman Ubi Jalar Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *J. Ilm. Inform. Glob.*, vol. 14, no. 3, pp. 62–67, 2023, doi: 10.36982/jiig.v14i3.3478.
- [12] R. Bong and C. Lubis, “Pengenal Nama Model Sepatu Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Model MobileNetV2,” *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.*, 2020.
- [13] A. Akram, K. Fayakun, and H. Ramza, “Klasifikasi Hama Serangga pada Pertanian Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 5, no. 2, pp. 397–406, 2023, doi: 10.47065/bits.v5i2.4063.
- [14] D. Raihan Rahmalita, A. Mahmudi, and Y. Agus Pranoto, “Sistem Pendukung Keputusan Kelayakan Pemberian Pinjaman Menggunakan Metode Topsis,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 2, pp. 1214–1220, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.9083.
- [15] R. S. I. Arif Tirtana1, “Implementasi Convolutional Neural Network dengan Arsitektur,” vol. 8, no. 1, pp. 41–47, 2024.