Copyright © The Author(s) 2026
Jurnal Artificial, Vol 4 No 2, Oktober 2026

Ekstraksi Fitur MobileNetV2 dan Broad Learning System untuk Klasifikasi Citra Makanan

Vira Regitha [1*], Sri Tita Faulina [2], A. Taqwa Martadinata [3]

[1, 2, 3] Universitas Bina Insan, Indonesia

* viraregitha1@gmail.com

Abstrak

Klasifikasi citra masakan Nusantara merupakan salah satu permasalahan dalam pengolahan citra karena setiap jenis masakan memiliki karakteristik visual yang dapat saling menyerupai. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi citra masakan Nusantara dengan mengintegrasikan MobileNetV2 untuk ekstraksi fitur dan *Broad Learning System* (BLS) untuk klasifikasi. Dataset terdiri atas 7.690 citra yang terbagi ke dalam 14 kelas, meliputi berbagai jenis masakan Nusantara dan kelas bukan_masakan_nusantara. Tahapan penelitian mencakup prapemrosesan citra melalui pengubahan ukuran menjadi 224 × 224 piksel dan normalisasi nilai piksel, ekstraksi fitur menggunakan MobileNetV2 dengan bobot pralatih ImageNet, standardisasi fitur, serta klasifikasi menggunakan BLS. Kinerja model dievaluasi menggunakan akurasi, presisi, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil pengujian terhadap 1.047 citra menghasilkan akurasi sebesar 89,02%, presisi tertimbang 89,14%, recall tertimbang 89,02%, dan F1-score tertimbang 88,97%. Evaluasi juga menunjukkan adanya variasi kinerja antarkelas serta kesalahan klasifikasi pada masakan yang memiliki kemiripan visual. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi MobileNetV2 dan BLS dapat digunakan untuk klasifikasi citra masakan pada dataset yang diteliti. Pengembangan selanjutnya dapat difokuskan pada penggunaan dataset yang lebih beragam dan evaluasi komparatif untuk meningkatkan ketepatan serta kemampuan generalisasi model.

Kata Kunci: *Broad Learning System, Ekstraksi Fitur, Klasifikasi Citra, Masakan Nusantara, Mobilenetv2*

Pendahuluan

Perkembangan kecerdasan buatan dan teknologi *computer vision* telah mendorong pemanfaatan pengolahan citra digital dalam berbagai bidang yang membutuhkan kemampuan untuk mengenali, membedakan, dan mengelompokkan objek berdasarkan karakteristik visualnya. Citra digital tidak lagi hanya digunakan sebagai media penyimpanan informasi visual, tetapi juga dapat menjadi sumber data yang diproses oleh sistem komputasional untuk menghasilkan informasi secara otomatis. Salah satu permasalahan penting dalam pengolahan citra adalah klasifikasi citra, yaitu proses menentukan kategori suatu citra berdasarkan pola dan karakteristik visual yang terkandung di dalamnya. Kemampuan melakukan klasifikasi secara otomatis memiliki relevansi dalam berbagai bidang, termasuk pengenalan objek, dokumentasi digital, sistem pencarian berbasis gambar, industri makanan, serta pengembangan aplikasi cerdas berbasis citra (Membua et al., 2025). Penerapan teknologi tersebut menjadi semakin penting seiring meningkatnya jumlah data visual yang tersedia dan kebutuhan terhadap sistem yang mampu melakukan identifikasi secara cepat dan konsisten (Chen et al., 2021; Zhang et al., 2023).

https://doi.org/10.54065/artificial.4.2.2026.2014

Salah satu objek yang memiliki potensi untuk diklasifikasikan menggunakan pendekatan *computer vision* adalah makanan. Citra makanan dapat mengandung informasi visual yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi jenis atau kategori makanan tertentu. Pemanfaatannya dapat mendukung berbagai kebutuhan, seperti pengelolaan basis data kuliner, dokumentasi makanan, pencarian makanan berbasis gambar, pengenalan kuliner lokal, hingga pengembangan sistem informasi makanan yang lebih adaptif (Mohanty et al., 2022). Dalam konteks Indonesia, pengenalan makanan juga memiliki relevansi karena terdapat beragam jenis makanan dengan karakteristik visual yang berbeda, baik dari segi bentuk, warna, tekstur, penyajian, maupun komposisi (Fauzi et al., 2026). Keberagaman tersebut sekaligus menimbulkan tantangan dalam proses klasifikasi karena beberapa kategori makanan dapat memiliki karakteristik visual yang relatif serupa. Citra dari makanan yang sama juga dapat menunjukkan perbedaan visual akibat variasi pencahayaan, posisi objek, sudut pengambilan gambar, ukuran objek, komposisi penyajian, serta kondisi latar belakang. Oleh karena itu, sistem klasifikasi makanan perlu memiliki kemampuan untuk memperoleh representasi fitur yang cukup informatif agar perbedaan antar kategori dapat dipelajari secara lebih baik (Abiyev & Adepoju, 2024; Bu et al., 2024).

Permasalahan tersebut menjadi lebih kompleks ketika klasifikasi tidak hanya didasarkan pada satu karakteristik visual, tetapi harus mempertimbangkan kombinasi bentuk, warna, tekstur, dan pola secara bersamaan. Pendekatan pengolahan citra konvensional umumnya memanfaatkan fitur yang dirancang berdasarkan karakteristik tertentu, seperti *color histogram*, tekstur, tepi, atau bentuk objek. Meskipun pendekatan tersebut dapat memberikan representasi yang berguna pada kondisi tertentu, proses perancangan fitur secara manual memiliki keterbatasan karena karakteristik pembeda antar kelas tidak selalu dapat ditentukan secara sederhana. Fitur yang sesuai untuk satu kelompok citra belum tentu mampu merepresentasikan kelompok citra lainnya, terutama ketika dataset memiliki tingkat keragaman visual yang tinggi. Selain itu, perubahan kondisi citra dapat menyebabkan fitur yang diperoleh menjadi kurang stabil sehingga berpengaruh terhadap kemampuan algoritma dalam membedakan kelas. Kondisi tersebut mendorong penggunaan metode pembelajaran yang mampu memperoleh representasi fitur secara otomatis dari data citra (Sheng et al. 2022).

Perkembangan *deep learning* memberikan pendekatan yang lebih adaptif melalui kemampuan jaringan saraf dalam mempelajari representasi fitur secara bertingkat. Salah satu arsitektur yang banyak digunakan untuk pengolahan citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN memanfaatkan operasi konvolusi untuk mempelajari pola visual dari tingkat sederhana hingga tingkat yang lebih kompleks. Pada lapisan awal, jaringan dapat mempelajari karakteristik dasar seperti tepi dan pola lokal, sedangkan lapisan yang lebih dalam dapat membentuk representasi yang lebih kompleks dari objek yang diamati. Kemampuan tersebut membuat CNN banyak digunakan dalam berbagai permasalahan klasifikasi dan pengenalan citra (Chen et al., 2021; Zhang et al., 2023). Namun, pembangunan dan pelatihan CNN secara *end-to-end* dapat membutuhkan jumlah data pelatihan, waktu, serta sumber daya komputasi yang relatif besar. Permasalahan tersebut menjadi salah satu pertimbangan ketika penelitian menggunakan dataset yang terbatas atau ketika sistem diarahkan pada skenario yang membutuhkan efisiensi komputasi (Kim et al., 2022).

Salah satu strategi yang dapat digunakan untuk mengatasi kebutuhan tersebut adalah *transfer learning*, yaitu memanfaatkan model yang sebelumnya telah dilatih pada dataset

berskala besar untuk memperoleh representasi fitur yang dapat digunakan pada tugas lain. Pendekatan ini memungkinkan informasi visual yang telah dipelajari oleh model pralatih dimanfaatkan kembali tanpa harus melakukan proses pembelajaran seluruh jaringan dari awal. Dalam konteks klasifikasi citra, model pralatih dapat digunakan sebagai *feature extractor* untuk menghasilkan representasi numerik dari citra, kemudian representasi tersebut digunakan oleh algoritma klasifikasi lain. Pemisahan antara proses ekstraksi fitur dan klasifikasi memberikan fleksibilitas karena model CNN tidak harus digunakan secara keseluruhan sebagai pengklasifikasi akhir. Strategi tersebut juga memungkinkan penelitian mengevaluasi kemampuan representasi fitur dari arsitektur CNN ketika dipadukan dengan metode pembelajaran yang memiliki mekanisme berbeda (Plested et al., 2022).

MobileNetV2 merupakan salah satu arsitektur CNN yang relevan untuk digunakan sebagai ekstraktor fitur karena dirancang dengan mempertimbangkan efisiensi komputasi dan penggunaan sumber daya. Arsitektur ini menggunakan *inverted residual blocks* dan *linear bottlenecks* yang memungkinkan proses ekstraksi representasi visual dilakukan dengan jumlah operasi dan kebutuhan memori yang lebih efisien dibandingkan sejumlah arsitektur CNN yang lebih besar. Karakteristik tersebut menjadikan MobileNetV2 sesuai untuk berbagai skenario pengolahan citra yang mempertimbangkan keseimbangan antara representasi fitur dan efisiensi komputasi (Alshamrani et al., 2024). Dalam penelitian ini, MobileNetV2 tidak digunakan sebagai pengklasifikasi akhir, tetapi dimanfaatkan sebagai ekstraktor fitur untuk memperoleh representasi visual dari citra makanan. Bagian klasifikasi asli pada model dapat dilepaskan sehingga keluaran jaringan digunakan sebagai fitur yang selanjutnya diproses oleh algoritma klasifikasi. Dengan pendekatan tersebut, proses pengenalan citra dibagi menjadi dua tahap utama, yaitu pembentukan representasi visual melalui MobileNetV2 dan pemetaan representasi tersebut ke dalam kategori makanan menggunakan metode klasifikasi.

Tahapan prapemrosesan juga menjadi bagian penting karena kualitas citra masukan dapat memengaruhi representasi fitur yang dihasilkan oleh model. Citra perlu disesuaikan dengan karakteristik masukan yang digunakan oleh MobileNetV2 agar proses ekstraksi dapat dilakukan secara konsisten. Dalam penelitian ini, citra dipersiapkan melalui penyesuaian ukuran menjadi 224 × 224 piksel serta normalisasi nilai piksel sebelum digunakan sebagai masukan model. Proses tersebut bertujuan menghasilkan bentuk data yang seragam sehingga setiap citra dapat diproses dengan mekanisme yang sama. Setelah melalui MobileNetV2, citra direpresentasikan dalam bentuk fitur numerik yang kemudian menjadi masukan bagi tahap klasifikasi. Dengan demikian, keberhasilan sistem tidak hanya bergantung pada kemampuan model CNN dalam menghasilkan fitur, tetapi juga pada kemampuan algoritma klasifikasi dalam memanfaatkan representasi tersebut untuk membedakan kategori makanan.

Selain ekstraksi fitur, pemilihan algoritma klasifikasi merupakan aspek penting yang perlu diperhatikan karena fitur yang informatif tetap membutuhkan mekanisme pembelajaran yang mampu membentuk pemisahan antarkelas secara tepat. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah *Broad Learning System* (BLS). BLS merupakan metode pembelajaran yang menggunakan *feature nodes* dan *enhancement nodes* untuk membangun representasi serta mempelajari hubungan antara masukan dan keluaran. Berbeda dengan jaringan *deep learning* yang meningkatkan kemampuan representasi melalui penambahan kedalaman jaringan, BLS menggunakan pendekatan pembelajaran yang lebih luas dan memungkinkan struktur sistem diperluas secara incremental (Liu et al.,

2021; Jin et al., 2022). Pendekatan tersebut dikembangkan sebagai alternatif pembelajaran yang dapat mengurangi ketergantungan terhadap struktur jaringan yang sangat dalam serta mendukung proses pembelajaran dan perluasan sistem secara efisien (Chen & Liu, 2018). Karakteristik BLS tersebut memberikan peluang untuk menguji penggunaan algoritma pembelajaran non-CNN pada fitur yang sebelumnya telah dihasilkan oleh CNN.

Kombinasi MobileNetV2 dan BLS membentuk pendekatan hibrida yang memisahkan fungsi ekstraksi representasi visual dan fungsi klasifikasi. MobileNetV2 berperan dalam mempelajari karakteristik visual citra melalui representasi yang diperoleh dari model pralatih, sedangkan BLS digunakan untuk mempelajari hubungan antara fitur tersebut dengan kategori makanan. Pemisahan fungsi tersebut memberikan sudut pandang yang berbeda dibandingkan pendekatan CNN yang digunakan secara *end-to-end*. Pada pendekatan *end-to-end*, proses ekstraksi fitur dan klasifikasi dilakukan dalam satu jaringan yang dilatih secara bersama-sama, sedangkan pada pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini, fitur terlebih dahulu diperoleh melalui model CNN dan kemudian digunakan sebagai masukan bagi algoritma klasifikasi yang berbeda. Dengan demikian, penelitian ini dapat mengkaji apakah representasi visual dari MobileNetV2 dapat dimanfaatkan secara efektif oleh BLS untuk melakukan klasifikasi citra makanan.

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa pendekatan berbasis CNN dan *transfer learning* telah digunakan dalam berbagai permasalahan pengenalan citra makanan. Penerapan CNN untuk pengenalan makanan tradisional Indonesia menunjukkan bahwa karakteristik visual dapat dimanfaatkan untuk membedakan kategori makanan melalui pendekatan pembelajaran mendalam (Ramadhan & Susila, 2026). Penelitian lain menggunakan MobileNetV2 sebagai ekstraktor fitur yang dikombinasikan dengan *Support Vector Machine* (SVM), menunjukkan bahwa representasi fitur CNN dapat digunakan sebagai masukan bagi pengklasifikasi lain (Yadav & Chand, 2021). Pendekatan MobileNetV2 juga digunakan dalam klasifikasi citra makanan, termasuk penelitian yang membandingkannya dengan GoogLeNet untuk klasifikasi citra pempek (Pratomo et al., 2025). Penelitian tersebut menunjukkan bahwa CNN, *transfer learning*, dan pengklasifikasi tambahan dapat diterapkan dalam klasifikasi citra makanan.

Meskipun demikian, penelitian terdahulu masih menunjukkan ruang untuk pengembangan dari sisi kombinasi metode dan karakteristik eksperimen. Penggunaan MobileNetV2 sebagai ekstraktor fitur yang dipadukan dengan SVM memberikan gambaran mengenai pemanfaatan fitur CNN untuk algoritma klasifikasi eksternal, tetapi belum secara langsung menjelaskan karakteristik kinerja ketika fitur yang sama digunakan oleh BLS. Di sisi lain, penelitian yang berfokus pada satu jenis makanan atau dataset tertentu memiliki karakteristik data yang berbeda dengan dataset makanan yang terdiri atas beberapa kategori. Perbedaan jumlah data, distribusi kelas, tingkat kemiripan visual antarkelas, kondisi citra, serta tahapan prapemrosesan dapat menghasilkan karakteristik kinerja yang berbeda. Oleh sebab itu, hasil yang diperoleh pada suatu dataset tidak dapat secara langsung digeneralisasikan sebagai representasi kinerja kombinasi metode pada dataset lainnya. Evaluasi terhadap kombinasi MobileNetV2 dan BLS pada dataset yang digunakan dalam penelitian menjadi penting untuk memperoleh gambaran empiris mengenai kemampuan pendekatan tersebut dalam menghadapi variasi citra makanan (Yi et al., 2024).

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini menerapkan MobileNetV2 sebagai ekstraktor fitur dan *Broad Learning System* (BLS) sebagai pengklasifikasi pada citra makanan. Tahapan penelitian meliputi prapemrosesan citra, ekstraksi fitur menggunakan

MobileNetV2, klasifikasi fitur menggunakan BLS, serta evaluasi kinerja berdasarkan metrik yang relevan. Pendekatan ini memisahkan proses pembentukan representasi visual dan klasifikasi, sehingga dapat memberikan gambaran mengenai kemampuan fitur MobileNetV2 ketika dimanfaatkan oleh BLS. Dengan demikian, penelitian ini berkontribusi dalam menguji pendekatan hibrida MobileNetV2-BLS pada klasifikasi citra makanan serta memberikan bukti empiris mengenai kinerja dan karakteristik hasil klasifikasinya.

Metode

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk mengembangkan model klasifikasi gambar masakan Nusantara. Model yang dikembangkan menggabungkan MobileNetV2 sebagai ekstraktor fitur dan *Broad Learning System* (BLS) sebagai pengklasifikasi. MobileNetV2 digunakan untuk memperoleh representasi fitur dari citra, sedangkan BLS memanfaatkan fitur tersebut untuk menentukan kelas masakan berdasarkan pola yang dipelajari selama proses pelatihan. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan dan persiapan data, eksplorasi data, ekstraksi fitur menggunakan MobileNetV2, pelatihan model BLS, serta evaluasi kinerja model. Model selanjutnya diuji menggunakan data pengujian yang tidak digunakan dalam proses pelatihan untuk mengukur kemampuannya dalam mengklasifikasikan citra baru.

Objek dan Sumber Data

Objek penelitian ini adalah citra makanan yang digunakan untuk membangun model klasifikasi masakan Nusantara. Data yang digunakan merupakan data sekunder berupa kumpulan citra yang diperoleh dari Kaggle dan sumber terbuka lainnya. Citra dikelompokkan ke dalam 14 kelas, yang mencakup berbagai jenis masakan Nusantara serta beberapa kategori makanan non-Nusantara sebagai pembanding.

Kelas yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas Ayam Goreng, Gado-Gado, Ikan Goreng, Mie Goreng, Nasi Goreng, Nasi Padang, Rawon, Rendang, Sate, Soto, Burger, French Fries, Pizza, dan bukan_masakan_nusantara. Seluruh citra tersebut digunakan sebagai masukan dalam proses pengembangan dan evaluasi model klasifikasi.

Komponen Penelitian

Komponen utama dalam penelitian ini meliputi citra makanan sebagai data masukan, label kelas sebagai target klasifikasi, MobileNetV2 sebagai model ekstraksi fitur, dan Broad Learning System sebagai model klasifikasi. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik klasifikasi yang dihitung dari hasil prediksi terhadap data pengujian. Citra makanan diproses terlebih dahulu agar memiliki format dan ukuran yang sesuai dengan kebutuhan MobileNetV2. Selanjutnya, fitur hasil ekstraksi digunakan sebagai masukan bagi BLS. Label kelas digunakan selama pelatihan untuk menghubungkan representasi fitur dengan kategori makanan yang sesuai.

Tahapan Pengolahan Data

Prapemrosesan Citra

Prapemrosesan dilakukan untuk menyeragamkan data citra sebelum memasuki tahap ekstraksi fitur. Citra diubah ukurannya menjadi 224 × 224 piksel agar sesuai dengan masukan MobileNetV2. Nilai piksel yang semula berada pada rentang 0–255 dinormalisasi

ke rentang 0–1 dengan membagi setiap nilai piksel dengan 255. Citra dalam format JPG dan PNG kemudian dikonversi menjadi representasi array atau tensor untuk diproses oleh model. Augmentasi data diterapkan pada data pelatihan melalui transformasi rotasi, pembalikan citra (*flipping*), dan pembesaran atau pengecilan tampilan (*zoom*). Transformasi tersebut digunakan untuk menghasilkan variasi citra selama pelatihan. Selain itu, dilakukan visualisasi terhadap satu citra per kelas untuk memeriksa kesesuaian citra dengan label kategorinya.

Pembagian Data

Dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data pelatihan (*training*), data validasi (*validation*), dan data pengujian (*testing*). Data pelatihan digunakan untuk membangun model, data validasi digunakan dalam proses pengembangan model, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi kinerja model pada data yang tidak digunakan dalam pelatihan. Dataset penelitian terdiri atas 7.690 citra, dengan 5.593 citra untuk pelatihan, 1.050 citra untuk validasi, dan 1.047 citra untuk pengujian. Pembagian ini memungkinkan proses pembelajaran dan evaluasi dilakukan menggunakan subset data yang berbeda.

Ekstraksi Fitur Menggunakan MobileNetV2

MobileNetV2 digunakan sebagai ekstraktor fitur untuk memperoleh representasi numerik dari setiap citra makanan. Model menggunakan bobot pralatih (*pretrained weights*) dari ImageNet, sedangkan bagian kepala klasifikasi (*classification head*) dihilangkan agar keluaran model berupa fitur, bukan prediksi kelas ImageNet. Setiap citra diproses oleh MobileNetV2 untuk menghasilkan vektor fitur berdimensi 1.280. Ekstraksi fitur dilakukan terhadap data pelatihan, validasi, dan pengujian. Hasil ekstraksi tersebut selanjutnya digunakan sebagai masukan bagi model BLS. Dengan pendekatan ini, MobileNetV2 bertugas merepresentasikan karakteristik visual citra, sementara proses penentuan kelas dilakukan pada tahap klasifikasi menggunakan BLS.

Klasifikasi Menggunakan Broad Learning System

Broad Learning System digunakan untuk mengklasifikasikan fitur yang dihasilkan oleh MobileNetV2. Sebelum digunakan dalam pelatihan, fitur melalui proses standardisasi agar skala nilai antarf fitur menjadi lebih seragam. Model BLS kemudian dibangun dengan memanfaatkan feature nodes dan enhancement nodes untuk membentuk representasi yang digunakan dalam proses klasifikasi. Pelatihan BLS dilakukan menggunakan fitur dari data pelatihan beserta label kelasnya. Setelah proses pelatihan selesai, model digunakan untuk menghasilkan prediksi kelas pada fitur data pengujian. Hasil prediksi tersebut kemudian dibandingkan dengan label sebenarnya untuk memperoleh ukuran kinerja klasifikasi.

Implementasi dan Pengujian Model

Implementasi model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python pada lingkungan Google Colab. Pengolahan citra, ekstraksi fitur, pelatihan, dan evaluasi model dilaksanakan melalui pustaka yang mendukung pemrosesan data dan pembelajaran mesin. Pengujian utama dilakukan terhadap subset data pengujian untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra yang tidak digunakan selama pelatihan. Selain evaluasi menggunakan dataset pengujian, model juga digunakan untuk melakukan prediksi terhadap citra individual yang dimasukkan melalui Google Drive. Pada pengujian tersebut,

sistem menghasilkan prediksi kelas beserta nilai keyakinan (confidence) dan menampilkan tiga prediksi teratas (top-3 predictions) sebagai informasi tambahan mengenai keluaran model.

Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi dilakukan dengan membandingkan kelas hasil prediksi model dengan label sebenarnya pada data pengujian. Hasil klasifikasi dianalisis menggunakan confusion matrix dan classification report. Metrik yang digunakan meliputi accuracy, precision, recall, dan F1-score. Penggunaan beberapa metrik memungkinkan evaluasi tidak hanya berfokus pada jumlah prediksi yang benar secara keseluruhan, tetapi juga memperhatikan ketepatan dan kemampuan model dalam mengenali masing-masing kelas.

Akurasi (*accuracy*) menunjukkan proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh data. *Precision* mengukur proporsi prediksi positif yang benar, sedangkan *recall* mengukur proporsi data aktual suatu kelas yang berhasil dikenali oleh model. Sementara itu, *F1-score* merupakan rata-rata harmonis antara precision dan recall. Rumus metrik tersebut dinyatakan sebagai berikut.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1\ score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

dengan TP (true positive) merupakan jumlah data positif yang diprediksi dengan benar, TN (true negative) merupakan jumlah data negatif yang diprediksi dengan benar, FP (false positive) merupakan jumlah data negatif yang keliru diprediksi sebagai positif, dan FN (false negative) merupakan jumlah data positif yang keliru diprediksi sebagai negatif. Karena penelitian ini melibatkan lebih dari dua kelas, nilai precision, recall, dan F1-score juga dianalisis untuk setiap kelas serta melalui nilai rata-rata macro dan weighted sebagaimana disajikan dalam classification report.

Lingkungan Implementasi

Pengembangan dan pengujian model dilakukan menggunakan Python dengan lingkungan Google Colab dan Jupyter. Proses komputasi memanfaatkan pustaka TensorFlow dan Keras untuk pemrosesan serta penggunaan model MobileNetV2, NumPy untuk operasi numerik, OpenCV untuk pengolahan citra, Scikit-learn untuk standardisasi dan evaluasi klasifikasi, serta Matplotlib untuk visualisasi data dan hasil. Implementasi dijalankan menggunakan komputer atau laptop dengan sistem operasi Windows atau Linux. Spesifikasi perangkat keras secara terperinci, seperti jenis prosesor, kapasitas RAM, dan tipe GPU, tidak dicantumkan karena informasi tersebut tidak tersedia secara eksplisit dalam uraian metode penelitian.

Hasil

Dataset dan Prapemrosesan Citra

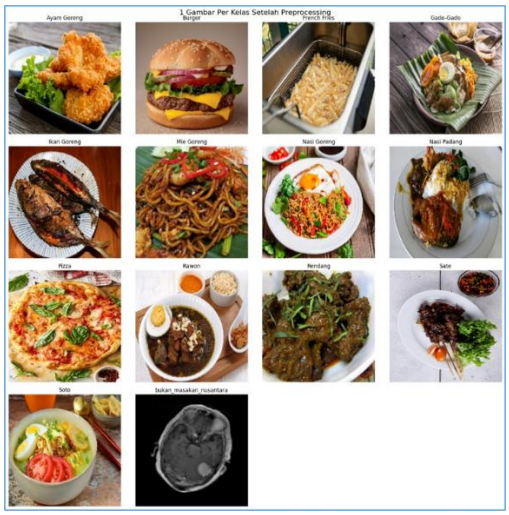
Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas 7.690 citra yang dikelompokkan ke dalam 14 kelas, yaitu Ayam Goreng, Gado-Gado, Ikan Goreng, Mie Goreng, Nasi Goreng, Nasi Padang, Rawon, Rendang, Sate, Soto, Burger, French Fries, Pizza, dan bukan_masakan_nusantara. Dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data pelatihan, validasi, dan pengujian. Pembagian tersebut digunakan untuk mendukung proses pembelajaran model, pemantauan selama pelatihan, serta evaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra.

Tabel 1. *Distribusi Dataset Citra*

Pembagian Dataset	Jumlah Citra
Data pelatihan	5.593
Data validasi	1.050
Data pengujian	1.047
Total	7690

Tabel 1 menunjukkan bahwa sebagian besar citra digunakan untuk pelatihan, sedangkan data validasi dan pengujian digunakan untuk mendukung pemantauan dan evaluasi model. Pembagian ini memungkinkan model mempelajari karakteristik citra dari data pelatihan dan kemudian dievaluasi menggunakan citra yang tidak digunakan dalam proses pembelajaran.

Tahap prapemrosesan dilakukan dengan mengubah ukuran citra menjadi 224 × 224 piksel dan menormalisasi nilai piksel dari rentang 0–255 menjadi 0–1. Citra berformat JPG dan PNG dikonversi menjadi representasi array atau tensor agar dapat diproses oleh model. Selain itu, augmentasi berupa rotasi, pembalikan, dan zoom diterapkan pada data pelatihan untuk memberikan variasi citra selama proses pembelajaran.



Gambar 1. *Contoh Citra Setelah Tahap Prapemrosesan*

Gambar 1 memperlihatkan contoh citra yang telah disiapkan sebelum memasuki tahap ekstraksi fitur. Penyeragaman ukuran dan rentang nilai piksel menghasilkan masukan dengan format yang sesuai untuk diproses oleh MobileNetV2. Pemeriksaan visual juga dilakukan terhadap sampel dari setiap kelas untuk mengamati kesesuaian citra dengan labelnya.

Hasil Ekstraksi Fitur Menggunakan MobileNetV2

Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan MobileNetV2 dengan bobot pralatih ImageNet. Lapisan klasifikasi bawaan dihilangkan sehingga jaringan digunakan sebagai ekstraktor fitur untuk menghasilkan representasi numerik dari setiap citra. Proses ini menghasilkan vektor fitur dengan 1.280 elemen untuk setiap citra yang diproses.

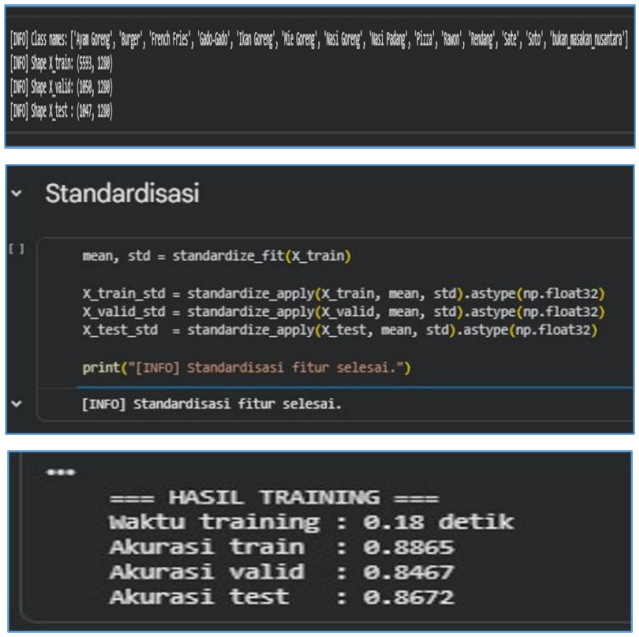
***Tabel 2**. Dimensi Matriks Fitur Hasil Ekstraksi MobileNetV2*

Dataset	Dimensi Matriks Fitur
Pelatihan	(5593, 1280)
Validasi	(1050, 1280)
Pengujian	(1047, 1280)

Tabel 2 menunjukkan bahwa setiap baris pada matriks fitur merepresentasikan satu citra, sedangkan 1.280 kolom merepresentasikan nilai fitur yang dihasilkan MobileNetV2. Jumlah baris pada setiap matriks sesuai dengan jumlah citra dalam pembagian dataset masing-masing. Hasil ekstraksi ini selanjutnya digunakan sebagai masukan bagi Broad Learning System (BLS).

Hasil Klasifikasi Menggunakan Broad Learning System

Sebelum digunakan dalam proses klasifikasi, fitur hasil ekstraksi MobileNetV2 distandardisasi. Matriks fitur yang telah distandardisasi kemudian diproses oleh Broad Learning System melalui pembentukan feature nodes dan enhancement nodes. Tahapan tersebut digunakan untuk membangun representasi yang dimanfaatkan BLS dalam menghasilkan prediksi kelas.



***Gambar 2.** Alur Pemrosesan Fitur dan Klasifikasi Menggunakan BLS*

Gambar 2 merangkum alur utama pemrosesan pada tahap klasifikasi. Fitur citra yang telah diekstraksi dan distandardisasi menjadi masukan BLS, kemudian diproses melalui struktur jaringan tersebut untuk menghasilkan prediksi terhadap salah satu dari 14 kelas yang tersedia.

Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi model dilakukan terhadap data pengujian yang terdiri atas 1.047 citra. Pengukuran kinerja menggunakan akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Selain akurasi, nilai rata-rata makro dan tertimbang juga digunakan untuk memberikan gambaran kinerja model pada keseluruhan kelas.

Tabel 3. *Hasil Evaluasi Model BLS pada Data Pengujian*

Metrik	Nilai
Akurasi	89,02%
Presisi rata-rata makro (Macro Avg)	83,82%
Recall rata-rata makro (Macro Avg)	83,52%
F1-score rata-rata makro (Macro Avg)	83,30%
Presisi rata-rata tertimbang (Weighted Avg)	89,14%
Recall rata-rata tertimbang (Weighted Avg)	89,02%
F1-score rata-rata tertimbang (Weighted Avg)	88,97%

Tabel 3 menunjukkan bahwa model BLS memperoleh akurasi sebesar 89,02% pada data pengujian. Nilai F1-score tertimbang sebesar 88,97% memperlihatkan kinerja keseluruhan dengan mempertimbangkan proporsi masing-masing kelas, sedangkan F1-score makro sebesar 83,30% memberikan gambaran kinerja dengan bobot yang sama untuk setiap kelas. Perbedaan kedua nilai tersebut menunjukkan bahwa kinerja model tidak sepenuhnya seragam pada seluruh kelas.

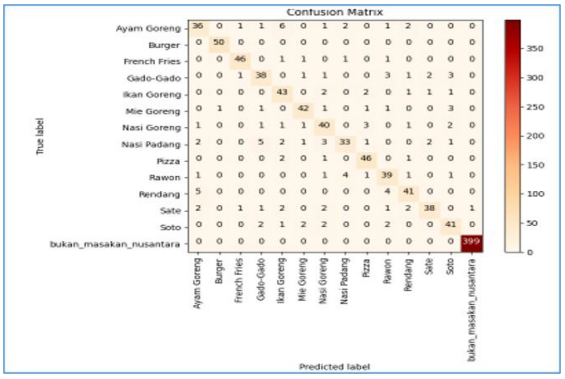
Tabel 4. *F1-Score pada Beberapa Kelas Hasil Klasifikasi*

Kelas	F-1Score
Burger	0,9901
Pizza	0,8846
Soto	0,8839
Bukan masakan nusantara	0,9937

Tabel 4 memperlihatkan nilai F1-score pada beberapa kelas yang menjadi contoh hasil evaluasi. Kelas bukan_masakan_nusantara memperoleh F1-score sebesar 0,9937, sedangkan kelas Burger memperoleh 0,9901. Pada kelas Pizza dan Soto, F1-score masing-masing sebesar 0,8846 dan 0,8839. Nilai tersebut menunjukkan adanya variasi kinerja klasifikasi antarkelas.

Analisis Kesalahan Klasifikasi

Untuk mengamati pola prediksi benar dan kesalahan klasifikasi, evaluasi juga dilakukan menggunakan confusion matrix. Visualisasi ini memperlihatkan hubungan antara kelas aktual dan kelas hasil prediksi sehingga dapat digunakan untuk mengidentifikasi kelas yang sering tertukar oleh model.



Gambar 3. *Confusion Matrix Model BLS pada Data Pengujian*

Gambar 3 menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi berada pada diagonal utama confusion matrix, yang merepresentasikan citra dengan kelas aktual dan prediksi yang sama. Meskipun demikian, masih terdapat kesalahan klasifikasi pada sejumlah kelas. Kesalahan tersebut antara lain terjadi pada kelompok masakan yang memiliki kemiripan tampilan visual, seperti beberapa jenis makanan berkuah dan hidangan berbahan daging. Pola ini memperlihatkan bahwa kemiripan karakteristik visual dapat menjadi tantangan bagi proses klasifikasi citra masakan.

Hasil Prediksi pada Citra Individual

Selain evaluasi secara keseluruhan, model juga diuji melalui prediksi terhadap citra individual. Sistem menghasilkan label kelas prediksi beserta nilai keyakinan (confidence) dan tiga prediksi teratas (top-3 predictions) untuk membantu memperlihatkan keluaran klasifikasi pada tingkat citra.



Gambar 4. *Contoh Hasil Prediksi Citra Masakan oleh Model BLS*

Gambar 4 memperlihatkan contoh prediksi individual yang berhasil diklasifikasikan sesuai dengan kelasnya. Keluaran sistem juga menyertakan nilai confidence dan tiga kelas dengan skor prediksi tertinggi. Informasi tersebut memberikan gambaran mengenai hasil klasifikasi pada citra tertentu, selain metrik evaluasi yang dihitung menggunakan keseluruhan data pengujian.

Pembahasan

Interpretasi Kinerja Model

Akurasi sebesar 89,02% menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar citra pada data pengujian dengan benar. Nilai presisi tertimbang sebesar 89,14%, recall tertimbang sebesar 89,02%, dan F1-score tertimbang sebesar 88,97% juga menunjukkan bahwa ketiga metrik tersebut berada pada kisaran yang berdekatan. Kedekatan nilai ini mengindikasikan bahwa kinerja agregat model relatif seimbang ketika dihitung dengan mempertimbangkan proporsi setiap kelas. Namun, nilai rata-rata makro yang lebih rendah dengan presisi 83,82%, recall 83,52%, dan F1-score 83,30%, menunjukkan bahwa performa model pada kelas-kelas individual tidak sama kuatnya.

Perbedaan antara rata-rata makro dan tertimbang penting dalam membaca hasil klasifikasi multikelas. Rata-rata tertimbang memberikan kontribusi lebih besar kepada

kelas yang memiliki lebih banyak sampel, sedangkan rata-rata makro memperlakukan setiap kelas secara setara. Oleh karena itu, akurasi dan metrik tertimbang yang relatif tinggi belum tentu berarti model memiliki kinerja seragam pada seluruh jenis masakan. Nilai rata-rata makro dalam penelitian ini memperlihatkan perlunya memperhatikan performa masing-masing kelas, terutama kelas yang lebih sulit dikenali.

Hasil tersebut juga perlu dipahami sesuai dengan ruang lingkup eksperimen. Penelitian ini menguji kombinasi MobileNetV2 dan BLS pada dataset yang terdiri atas 14 kelas, sehingga angka evaluasi menggambarkan kinerja model pada dataset dan skenario pengujian tersebut. Nilai akurasi ini tidak dapat langsung dianggap sebagai ukuran kinerja untuk semua dataset masakan atau kondisi penggunaan lain tanpa pengujian tambahan.

Peran MobileNetV2 dan Broad Learning System

Penggunaan MobileNetV2 sebagai ekstraktor fitur memungkinkan citra masukan direpresentasikan dalam bentuk vektor numerik sebelum diklasifikasikan oleh BLS. Dalam eksperimen ini, setiap citra direpresentasikan oleh 1.280 fitur. Dengan demikian, BLS tidak menerima citra mentah secara langsung, tetapi memproses representasi yang telah dihasilkan oleh jaringan pralatih. Pendekatan yang menggabungkan ekstraksi fitur mendalam dengan BLS juga telah digunakan dalam penelitian klasifikasi citra lain. Penelitian lain yang menggabungkan fitur mendalam dari ResNet101 dengan BLS dan melaporkan bahwa pendekatan tersebut ditujukan untuk memanfaatkan kemampuan representasi jaringan mendalam serta struktur pembelajaran BLS (Zhang et al., 2021).

Dalam BLS, fitur masukan dipetakan menjadi feature nodes, kemudian diperluas melalui enhancement nodes sebelum digunakan untuk menghasilkan keluaran klasifikasi. Struktur ini berbeda dari pendekatan yang sepenuhnya mengandalkan jaringan konvolusional bertingkat untuk ekstraksi fitur sekaligus klasifikasi. Penelitian tentang BLS juga membahas penggunaan struktur yang relatif ringkas dan pembelajaran bobot keluaran melalui pendekatan regresi, sekaligus mencatat adanya tantangan seperti redundansi fitur dan keterbatasan strategi pelabelan pada BLS standar (Jin et al., 2022).

Meskipun demikian, hasil penelitian ini tidak secara langsung membuktikan bahwa BLS lebih unggul dibandingkan pengklasifikasi lain karena eksperimen yang dilaporkan berfokus pada kombinasi MobileNetV2 dan BLS. Untuk mengetahui kontribusi masing-masing komponen, diperlukan eksperimen komparatif, misalnya membandingkan BLS dengan pengklasifikasi lain menggunakan fitur MobileNetV2 yang sama, atau membandingkan BLS dengan beberapa ekstraktor fitur pada pembagian dataset dan prosedur evaluasi yang konsisten.

Variasi Kinerja Antarkelas dan Kesalahan Klasifikasi

Hasil evaluasi per kelas memperlihatkan bahwa model memperoleh F1-score sebesar 0,9937 pada kelas bukan_masakan_nusantara dan 0,9901 pada kelas Burger. Sementara itu, F1-score untuk Pizza dan Soto masing-masing sebesar 0,8846 dan 0,8839. Perbedaan ini menunjukkan bahwa kemampuan model dalam mengenali kategori citra dipengaruhi oleh karakteristik kelas yang dievaluasi. Nilai yang tinggi pada kelas tertentu tidak serta-merta menunjukkan bahwa seluruh kelas dapat dikenali dengan tingkat ketepatan yang sama.

Pola tersebut sejalan dengan pentingnya mengevaluasi sistem klasifikasi makanan berdasarkan kelas dan karakteristik dataset, bukan hanya berdasarkan satu nilai akurasi

keseluruhan. Sebagai contoh, penelitian Pratomo et al. mengenai klasifikasi citra pempek membandingkan MobileNetV2 dan GoogLeNet pada dataset lima jenis pempek dan melaporkan perbedaan kinerja antara kedua arsitektur pada skenario eksperimen mereka (Pratomo et al., 2025). Hasil dari dataset dan tugas yang berbeda tersebut tidak dapat digunakan sebagai pembanding langsung terhadap akurasi penelitian ini, tetapi memperlihatkan bahwa kinerja model klasifikasi makanan perlu ditafsirkan dalam konteks dataset serta konfigurasi eksperimennya.

Confusion matrix dalam penelitian ini menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi berada pada diagonal utama, tetapi masih terdapat citra yang diprediksi sebagai kelas lain. Kesalahan yang dilaporkan mencakup masakan yang memiliki kemiripan tampilan visual, seperti beberapa hidangan berkuah dan hidangan berbahan daging. Temuan ini mengindikasikan bahwa fitur visual yang dipelajari model belum sepenuhnya memisahkan seluruh kategori dengan jelas. Kemiripan warna, bentuk, susunan bahan, dan penyajian dapat menjadi faktor yang menyulitkan pembedaan antarkelas, meskipun pengaruh setiap faktor tersebut belum diukur secara terpisah dalam eksperimen ini.

Keberadaan kelas bukan_masakan_nusantara juga membuat tugas klasifikasi tidak hanya berupa pembedaan antarjenis masakan Nusantara, tetapi sekaligus mencakup pengenalan citra yang berada di luar kategori masakan Nusantara yang ditetapkan. F1-score kelas tersebut yang tinggi menunjukkan hasil yang baik pada kelas itu dalam pengujian, tetapi belum cukup untuk menyimpulkan bahwa sistem akan mampu mengenali semua jenis citra di luar kategori masakan Nusantara. Kesimpulan yang lebih luas memerlukan pengujian menggunakan variasi citra bukan masakan yang lebih beragam.

Prediksi Citra Individual

Pengujian citra individual menunjukkan bahwa model dapat menghasilkan prediksi kelas untuk contoh citra Rendang, Sate, dan Nasi Goreng yang dilaporkan berhasil dikenali sesuai kelasnya. Selain label prediksi, sistem menampilkan nilai *confidence* dan tiga prediksi teratas (*top-3 predictions*). Informasi tersebut dapat membantu pengguna memahami keluaran model pada satu citra, khususnya ketika beberapa kelas memiliki skor prediksi yang berdekatan. Penyajian beberapa kandidat prediksi juga memberikan gambaran mengenai tingkat ketidakpastian model terhadap citra yang memiliki karakteristik visual yang mirip antar kelas.

Namun, nilai *confidence* merupakan keluaran model dan tidak dengan sendirinya menjamin bahwa prediksi tersebut benar. Pada model klasifikasi berbasis jaringan saraf, probabilitas prediksi tertinggi dapat digunakan sebagai ukuran *confidence*, tetapi nilai tersebut belum tentu merepresentasikan probabilitas kebenaran yang sebenarnya sehingga perlu diperhatikan aspek kalibrasi model (Silva Filho et al., 2023; Le Coz et al., 2024). Oleh sebab itu, informasi *confidence* dan *top-3 predictions* sebaiknya dipahami sebagai informasi pendukung, bukan pengganti evaluasi kuantitatif menggunakan data pengujian. Kinerja model tetap perlu dinilai berdasarkan metrik klasifikasi dan pola kesalahan yang diperoleh dari keseluruhan data. Dengan demikian, keberhasilan prediksi pada beberapa citra individual dapat menunjukkan kemampuan model dalam mengenali contoh tertentu, tetapi belum cukup untuk menggambarkan kemampuan generalisasi model secara keseluruhan.

Implikasi dan Keterbatasan Penelitian

Hasil penelitian memperlihatkan bahwa kombinasi ekstraksi fitur MobileNetV2 dan klasifikasi BLS dapat diterapkan pada tugas klasifikasi citra masakan Nusantara dengan 14 kelas. Penggunaan fitur hasil ekstraksi sebagai masukan BLS menyediakan alur pemrosesan yang memisahkan tahap representasi citra dan tahap klasifikasi. Pendekatan ini dapat menjadi dasar bagi pengembangan sistem pengenalan masakan berbasis citra, dengan tetap mempertimbangkan variasi performa antarkelas yang ditemukan dalam evaluasi.

Terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan dalam menafsirkan hasil. Pertama, evaluasi dilakukan pada dataset dan pembagian data tertentu, sehingga generalisasi terhadap citra dari sumber, kondisi pencahayaan, sudut pengambilan, atau latar belakang yang berbeda belum dapat dipastikan. Kedua, hasil yang tersedia belum mencakup perbandingan eksperimental dengan pengklasifikasi lain atau ekstraktor fitur alternatif. Oleh karena itu, penelitian ini belum dapat menetapkan apakah kombinasi yang digunakan menghasilkan kinerja lebih baik daripada pendekatan lain. Ketiga, variasi metrik antarkelas dan kesalahan pada kategori dengan tampilan serupa menunjukkan bahwa masih terdapat ruang untuk meningkatkan kemampuan pembedaan visual model.

Penelitian lanjutan dapat diarahkan pada pengujian menggunakan dataset yang lebih beragam, analisis lebih rinci terhadap kelas-kelas yang sering tertukar, serta eksperimen komparatif dengan konfigurasi dan pembagian data yang sama. Evaluasi tambahan terhadap waktu inferensi dan kebutuhan komputasi juga dapat dilakukan apabila sistem akan dikembangkan untuk penggunaan praktis. Dengan demikian, pengembangan selanjutnya dapat menilai bukan hanya ketepatan klasifikasi, tetapi juga konsistensi dan kelayakan penerapan model pada kondisi penggunaan yang lebih luas.

Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi citra masakan Nusantara dengan mengintegrasikan MobileNetV2 sebagai ekstraktor fitur dan Broad Learning System (BLS) sebagai pengklasifikasi. Pendekatan ini digunakan untuk mengatasi permasalahan pengenalan jenis masakan berdasarkan karakteristik visual citra, termasuk membedakan masakan Nusantara dari citra bukan_masakan_nusantara. Dataset yang digunakan terdiri atas 7.690 citra dalam 14 kelas, yang dibagi menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian.

Hasil pengujian terhadap 1.047 citra menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 89,02%, presisi tertimbang 89,14%, recall tertimbang 89,02%, dan F1-score tertimbang 88,97%. Meskipun sebagian besar prediksi berada pada kelas yang sesuai, nilai rata-rata makro dan analisis confusion matrix menunjukkan bahwa kinerja model masih bervariasi antarkelas. Kesalahan klasifikasi terutama ditemukan pada masakan yang memiliki kemiripan karakteristik visual. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi MobileNetV2 dan BLS dapat digunakan untuk klasifikasi citra masakan pada dataset yang diteliti, tetapi kemampuan generalisasinya masih perlu diuji lebih lanjut.

Penelitian selanjutnya dapat menguji model menggunakan dataset yang lebih beragam, membandingkannya dengan metode klasifikasi lain melalui skenario evaluasi yang konsisten, serta menganalisis kelas-kelas yang sering tertukar untuk meningkatkan ketepatan klasifikasi.

Acknowledgment

-

Daftar Pustaka

Abiyev, R. H., & Adepoju, J. (2024). Automatic food recognition using deep convolutional neural networks with self-attention mechanism. *Human-Centric Intelligent Systems, 4*, 171–186. https://doi.org/10.1007/s44230-023-00057-9

Alshamrani, A., Rokhva, S., Teimourpour, B., & Soltani, A. H. (2024). Computer vision in the food industry: Accurate, real-time, and automatic food recognition with pretrained MobileNetV2. *Food and Humanity, 3*, 100378. https://doi.org/10.1016/j.foohum.2024.100378

Bu, L., Hu, C., & Zhang, X. (2024). Recognition of food images based on transfer learning and ensemble learning. *PLoS ONE, 19*(1), e0296789. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0296789

Chen, C. L. P., & Liu, Z. (2018). Broad Learning System: An Effective and Efficient Incremental Learning System Without the Need for Deep Architecture. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 29(1), 10–24. https://doi.org/10.1109/TNNLS.2017.2716952

Chen, L., Li, S., Bai, Q., Yang, J., Jiang, S., & Miao, Y. (2021). Review of image classification algorithms based on convolutional neural networks. *Remote Sensing, 13*(22), 4712. https://doi.org/10.3390/rs13224712

Fauzi, S., Komala , I. R., & Ruhiat , A. (2026). Rancang Bangun Sistem Informasi Berbasis Website Menggunakan Metode Waterfall pada Bisnis Kuliner Mochi Bites Sumedang. *Journal Artificial: Informatika Dan Sistem Informasi*, *4*(1), 1–12. https://doi.org/10.54065/artificial.877

Jin, J., Qin, Z., Yu, D., Li, Y., Liang, J., & Chen, C. L. P. (2022). Regularized discriminative broad learning system for image classification. *Knowledge-Based Systems*, *251*, Article 109306. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2022.109306

Kim, H. E., Cosa-Linan, A., Santhanam, N., Jannesari, M., Maros, M. E., & Ganslandt, T. (2022). Transfer learning for medical image classification: A literature review. *BMC Medical Imaging, 22*, 69. https://doi.org/10.1186/s12880-022-00793-7

Le Coz, A., Herbin, S., & Adjed, F. (2024). Confidence calibration of classifiers with many classes. *Advances in Neural Information Processing Systems*. https://doi.org/10.52202/079017-2469

Liu, R., Liu, Y., Zhao, Y., Chen, X., Cui, S., Wang, F., & Yi, L. (2021). Multi-feature Broad Learning System for image classification. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 35*(15), 2150033. https://doi.org/10.1142/S0218001421500336

Membua, A., Kasma, S., & Ekawati, S. (2025). Rancang Bangun Aplikasi Augmented Reality sebagai Media Promosi Marina Food Court. *Journal Artificial: Informatika Dan Sistem Informasi*, *3*(2), 201–212. https://doi.org/10.54065/artificial.617

Mohanty, S. P., Singhal, G., Scuccimarra, E. A., Kebaili, D., Héritier, H., Boulanger, V., & Salathé, M. (2022). The Food Recognition Benchmark: Using deep learning to recognize food in images. *Frontiers in Nutrition,* 9, 875143. https://doi.org/10.3389/fnut.2022.875143

Plested, J., Phiri, M., & Gedeon, T. (2026). Deep transfer learning for image classification: A survey. *Artificial Intelligence Review,* 59, 100. https://doi.org/10.1007/s10462-026-11491-z

Pratomo, Y., Roseno, M. T., Syaputra, H., & Antoni, D. (2025). Performance analysis of convolutional neural network in pempek food image classification with MobileNetV2 and GoogLeNet architecture. *Journal of Information Systems and Informatics*, *7*(1), 556–571. https://doi.org/10.51519/journalisi.v7i1.1026

Ramadhan, S. A., & Susila, A. (2026). Analisis Pengaruh Augmentasi Data Terhadap Performa Transfer Learning MobileNetV2 dalam Klasifikasi Citra Makanan Indonesia . *OKTAL : Jurnal Ilmu Komputer Dan Sains*, *5*(03), 298–306. Retrieved from https://journal.mediapublikasi.id/index.php/oktal/article/view/6082

Sheng, G., Sun, S., Liu, C., & Yang, Y. (2022). Food recognition via an efficient neural network with transformer grouping. *International Journal of Intelligent Systems,* *37*(12), 11465–11481. https://doi.org/10.1002/int.23050

Silva Filho, T., Song, H., Perello-Nieto, M., Santos-Rodriguez, R., Kull, M., & Flach, P. (2023). Classifier calibration: A survey on how to assess and improve predicted class probabilities. *Machine Learning,* *112*, 3211–3260. https://doi.org/10.1007/s10994-023-06336-7

Yadav, S., & Chand, S. (2021). Food image recognition based on Mobile NetV2 using support vector machine. *Proceedings of International Conference on Women Researchers in Electronics and Computing*, 192–200. https://doi.org/10.21467/proceedings.114.27

Yi, L., Lv, D., Liu, D., Li, S., & Liu, R. (2024). Self-Training-Transductive-Learning Broad Learning System (STTL-BLS): A model for effective and efficient image classification. *Pattern Recognition,* *156*, 110747. https://doi.org/10.1016/j.patcog.2024.110747

Zhang, D., Zuo, Y., Chen, P. C. L., Wang, C., & Li, T. (2021). Application of broad learning system for image classification based on deep features. In F. Sun, H. Liu, & B. Fang (Eds.), *Cognitive Systems and Signal Processing*, 1397, 487–497. https://doi.org/10.1007/978-981-16-2336-3_44

Zhang, Y., Deng, L., Zhu, H., Wang, W., Ren, Z., Zhou, Q., Lu, S., Sun, S., Zhu, Z., Gorriz, J. M., & Wang, S. (2023). Deep learning in food category recognition. *Information Fusion,* *98*, 101859. https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.101859