

Perbandingan CNN dan SVM untuk Klasifikasi Citra Rempah Indonesia

Komang Arjuntama Satria, I Wayan Supriana,

Program Studi Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Udayana, Bali
Jalan Raya Kampus Udayana, Bukit Jimbaran, Kuta Selatan, Badung, Bali, Indonesia
satria.2308561141@student.unud.ac.id
wayan.supriana@unud.ac.id

Abstract

The purpose of this study is to evaluate how well Convolutional Neural Networks (CNN) and Support Vector Machines (SVM) perform while using digital image data to classify different kinds of Indonesian spices. This study's dataset, which includes a variety of spice images with different shapes, textures, and colors, was sourced from the Kaggle platform. CNN is frequently used in difficult picture classification problems and is well known for its capacity to automatically extract visual information. SVM, on the other hand, is a traditional machine learning method that has demonstrated reliable results in a range of classification tasks, especially when dealing with sparse data and well-organized features. There are several processes in the study technique, such as gathering data, preprocessing images, training the model, evaluating the model, and comparing performance. The model's abilities and flaws in categorizing spice photos are thoroughly examined by evaluating them using important performance measures such as accuracy, precision, recall, and F1-score. The findings are anticipated to aid in the development of intelligent agricultural systems, particularly in automating the process of classifying and identifying spice items. Furthermore, this comparison can be used as a reference to choose suitable machine learning techniques for comparable picture classification problems including datasets linked to agriculture or food.

Keywords: Convolutional Neural Network, Support Vector Machine, Image Classification, Digital Image, Indonesian Spices

1. Pendahuluan

Indonesia merupakan negara yang terkenal dengan kekayaan sumber daya alam, khususnya dalam hal rempah-rempah yang telah digunakan secara turun-temurun sebagai bumbu dapur, bahan pengobatan tradisional, dan produk kecantikan [1]. Meskipun demikian, di era modern ini minat generasi muda terhadap pengenalan dan penggunaan rempah-rempah kian menurun. Penelitian yang dilakukan di SMKN 9 Bandung menunjukkan bahwa sebanyak 47% siswa belum mengenali berbagai jenis bumbu dan rempah saat proses memasak [2]. Kurangnya edukasi visual dan akses informasi yang mudah dipahami menjadi salah satu penyebab rendahnya literasi tentang kekayaan rempah lokal.

Dengan kemajuan teknologi informasi, khususnya di bidang pengolahan citra dan kecerdasan buatan, proses klasifikasi objek visual dapat dilakukan secara otomatis dan efisien. Salah satu metode yang berkembang pesat adalah Convolutional Neural Network (CNN), yang terkenal karena kemampuannya mengekstraksi fitur visual secara otomatis dari data citra [2]. CNN telah digunakan secara luas dalam berbagai aplikasi pengenalan objek seperti klasifikasi jamur [3], ikan karang [4], dan anggrek [5].

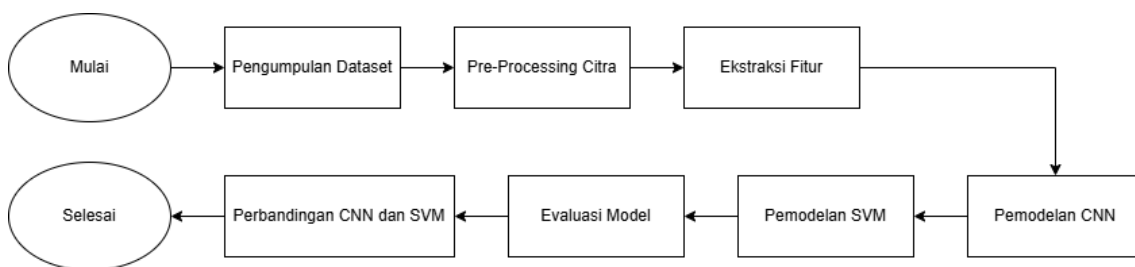
Selain CNN, metode klasik seperti Support Vector Machine (SVM) juga masih relevan untuk tugas klasifikasi, terutama ketika bekerja dengan data berukuran kecil atau fitur yang terstruktur. Misalnya, SVM telah digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kemanisan buah mangga

berdasarkan citra digital [6], serta untuk menilai kualitas visual sayuran menggunakan fitur HOG sebagai masukan [7].

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi dan membandingkan kinerja CNN dan SVM dalam klasifikasi citra rempah-rempah lokal Indonesia. Dengan membandingkan kedua pendekatan ini, diharapkan dapat diperoleh pemahaman yang lebih baik mengenai efektivitas metode deep learning modern dan algoritma pembelajaran mesin klasik dalam menangani data visual rempah yang kompleks.

2. Metode Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan kinerja Convolutional Neural Network (CNN) dan Support Vector Machine (SVM) dalam klasifikasi citra digital rempah-rempah Indonesia. Beberapa tahapan sistematis dalam proses ini termasuk pengumpulan data, pra-pemrosesan gambar, pelatihan dan pengujian model CNN dan SVM, dan evaluasi dan perbandingan hasil klasifikasi. Diagram alur metodologi ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Metode Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari platform Kaggle. Dataset terdiri dari ribuan citra digital rempah-rempah Indonesia dengan beragam jenis seperti jahe, kunyit, lengkuas, lada, pala, dan lainnya. Citra yang dikumpulkan memiliki variasi dalam hal warna, bentuk, dan tekstur. Setiap citra diberi label sesuai dengan jenis rempah yang direpresentasikan.

2.2. Pra-pemrosesan Citra

Tahapan ini bertujuan untuk memastikan bahwa data citra siap digunakan dalam pelatihan model. Citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel agar seragam dan sesuai dengan input layer pada CNN. Selanjutnya dilakukan normalisasi nilai piksel ke dalam rentang 0–1 untuk memudahkan proses pembelajaran. Untuk meningkatkan variasi dan memperkuat kemampuan generalisasi model, diterapkan teknik augmentasi seperti rotasi, *horizontal flip*, dan penyesuaian kecerahan.

Khusus untuk pelatihan model SVM, dilakukan proses ekstraksi fitur dengan metode *Histogram of Oriented Gradients* (HOG). HOG berguna untuk menangkap pola tepi dan struktur lokal dari gambar dengan mengubah citra berwarna menjadi grayscale terlebih dahulu, kemudian menghasilkan fitur numerik yang dapat digunakan sebagai input pada model SVM.

2.3. Perancangan Model CNN

Pada tahap ini, model CNN dirancang dengan pendekatan *transfer learning* menggunakan arsitektur MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet. Lapisan utama dari MobileNetV2 digunakan sebagai *feature extractor*, kemudian ditambahkan lapisan *GlobalAveragePooling2D*, *Dense*, dan *Dropout* sebagai classifier. Seluruh lapisan MobileNetV2 dibekukan (non-trainable) agar model hanya mempelajari pola klasifikasi pada bagian atas (custom classifier). Proses pelatihan dilakukan menggunakan algoritma optimisasi Adam dan fungsi loss categorical crossentropy. Dataset dibagi dengan rasio 80:20 untuk data latih dan

validasi, dan model dilatih hingga maksimum 15 *epoch* dengan menerapkan teknik *early stopping* untuk mencegah *overfitting*.

2.4. Perancangan Model SVM

SVM digunakan sebagai pembanding terhadap CNN. Input model SVM berasal dari fitur HOG yang telah diekstrak sebelumnya. Karena klasifikasi yang dilakukan bersifat multikelas, pendekatan yang digunakan adalah *One-Against-One*, di mana setiap dua kelas dibandingkan dalam satu model SVM biner. Proses pelatihan dilakukan terhadap seluruh kombinasi pasangan kelas, dan hasil akhir klasifikasi ditentukan berdasarkan sistem *voting* dari seluruh model biner.

2.5. Evaluasi dan Perbandingan

Model CNN dan SVM dievaluasi menggunakan data uji yang sama. Evaluasi dilakukan dengan empat metrik utama, yaitu (a) akurasi, untuk mengukur persentase klasifikasi yang benar; (b) presisi, yang mengukur ketepatan prediksi terhadap kelas tertentu; (c) recall, yang mengukur sensitivitas model terhadap kelas positif; dan (d) F1-score, yang merupakan rata-rata harmonik dari presisi dan recall. Keempat metrik ini digunakan untuk melakukan perbandingan performa antara CNN dan SVM secara objektif berdasarkan hasil pengujian.

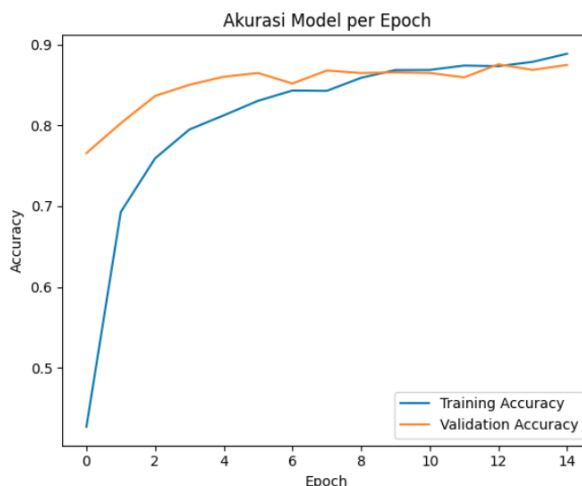
3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini membandingkan kinerja dua metode klasifikasi citra digital, yaitu Convolutional Neural Network (CNN) dan Support Vector Machine (SVM), dalam mengklasifikasikan berbagai jenis rempah-rempah Indonesia. Evaluasi dilakukan berdasarkan nilai akurasi dan analisis kualitatif dari hasil klasifikasi. Dataset yang digunakan terdiri dari 31 kelas rempah, yang dibagi secara otomatis menjadi data latih dan data validasi dengan rasio 80:20.

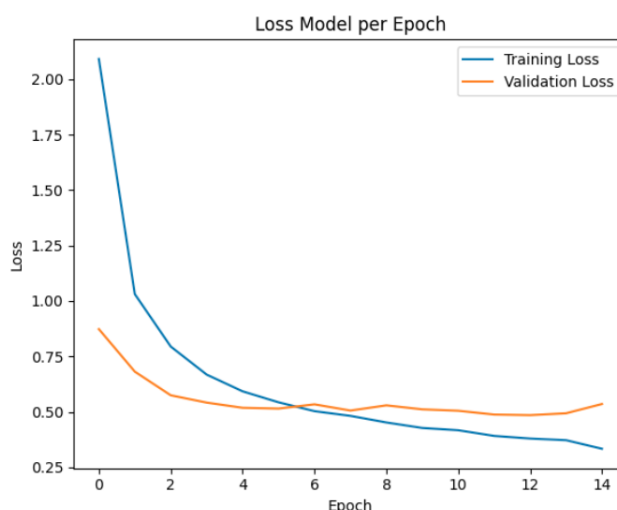
3.1. Sub Bagian 1

Model *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam penelitian ini dibangun dengan memanfaatkan pendekatan *transfer learning* menggunakan arsitektur MobileNetV2. Model ini telah dilatih pada dataset citra rempah-rempah Indonesia dengan ukuran input 224x224 piksel, dan data diolah menggunakan *ImageDataGenerator* dengan proses augmentasi yang mencakup rotasi, flipping, zoom, dan normalisasi. Untuk menghindari *overfitting*, digunakan *Dropout* sebesar 0.5 serta mekanisme *EarlyStopping* berdasarkan nilai *val_loss*.

Pelatihan model dilakukan selama maksimum 15 *epoch*, dan berdasarkan hasil pelatihan, model berhasil mencapai akurasi validasi sebesar 86.00%, serta nilai *macro average F1-score* dan *weighted F1-score* sebesar 0.86. Hasil ini menunjukkan peningkatan signifikan dibandingkan pendekatan CNN awal tanpa transfer learning. Performa model sangat baik dalam mengenali sebagian besar kelas rempah, misalnya bawang bombai dan asam jawa, yang mencapai nilai precision dan recall hampir sempurna. Grafik akurasi dan loss selama pelatihan disajikan pada Gambar 3.1 dan Gambar 3.2.



Gambar 3.1 Grafik Akurasi CNN per Epoch



Gambar 3.2 Grafik Loss CNN per Epoch

Evaluasi menggunakan *classification report* juga memperlihatkan bahwa model mampu memberikan klasifikasi yang seimbang di hampir seluruh kelas. Meskipun terdapat beberapa kelas dengan skor f1 yang masih rendah, seperti *kemiri*, model secara umum telah menunjukkan kemampuan generalisasi yang sangat baik. Dengan demikian, CNN berbasis transfer learning terbukti efektif untuk klasifikasi citra rempah multi-kelas.

3.2. Hasil Klasifikasi Menggunakan SVM

Metode SVM dilakukan dengan pendekatan *feature-based* menggunakan ekstraksi fitur HOG (*Histogram of Oriented Gradients*). Seluruh gambar diubah menjadi *grayscale* dan diubah ukurannya menjadi 128×128 piksel sebelum diekstraksi fiturnya.

Hasil ekstraksi HOG digunakan sebagai input ke dalam model SVM dengan kernel RBF (*Radial Basis Function*). Data dibagi 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji menggunakan fungsi *train_test_split* dari *scikit-learn*. Sebelumnya telah dilakukan percobaan penambahan fitur warna RGB ke dalam fitur HOG untuk meningkatkan performa klasifikasi menggunakan SVM. Namun, hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa pendekatan tersebut justru menurunkan performa model. Percobaan tersebut hanya menghasilkan akurasi sebesar 17.67% dan *macro F1-score* sebesar 0.14.

Hal ini diduga terjadi karena distribusi warna antar jenis rempah cenderung mirip, sehingga nilai rata-rata warna tidak cukup representatif untuk membedakan satu kelas dengan kelas lainnya. Kombinasi fitur HOG dan warna justru memperburuk kemampuan generalisasi model SVM. Berdasarkan temuan tersebut, digunakan kembali hasil SVM terbaik sebelumnya yang hanya menggunakan fitur HOG, dengan akurasi sebesar 33.64% dan *macro F1-score* sebesar 0.34, sebagai dasar utama untuk perbandingan dengan model CNN.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Klasifikasi SVM

Metrik	Nilai
Akurasi	33.64%
Macro Average F1	0.34%
Weighted Average F1	0.34%

3.3. Perbandingan dan Diskusi

Tabel 2 menyajikan perbandingan performa antara metode CNN dan SVM berdasarkan nilai akurasi dan *f1-score*. Perbandingan ini memberikan gambaran objektif mengenai kemampuan masing-masing pendekatan dalam mengklasifikasikan citra rempah-rempah Indonesia.

Tabel 2. Perbandingan Kinerja CNN dan SVM

Metode	Akurasi	F1-Score (Macro)	Pendekatan
CNN	86.00%	0.86	Deep Learning, Fitur Otomatis
SVM	33.64%	0.34	Feature Based HOG

Dari tabel tersebut dapat dilihat bahwa metode CNN secara konsisten memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan SVM, baik dari segi akurasi maupun *macro F1-score*. CNN unggul dalam mengekstraksi fitur visual secara otomatis dari data citra, sehingga lebih adaptif terhadap variasi tekstur, bentuk, dan warna rempah-rempah. Sebaliknya, pendekatan SVM yang hanya mengandalkan fitur HOG dari citra grayscale terbatas dalam memahami karakteristik visual yang kompleks.

Selain itu, CNN juga terbukti mampu menangani jumlah kelas yang besar (31 kelas) dengan performa yang lebih stabil, sementara performa SVM cenderung menurun drastis pada beberapa kelas, terutama yang memiliki visual mirip atau kualitas citra rendah. Temuan ini sejalan dengan penelitian-penelitian sebelumnya yang menunjukkan keunggulan CNN dalam klasifikasi citra alami dan objek dengan kemiripan bentuk dan warna.

Meskipun begitu, perlu dicatat bahwa CNN memiliki kebutuhan komputasi yang lebih tinggi dan waktu pelatihan yang lebih lama dibandingkan SVM. Namun, trade-off tersebut dianggap sepadan dengan peningkatan akurasi dan kestabilan performa yang signifikan. Dengan demikian, CNN lebih direkomendasikan untuk diterapkan dalam sistem klasifikasi citra rempah-rempah secara otomatis pada skala besar.

4. Kesimpulan

Penelitian ini membandingkan kinerja dua metode klasifikasi citra digital, yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM), dalam mengklasifikasikan 31 jenis rempah-rempah Indonesia. Dataset yang digunakan berasal dari platform publik Kaggle, dengan karakteristik visual yang beragam seperti warna, bentuk, dan tekstur.

Model CNN yang dikembangkan menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan arsitektur MobileNetV2 menunjukkan performa yang sangat baik, dengan akurasi mencapai 86.00% dan

macro F1-score sebesar 0.86. CNN mampu mengenali sebagian besar kelas rempah dengan tingkat presisi dan recall yang tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa CNN efektif dalam mengekstraksi fitur visual kompleks secara otomatis tanpa memerlukan proses manual seperti ekstraksi fitur.

Sebaliknya, metode SVM yang memanfaatkan fitur HOG sebagai representasi citra hanya mampu mencapai akurasi sebesar 33.64% dan *macro F1-score* sebesar 0.34. Meskipun telah dilakukan upaya peningkatan performa dengan menambahkan fitur warna (mean RGB), hasil klasifikasi justru menurun drastis, menunjukkan bahwa fitur tersebut tidak cukup informatif dalam konteks klasifikasi rempah. Oleh karena itu, hasil terbaik tetap berasal dari SVM berbasis HOG. Berdasarkan hasil perbandingan ini, dapat disimpulkan bahwa CNN secara signifikan lebih unggul dibandingkan SVM dalam tugas klasifikasi citra rempah-rempah. CNN tidak hanya mampu menangani kompleksitas data visual yang tinggi, tetapi juga memberikan akurasi dan kestabilan yang lebih baik, terutama dalam skenario klasifikasi multi-kelas. Maka dari itu, CNN direkomendasikan sebagai metode utama untuk implementasi sistem klasifikasi otomatis pada bidang pertanian digital dan pengenalan rempah berbasis citra digital.

Daftar Pustaka

- [1] I. Nesta Suandana and W. Apriandari, "Pemanfaatan Cnn (Convolution Neural Network) Dan Mobilenet V2 Dalam Klasifikasi Rempah-Rempah Lokal Di Indonesia," 2024.
- [2] I. Wulandari, H. Yasin, and T. Widiyari, "Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)", [Online]. Available: <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>
- [3] U. Sri Rahmadhani and N. Lysbetti Marpaung, "Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN," vol. 8, no. 2, 2023.
- [4] I. Ariawan, W. Aprizal Arifin, A. Armelita Rosalia, and N. Tufailah, "Department of Marine Science and Technology FPIK-IPB, ISOI, and HAPPI 205 Klasifikasi Tiga Genus Ikan Karang Menggunakan Convolution Neural Network Classification Of Three Genera Of Coral Fish Using Convolutional Neural Network", doi: 10.29244/jitkt.v14i1.33633.
- [5] M. I. Syahputra and A. T. Wibowo, "Klasifikasi Genus Tanaman Anggrek berdasarkan Citra Kuntum Bunga Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)." [Online]. Available: <https://www.programmersought.com/article/3724355693/>
- [6] M. Ichwan, I. A. Dewi, and Z. M. S, "Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) Untuk Menentukan TingkatKemanisan Mangga Berdasarkan Fitur Warna," *MIND Journal*, vol. 3, no. 2, pp. 16–23, Feb. 2019, doi: 10.26760/mindjournal.v3i2.16-23.
- [7] I. Charles *et al.*, "Klasifikasi Kualitas Sayuran Menggunakan Metode Support Vector Machine," *JNATIA*, vol. 3, no. 3, p. 2025.