

DETEKSI KALORI PADA CITRA MAKANAN DENGAN ALGORITMA *SINGLE SHOT MULTIBOX DETECTOR*

Fifin Ayu Puspitasari¹, Hotma Pangaribuan²

¹Mahasiswa Program Studi Teknik Informatika, Universitas Putera Batam

²Dosen Program Studi Teknik Informatika, Universitas Putera Batam

email: pb210210003@upbatam.ac.id

ABSTRACT

The increasing prevalence of non-communicable diseases such as obesity and diabetes mellitus has become a major public health concern in Indonesia. Uncontrolled food consumption is one of the primary contributing factors to these issues. Therefore, a system is needed to help individuals monitor their calorie intake more effectively. This study aims to develop a food calorie detection system using the Single Shot Multibox Detector (SSD) method. The model is applied to identify and classify food objects with high accuracy. Calorie estimation is performed based on predefined fixed portion rules. The results indicate that the developed system can recognize various types of food in real-time with optimal performance. The implementation of this system is expected to raise public awareness of healthy eating habits and support efforts to prevent non-communicable diseases in Indonesia.

Keywords: *food detection, SSD, calorie estimation, public health, artificial intelligence.*

PENDAHULUAN

Peningkatan prevalensi penyakit tidak menular seperti obesitas dan diabetes melitus menjadi perhatian utama dalam kesehatan masyarakat Indonesia. Data Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) menunjukkan bahwa prevalensi obesitas sentral pada penduduk Indonesia meningkat dari 18,8% pada tahun 2007 menjadi 31% pada tahun 2018 (Rewasan et al., 2022). Kondisi ini sering kali disebabkan oleh ketidakseimbangan antara asupan kalori dan pengeluaran energi, yang mengarah pada penumpukan kalori berlebih dalam tubuh. Menurut data dari WHO Global Report, pada tahun 2000, Indonesia mencatat

sekitar 8,4 juta kasus diabetes. Proyeksi untuk tahun 2030 menunjukkan peningkatan signifikan menjadi sekitar 21,3 juta penderita diabetes di Indonesia. Kondisi ini sering kali disebabkan oleh kelebihan asupan kalori yang tidak seimbang dengan energi yang dibakar oleh tubuh (Dandi et al., 2021)

Seiring dengan perkembangan teknologi, berbagai penelitian telah dilakukan untuk membantu masyarakat dalam mengelola pola makan dan asupan kalori. Misalnya, penelitian oleh Udayana dan Nugraha (2020) yang menggunakan pendekatan berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk memprediksi kandungan kalori dari makanan melalui citra visual. Dalam studi tersebut, sistem berhasil

mengidentifikasi beberapa jenis makanan dengan akurasi rata-rata sebesar 86%, meskipun masih menghadapi tantangan dalam pengolahan data yang kompleks. Hal ini menunjukkan potensi besar teknologi kecerdasan buatan dalam mendukung gaya hidup sehat masyarakat (Darma Udayana & Nugraha, 2020). Namun, masih terdapat keterbatasan dalam penelitian-penelitian tersebut, terutama dalam hal akurasi dan efisiensi deteksi jenis makanan serta estimasi kandungan kalornya. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih canggih untuk meningkatkan akurasi dan kecepatan dalam mendeteksi jenis makanan dan estimasi kandungan kalornya. Salah satu metode yang potensial adalah penggunaan algoritma *Single Shot Multibox Detector* (SSD), yang dikenal memiliki keunggulan dalam mendeteksi objek dengan akurasi tinggi dan pemrosesan yang cepat (Riswanto et al., 2024).

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pendeteksi kalori makanan dengan menggunakan metode SSD. Dengan memanfaatkan model kecerdasan buatan dan bantuan kamera pada perangkat ponsel, sistem ini diharapkan dapat membantu pengguna dalam mengestimasi jumlah kalori yang dikonsumsi dari makanan secara lebih akurat dan efisien. Sistem ini dirancang untuk secara otomatis mengidentifikasi dan memperkirakan jumlah kalori dalam makanan berdasarkan citra visual, sehingga dapat menjadi alat yang efektif dalam membantu individu mengelola asupan kalori mereka dan mencegah risiko penyakit terkait kelebihan kalori.

KAJIAN TEORI

2.1 *Deep learning*

Deep learning adalah salah satu cabang dari machine learning yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan (*artificial neural networks*) dengan banyak lapisan (*deep neural networks*) untuk memproses dan menganalisis data yang kompleks. Dalam beberapa tahun terakhir, *Deep learning* telah menjadi pendekatan utama dalam berbagai aplikasi, termasuk pengenalan gambar, pemrosesan bahasa alami, dan deteksi objek. Keunggulan utama *Deep learning* terletak pada kemampuannya untuk secara otomatis mengekstrak fitur-fitur penting dari data tanpa memerlukan rekayasa fitur secara manual (Goodfellow et al., 2019).

2.2 Deteksi Objek

Dalam konteks deteksi objek, *Deep learning* telah mengubah paradigma dari metode tradisional menjadi pendekatan yang lebih efisien dan akurat. Deteksi objek adalah proses untuk mengenali dan menentukan lokasi objek-objek tertentu dalam sebuah citra. Algoritma deteksi objek berbasis *deep learning*, seperti *Single Shot Multibox Detector* (SSD) dan *You Only Look Once* (YOLO), mampu melakukan deteksi objek secara *real-time* dengan tingkat akurasi yang tinggi. Algoritma-algoritma ini memanfaatkan *convolutional neural networks* (CNNs) untuk menganalisis pola visual dalam citra dan mendeteksi keberadaan objek dengan cepat dan efisien (Redmon, 2018).

2.3 Single Shot Multibox Detector

Penelitian mengenai pendeteksian makanan menggunakan algoritma berbasis pengolahan citra telah menjadi topik yang menarik. Algoritma SSD merupakan salah satu metode yang banyak digunakan karena efisiensinya dalam mendeteksi objek secara *real-time* dengan akurasi yang baik. SSD adalah algoritma deteksi objek yang berbasis deep learning, yang memungkinkan pengenalan objek dengan memanfaatkan fitur visual yang diekstraksi dari citra.

Sebagai contoh, penelitian oleh (Riswanto et al., 2024) berhasil mengembangkan sistem pendeteksi kalori makanan tradisional Indonesia menggunakan metode SSD. Sistem ini dirancang untuk secara otomatis mengidentifikasi jenis makanan dan memperkirakan jumlah kalori berdasarkan analisis citra visual. Hasilnya menunjukkan bahwa metode ini dapat memberikan akurasi yang baik dalam mendeteksi berbagai jenis makanan tradisional.

2.3 Pengolahan Citra Digital

Citra digital adalah representasi dua dimensi dari objek visual yang disimpan dalam bentuk data numerik sehingga dapat diproses oleh komputer. Sebuah citra digital dibentuk oleh elemen-elemen terkecil yang disebut piksel, yang merepresentasikan intensitas warna atau tingkat kecerahan dalam koordinat tertentu. Citra digital biasanya direpresentasikan dalam dua jenis utama: citra *grayscale* (hitam-putih) dan citra berwarna (RGB) (Gonzalez et al., 2018). Dalam pengolahan citra digital, terdapat beberapa teknik utama, yaitu

anotasi, *Resizing*, dan mengubah tipe citra. *Anotasi* dilakukan dengan menandai atau memberikan label pada bagian tertentu dari citra untuk keperluan identifikasi atau pelatihan model kecerdasan buatan. *Resizing* mengubah dimensi citra agar sesuai dengan kebutuhan, seperti menyesuaikan ukuran untuk analisis atau kompresi. Sementara itu, mengubah tipe citra adalah proses konversi, seperti dari RGB ke *grayscale* atau dari format JPEG ke PNG, untuk memenuhi kebutuhan analisis atau kompatibilitas.

2.4 Makanan

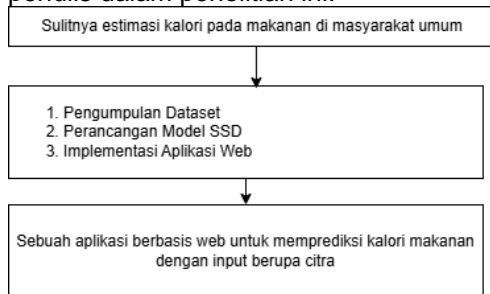
Makanan merupakan kebutuhan dasar yang harus dipenuhi untuk mempertahankan kehidupan manusia (Wardani et al., 2023). Makanan menyediakan energi, mendukung pertumbuhan, memperbaiki jaringan tubuh yang rusak, dan menjaga fungsi metabolisme tubuh.

2.5 Kalori

Kalori adalah satuan energi yang diperoleh dari makanan dan minuman yang dikonsumsi, yang digunakan oleh tubuh untuk menjalankan berbagai fungsi vital seperti pernapasan, sirkulasi darah, dan aktivitas fisik. Setiap makronutrien dalam makanan menyumbang jumlah kalori yang berbeda; misalnya, setiap gram karbohidrat dan protein masing-masing menghasilkan sekitar 4 kalori, sedangkan setiap gram lemak menghasilkan sekitar 9 kalori (Faqih et al., 2023).

2.6 Kerangka Pemikiran

Pada tahap ini, peneliti membangun kerangka pemikiran sebagai dasar penelitian. Berikut kerangka pemikiran penulis dalam penelitian ini.

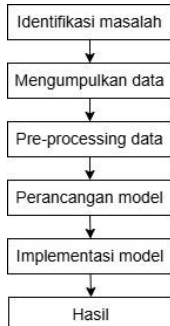


Gambar 1. Kerangka Pemikiran
(Sumber: Data Penelitian,2025)

METODE PENELITIAN

3.1 Desain Penelitian

Desain penelitian menggambarkan rangkaian logika yang digunakan selama pelaksanaan penelitian. Adapun desain penelitian yang diterapkan oleh peneliti dapat dilihat pada Gambar 2 berikut:



Gambar 2. Desain Penelitian
(Sumber: Data Penelitian,2025)

1. Identifikasi masalah
Mengelola asupan kalori sering menjadi tantangan bagi banyak

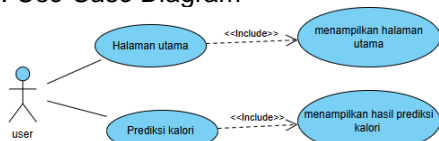
orang akibat minimnya informasi, sehingga dapat memicu gangguan kesehatan akibat kelebihan kalori. Sistem prediksi kalori berbasis citra digital menawarkan estimasi yang lebih akurat dan membantu pengguna dalam mengontrol konsumsi kalori.

2. Mengumpulkan Data
Pengumpulan data citra makanan dilakukan melalui pengambilan foto menggunakan kamera digital atau ponsel, penggunaan katalog makanan, serta pengumpulan data dari situs web atau aplikasi terkait. Proses ini mencakup dua tahap utama: pengumpulan data kalori dan data citra.
3. *Pre-processing data*
Pada tahap ini, data citra makanan diproses, termasuk anotasi, untuk memastikan gambar memiliki format dan kualitas yang sesuai. Proses ini bertujuan meningkatkan akurasi model SSD dalam memprediksi kalori.
4. Perancangan model
Model SSD (*Single Shot Multibox Detector*) dibuat untuk memprediksi dua hal utama dari objek dalam gambar: kategori objek (seperti jenis makanan) dan posisinya, yang direpresentasikan oleh *bounding box*.
5. Implementasi model
Tahap ini menerapkan model SSD yang telah dilatih untuk mendeteksi objek, seperti jenis makanan, dan menentukan lokasinya (*bounding box*) dalam gambar, lalu mengintegrasikannya ke dalam aplikasi dunia nyata.
6. Hasil
Penulis menyimpulkan bahwa model SSD yang dikembangkan efektif

dalam mendeteksi dan mengenali objek makanan dengan akurasi yang cukup untuk prediksi kalori. Sistem ini secara otomatis mempermudah pengguna mengelola asupan kalori harian melalui estimasi berbasis gambar. Implementasi berbasis web meningkatkan aksesibilitas, memungkinkan pengguna mengunggah gambar makanan dan mendapatkan estimasi kalori dengan cepat. Penelitian ini berkontribusi pada integrasi teknologi pengolahan citra digital untuk mendukung pengelolaan kalori dan peningkatan kesehatan masyarakat.

3.2 UML (Unified Model Language)

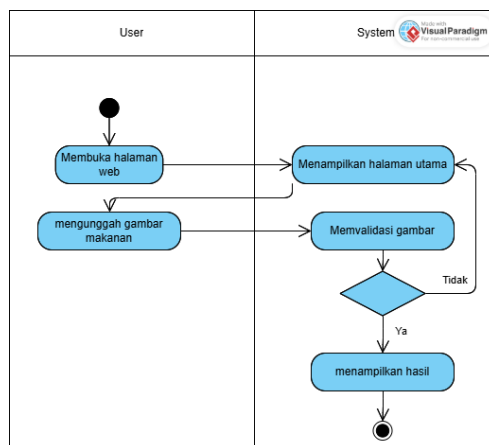
1. Use Case Diagram



Gambar 3. Use Case Diagram
(Sumber: Data Penelitian,2025)

Diagram ini menunjukkan pengguna dapat mengakses halaman utama dan fitur prediksi kalori, masing-masing mencakup proses menampilkan informasi terkait.

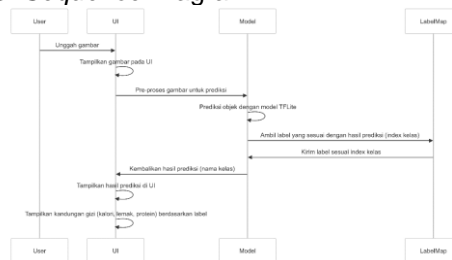
2. Activity Diagram



Gambar 4. Activity Diagram
(Sumber: Data Penelitian,2025)

Diagram ini menunjukkan alur pengguna membuka web, mengunggah gambar makanan, sistem memvalidasi gambar, dan jika valid, menampilkan hasil. Jika tidak valid, proses diulang.

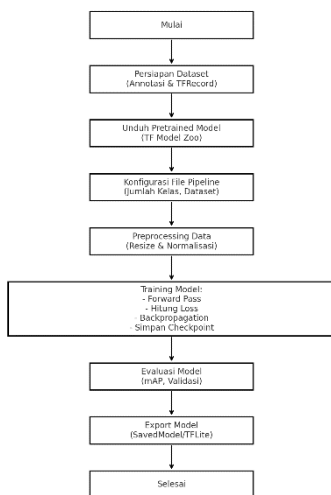
3. Sequence Diagram



Gambar 5. Sequence Diagram
(Sumber: Data Penelitian,2025)

Diagram ini menunjukkan alur pengguna mengunggah gambar, sistem memproses dan memprediksi objek menggunakan model *TFLite*, mengambil label dari *Labelmap*, lalu menampilkan hasil prediksi dan kandungan gizi di UI.

3.3 Flowchart Algoritma Single Shot Mltibox Detector



Gambar 6. Flowchart Algoritma SSD
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

Flowchart ini menggambarkan alur proses pelatihan model deteksi objek menggunakan *TensorFlow*, dengan *TensorBoard* sebagai alat pemantauan. Proses dimulai dengan persiapan dataset, mencakup Anotasi dan konversi ke format *TFRecord*. Selanjutnya, model pra-latih diunduh dari *TensorFlow Model Zoo*, diikuti oleh konfigurasi pipeline yang mencakup jumlah kelas dan jalur dataset. Sebelum pelatihan, data diproses melalui tahap *resize* dan *normalisasi*. Model kemudian dilatih menggunakan *forward pass*, perhitungan *loss*, *backpropagation*, serta penyimpanan *checkpoint*. Selama training, *Learning Rate* dan metrik lainnya dipantau menggunakan *TensorBoard* untuk memastikan proses optimasi berjalan efektif. Setelah evaluasi dilakukan, model diekspor dalam format *SavedModel* atau *TFLite* untuk keperluan deployment.

3.4 Pengumpulan Dataset

Penelitian ini menggunakan tiga teknik pengumpulan data:

1. Observasi Tidak Langsung, dengan mengumpulkan citra makanan dari media sosial dan internet, seperti nasi putih (99 citra) dan rendang (61 citra);
2. Wawancara, untuk memverifikasi data kalori dari *FatSecret* Indonesia oleh ahli gizi, misalnya nasi (100g) 130 kkal; dan
3. Studi Literatur, dengan mengkaji penelitian terkait pengolahan citra, algoritma SSD, dan prediksi kalori makanan untuk memperkuat metodologi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Penelitian

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, hasil yang diperoleh dapat dilihat pada gambar berikut.

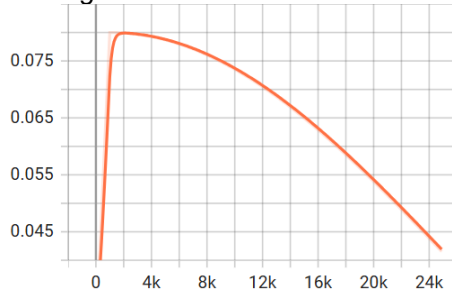


Gambar 7. Hasil deteksi
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

4.2 Pembahasan

Untuk mengevaluasi performa algoritma SSD dengan *MobileNet* dalam tugas seperti deteksi objek dan klasifikasi, fungsi evaluasi ini digunakan untuk menilai sejauh mana model dapat mengidentifikasi dan mengklasifikasikan objek dengan akurasi yang tinggi. Selain itu, evaluasi ini juga membantu memahami kemampuan model dalam mendeteksi kelas dan menentukan lokasi *bounding box* secara presisi. Pada Tabel, disajikan hasil penelitian yang menggambarkan kinerja algoritma ini.

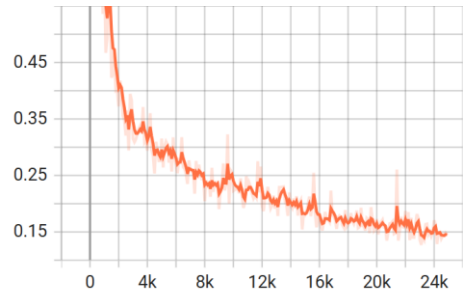
Learning Rate



Gambar 8. *Learning Rate*
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

Grafik ini menunjukkan strategi *Learning Rate scheduling*, di mana *Learning Rate* naik hingga ~4k iterasi lalu turun bertahap hingga ~24k iterasi. Pendekatan ini mempercepat konvergensi di awal dan menstabilkan pelatihan di akhir, mencegah osilasi serta meningkatkan generalisasi model SSD *MobileNet*.

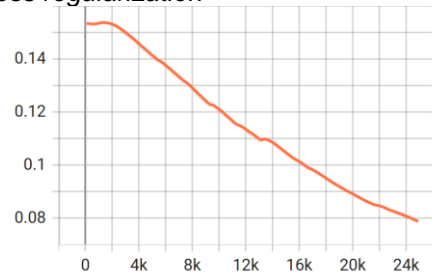
Total Loss



Gambar 9. *Loss Total_Loss*
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

Grafik *Total Loss* menunjukkan penurunan signifikan di awal (~4k iterasi) lalu stabil hingga ~24k iterasi, menandakan model SSD *MobileNet* berhasil dikonvergensi dengan baik. Jika diperlukan peningkatan, bisa dilakukan *tuning hyperparameter* atau augmentasi data.

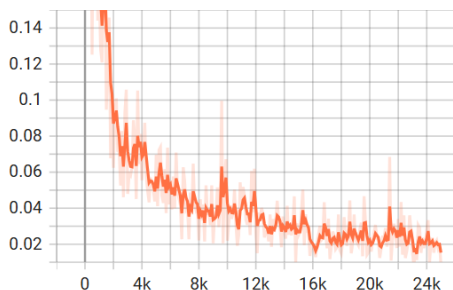
Loss regularization



Gambar 10. *Loss regularization*
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

Grafik *Loss regularization* menunjukkan tren penurunan bertahap dari awal hingga ~24k iterasi, yang menandakan bahwa regularisasi bekerja dengan baik dalam mengurangi kompleksitas model dan mencegah *overfitting*. Penurunan yang konsisten menunjukkan model semakin teroptimasi tanpa kehilangan generalisasi.

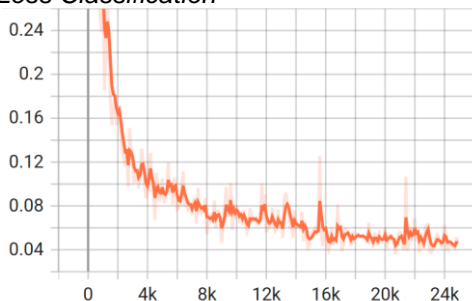
Loss Localization



Gambar 11. Loss Localization
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

Grafik *Loss Localization* menunjukkan penurunan tajam pada awal pelatihan (~4k iterasi) dan kemudian stabil dengan fluktuasi kecil hingga ~24k iterasi. Ini mengindikasikan bahwa model SSD *MobileNet* semakin baik dalam menentukan posisi *bounding box*, dengan kesalahan prediksi yang terus berkurang seiring waktu.

Loss Classification



Gambar 12. Loss Classification
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

Grafik *Loss Classification* menunjukkan penurunan tajam pada awal pelatihan (~4k iterasi), kemudian terus menurun secara bertahap hingga stabil di sekitar 24k iterasi. Ini menandakan bahwa model SSD *MobileNet* semakin baik dalam mengklasifikasikan objek, dengan tingkat kesalahan prediksi yang semakin kecil seiring berjalannya pelatihan.

Evaluasi mAP

```

1 180 18000
2 180 18000
3 180 18000
4 180 18000
5 180 18000
6 180 18000
7 180 18000
8 180 18000
9 180 18000
10 180 18000
11 180 18000
12 180 18000
13 180 18000
14 180 18000
15 180 18000
16 180 18000
17 180 18000
18 180 18000
19 180 18000
20 180 18000
21 180 18000
22 180 18000
23 180 18000
24 180 18000
25 180 18000
26 180 18000
27 180 18000
28 180 18000
29 180 18000
30 180 18000
31 180 18000
32 180 18000
33 180 18000
34 180 18000
35 180 18000
36 180 18000
37 180 18000
38 180 18000
39 180 18000
40 180 18000
41 180 18000
42 180 18000
43 180 18000
44 180 18000
45 180 18000
46 180 18000
47 180 18000
48 180 18000
49 180 18000
50 180 18000
51 180 18000
52 180 18000
53 180 18000
54 180 18000
55 180 18000
56 180 18000
57 180 18000
58 180 18000
59 180 18000
60 180 18000
61 180 18000
62 180 18000
63 180 18000
64 180 18000
65 180 18000
66 180 18000
67 180 18000
68 180 18000
69 180 18000
70 180 18000
71 180 18000
72 180 18000
73 180 18000
74 180 18000
75 180 18000
76 180 18000
77 180 18000
78 180 18000
79 180 18000
80 180 18000
81 180 18000
82 180 18000
83 180 18000
84 180 18000
85 180 18000
86 180 18000
87 180 18000
88 180 18000
89 180 18000
90 180 18000
91 180 18000
92 180 18000
93 180 18000
94 180 18000
95 180 18000
96 180 18000
97 180 18000
98 180 18000
99 180 18000
100 180 18000
    
```

Gambar 13. Kode Evaluasi mAP
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

Dari kode evaluasi *mAP* pada gambar 12. Diatas menghasilkan nilai sebagai berikut

*****mAP Results*****

Class	Average mAP @ 0.5:0.95
Ayam-goreng	81.20%
Kentang-goreng	100.00%
Kerupuk-putih	30.00%
Nasi-goreng	100.00%
Nasi-putih	100.00%
Rendang-sapi	100.00%
Tahu-goreng	95.00%
Telur-goreng	90.00%
Tempe-goreng	33.00%
Terong-balado	20.00%
Tumis-kangkung	100.00%
Overall	77.20%

Gambar 14. Evaluasi mAP
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

Model deteksi objek makanan memiliki *mAP* keseluruhan 77.20%, menunjukkan performa yang cukup baik dalam mendeteksi objek makanan. Beberapa kategori seperti kentang goreng, nasi goreng, dan tumis kangkung mencapai 100% *mAP*, menunjukkan akurasi tinggi. Namun, beberapa kategori seperti kerupuk putih (30%), tempe goreng (33%), dan terong balado (20%) memiliki performa rendah, yang menunjukkan bahwa model kesulitan mendeteksi objek tersebut.

SIMPULAN

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa SSD *MobileNet* merupakan model yang

efisien dan cukup akurat untuk mendeteksi objek makanan, terutama untuk kategori dengan *maP* tinggi. Namun, terdapat beberapa kategori dengan performa yang masih perlu ditingkatkan. Dengan perbaikan lebih lanjut melalui peningkatan dataset dan optimasi parameter model, SSD *MobileNet* dapat menjadi solusi yang efektif untuk deteksi makanan otomatis, terutama dalam aplikasi *mobile* dan *edge computing*.

DAFTAR PUSTAKA

- Dandi, M., Fauzi Tsp, H., & Rizal, S. (2021). *PERANCANGAN APLIKASI PERHITUNGAN NUTRISI PADA MAKANAN BERBASIS ANDROID DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) THE DESIGN OF NUTRITION CALCULATION APPLICATION FOR ANDROID USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) METHOD*. Bandung. Retrieved from https://openlibrary.telkomuniversity.ac.id/pustaka/files/172246/jurnal_e_proc/implementasi-algoritma-yolo-pada-aplikasi-pendeteksi-citra-makanan-berbasis-android.pdf
- Darma Udayana, I. P. A. E., & Nugraha, P. G. S. C. (2020). PREDIKSI CITRA MAKANAN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK MENENTUKAN BESARAN KALORI MAKANAN. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komputer*, 6(1). <https://doi.org/10.36002/jutik.v6i1.1001>
- Faqih, H., Lesmana, H., & Cahya Putri Utami, B. (2023). SI KALORI: Sistem Pakar Penghitung Jumlah Ideal Kalori Harian Berbasis Mobile. *Indonesian Journal on Software Engineering (IJSE)*, 9(1), 46–54. Retrieved from <http://ejournal.bsi.ac.id/ejournal/index.php/ijse46>
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital image processing 4th edition, global edition*.
- Goodfellow, I. J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., ... Bengio, Y. (2019). Generative adversarial networks (2014). *ArXiv Preprint ArXiv:1406.2661*, 1406.
- Redmon, J. (2018). Yolov3: An incremental improvement. *ArXiv Preprint ArXiv:1804.02767*.
- Rewasan, M., Fredrik Langi, F. G., Kalesaran, A. F., & Kesehatan Masyarakat Universitas Sam Ratulangi Manado ABSTRAK, F. (2022). Studi Ekologi Obesitas Sentral Dengan Diabetes Melitus Pada Penduduk Usia Di Atas 15 Tahun Di Indonesia. In *Jurnal KESMAS* (Vol. 11).
- Riswanto, R., Ahmad, A., Hazriani, H., & Tribuana, D. (2024). Deteksi Kalori Makanan Tradisional Indonesia Menggunakan Metode *Single Shot Multibox Detector* (SSD). *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(3), 819–829. <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i3.1332>
- Wardani, N. H. R., Trop, M. K., Nurhayati, S., Afni, A. C. N., Anggraini, N. Y., Kep, M., ... Mahendra, N. D. (2023). *Kebutuhan Dasar Manusia*. Rizmedia Pustaka Indonesia.



Terbit *online* pada laman web jurnal : <http://ejournal.upbatam.ac.id/index.php/comasiejournal>

Jurnal Comasie

[ISSN \(Online\) 2715-6265](http://ejournal.upbatam.ac.id/index.php/comasiejournal)



Fifin ayu puspitasari,
merupakan mahasiswa Prodi
Teknik Informatika
Universitas Putera Batam



Hotma Pangaribuan, S.Kom.,
M.Si. merupakan Dosen
Prodi Teknik Informatika
Universitas Putera Batam