

Introductional to Traditional Archipelago Foods using The Convolutional Neural Network (CNN)

Citra Mahaputri¹, I Dewa Gede Hari Wisana²

Poltekkes Kemenkes Surabaya, Surabaya, 60282, Indonesia
citramahaputri@gmail.com, dewa@poltekkesdepkes-sby.ac.id

Abstrak

Penelitian yang berjudul Pengenalan Makanan Tradisional Indonesia dengan Metode *Convolutional Neural Network (CNN)* ini merupakan penelitian tahap awal. Secara umum penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi makanan tradisional Indonesia dengan membandingkan 3 model CNN yaitu *Resnet50*, *EfficientNetV2M* dan *EfficientNetB6*. Metode pengumpulan data dengan cara manual mengumpulkan gambar 20 jenis makanan tradisional Indonesia dari *internet*, masing-masing jenis makanan 50 sampai 80 gambar, kemudian dikembangkan menjadi 20 kelas berdasarkan jenis makanannya. Gambar-gambar ini kemudian digunakan sebagai model pelatihan. Teknik yang digunakan adalah *preprocessing* atau normalisasi data input citra makanan dengan cara *cropping*, *wrapping*. Kemudian *resize* menjadi ukuran 224 x 224 dan citra diubah menjadi *grayscale* untuk proses *training*. Penelitian ini menggunakan framework untuk memudahkan pembuatan program *deep learning* yaitu Aplikasi *Keras* sebagai salah satu modul di *library* yang menyediakan berbagai model *deep learning* dan digunakan untuk mengekstrak fitur dari gambar. Analisis data dilakukan dengan menggunakan verifikasi manual untuk menghitung akurasi sistem dalam proses uji deteksi. Pengenalan makanan tradisional nusantara merupakan tahap awal penelitian, yang akan dikembangkan komposisi bahan makanannya dan terakhir akan menghitung kalori. Penelitian tentang pengenalan makanan tradisional nusantara hingga perhitungan kalori belum pernah dilakukan pada penelitian-penelitian sebelumnya.

Kata kunci: *EfficientNetV2M*, *EfficientB6*, Makanan Tradisional Nusantara

Abstract

The research with the title *Introduction to Traditional Archipelago Foods using the Convolutional Neural Network (CNN) method* is an early stage research. In general, this study aims to identify traditional Indonesian foods by comparing 3 CNN models, namely *Resnet50*, *EfficientNetV2M* and *EfficientNet B6*. The method of data collection is by manually collecting images of 20 types of traditional Indonesian food from the internet, each type of food 50 to 80 images, then developing into 20 classes based on the type of food. These images are then used as training models. The technique used is *preprocessing* or normalizing food image input data by *cropping*, *wrapping*. Then *resize* to a size of 224 x 224 and the image is converted to *grayscale* for the training process. This study uses a framework to facilitate the creation of deep learning programs, namely *Keras Applications* as one of the modules in the library that provides various deep learning models and is used to extract features from images. Data analysis was carried out using manual levers to calculate system accuracy in the detection test process. The introduction of traditional archipelago foods is the first stage of research, which will be developed to the composition of food ingredients and finally will count calories. Research on the introduction of traditional archipelago foods to the calculation of calories has not been done in previous studies.

Keywords: *EfficientNetV2M*, *EfficientB6*, Traditional Indonesian Food

1. PENDAHULUAN

Makanan menjadi kebutuhan dasar manusia di dunia. Kemajuan teknologi membantu

masyarakat dalam mencari gambar makanan yang berasal dari daerah tertentu. Indonesia memiliki aneka ragam tradisi, budaya dan aneka ragam kuliner yang berbeda – beda sehingga

mempunyai ciri khas tersendiri dari 34 propinsi yang ada di Indonesia. Masalah pemenuhan kebutuhan kalori sudah menjadi masalah yang umum di hadapi sekarang. Selain kelaparan dan kurang gizi, masalah kesehatan lain yaitu kelebihan lemak dan kalori juga menjadi masalah serius yang sering menyebabkan obesitas dan diabetes. Hal utama yang menjadi penyebab permasalahan ini adalah jenis makanan yang dimakan oleh manusia.

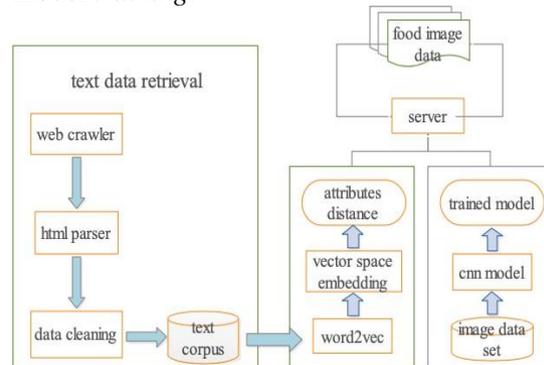
Melakukan penelitian tentang pengenalan citra/gambar makanan sudah menjadi penelitian yang populer dan sudah banyak yang dikembangkan dengan menggunakan sejumlah metode dan pendekatan. Sehingga menjadi dasar peneliti untuk melakukan suatu penelitian tentang pengenalan jenis makanan.

Peneliti menggunakan pengenalan citra/gambar untuk mendeteksi makanan dengan menggunakan beberapa model CNN. Pada penelitian ini, peneliti menggunakan 2 model CNN yang berbeda dan berfokus pada implementasi teknik – teknik yang telah ada dan untuk mengetahui model mana yang tingkat akurasi nya bagus dalam mengenali gambar makanan agar dapat menjadi referensi pada penelitian selanjutnya. **Pengenalan makanan tradisional nusantara** ini merupakan penelitian tahap pertama, yang selanjutnya akan dikembangkan sampai pada **komposisi bahan makanan** dan pada akhirnya akan menghitung kalori. Penelitian tentang pengenalan makanan tradisional nusantara sampai dengan perhitungan kalori belum banyak dilakukan pada penelitian sebelumnya.

2. PENELITIAN YANG RELEVAN

Pada penelitian mengenai pengenalan makanan dan estimasi nutrisi dengan menggunakan *Machine Learning* [1]. Peneliti menyiapkan dua model sistem pada penelitiannya. Model pertama adalah model *text mining* untuk mengumpulkan informasi makanan pada lebih dari 500 *website* dengan menggunakan *crawling* dan *scrapy*. Tahap selanjutnya, informasi yang berupa kata-kata diekstraksi dengan cara dipisahkan dengan menggunakan *library python HTML Parser* untuk mendapatkan informasi penting mengenai nama masakan, bumbu-bumbu dan komposisi masakan tersebut. Peneliti membuat

bank data kata mengenai makanan dengan resep/bumbu makanannya dengan menggunakan *word2vec*. Pada model kedua, Peneliti melakukan pengenalan gambar makanan dengan metode *Convolutional Neural Network (CNN)*. Gambar makanan yang telah di kumpulkan dari banyak *website* dikelompokkan menjadi beberapa kelas. Kemudian gambar-gambar tersebut di jadikan model *training*.



Gambar 1. Blok Diagram Sistem [1]

Peneliti menggunakan *CNN* dengan *Inception Module 3, 4* dan *V4-101* untuk training data pengenalan gambar makanan. Pada tahap akhir, peneliti menggabungkan data *training* gambar yang sudah dipisahkan dengan kelas-kelas tertentu dengan informasi nama masakan dan bumbu-bumbunya. Keunggulan metode yang ada pada penelitian ini adalah menggabungkan antara gambar dengan informasi yang ada didalamnya untuk digabungkan dan memunculkan data informasi kalori dan gizi dari bumbu-bumbu dan komposisi masakan. Penelitian ini memiliki keakuratan sebesar 85%. Kelemahan penelitian ini adalah pada dataset dan variasi makanan yang digunakan oleh penulis masih kurang banyak. Kemudian justifikasi kebenaran mengenai jumlah kalori dan gizi pada makanan belum terverifikasi dengan baik oleh ahlinya.

[2]Penelitian menggunakan *CNN* untuk pengenalan makan Cina, peneliti membangun model penelitian dengan menggunakan perbandingan dan korelasi antara arsitektur *CNN* yang diusulkan dan model *BoF (Bag-of-feature)*.Keunggulannya ada pada kombinasi fitur dan klasifikasi terdiri dari layer terhubung penuh. Tujuan menggunakan layer yang terhubung penuh adalah untuk menggabungkan fitur tingkat tinggi yang diekstraksi dari fase sebelumnya untuk mengklasifikasikan gambar input

ke dalam kelas yang sesuai seperti yang ditentukan oleh dataset pelatihan. Penggabungan antara kombinasi fitur dengan klasifikasi dengan menggunakan layer terhubung mencegah kehilangan data pada proses training, sehingga ketika testing dilakukan, sistem mencapai keakuratan yang baik. Peneliti menggunakan 8734 gambar dari 25 jenis makanan yang berbeda di China. Metode CNN memiliki akurasi untuk top-1 sebesar 97,12% dan tingkat akurasi untuk top-5 99,86%. Kesimpulan cukup kuat mendukung keunggulan yang diklaimkan karena penggabungan antara kombinasi fitur dengan klasifikasi dengan menggunakan layer terhubung mencegah kehilangan data pada prostraining, sehingga ketika testing dilakukan, sistem mencapai keakuratan yang baik. Kekurangan penelitian ini adalah dataset gambar hanya terbatas pada masakan Cina. Peneliti memberikan saran bahwa pada penelitian selanjutnya dapat ditambahkan daftar makanan dari negara lain.

Penelitian deteksi gambar makanan tertentu dan menampilkan jumlah kalori di dalamnya. Selanjutnya, juga menampilkan analisis statistik jumlah kalori yang dikonsumsi oleh pengguna [3]. Peneliti menggunakan metode CNN yang sudah di modifikasi dengan beberapa peningkatan. Peneliti memakai metode CNN dengan 4 layer sebesar 3 x 3. Peneliti menggunakan max-pooling filter ukuran 2x2 dan mendapatkan satu fitur yang paling menonjol yang dipilih dengan mengambil nilai maksimum fitur dari layer sebelumnya. Setelah mengumpulkan semua fitur dan mengubahnya menjadi vektor, layer yang sepenuhnya terhubung (*Fully Connected Layer*) digunakan untuk memetakan fitur dan mengklasifikasikan gambar uji ke dalam kategori yang benar. Peneliti menggunakan 2 layer FC, di mana lapisan terakhir memprediksi distribusi probabilitas dengan menggunakan pengklasifikasi Soft-max. Penelitian juga menggunakan metode adam optimizer untuk melakukan optimasi pembobotan pada masing-masing layer. Bagian yang baru pada penelitian ini adalah selain melakukan pengenalan pada makan, peneliti juga menambahkan perhitungan jumlah kalori pada makanan tersebut, kemudian juga peneliti menambahkan record jumlah kalori yang dimakan oleh setiap orang yang terdata pada aplikasi agar orang tersebut dapat mengetahui jumlah kalori yang dimakan tiap hari. Peneliti menggunakan dua da-

taset image gambar makanan (FoDD dan FO101). Peneliti menggunakan dua data set yang memiliki 101.000 data gambar. Ada 20 kategori makanan dengan jumlah : 8,931 gambar dimana 7,144 gambar untuk training dan 1,787 gambar untuk testing untuk penelitian ini dengan keakuratan testing pengenalan gambar adalah 78.7%. Keunggulan tersebut di dapat karena gambar yang ada di dataset, merupakan gambar pilihan yang noisenya sedikit. Jadi dari 101.000 data diambil sekitar 8000-an data dimana 80% dari data tersebut di gunakan untuk training dan sisanya untuk testing. Kesimpulan yang didapat cukup kuat mendukung keunggulan sistem karena input sudah terseleksi dengan baik. Gambar yang digunakan adalah gambar yang memiliki noise kecil dan sudah terseleksi. Jadi keakuratan pasti cukup tinggi. Kategori makanan dapat ditambahkan tidak hanya 20 kateorgi. Nilai komputasi juga dapat diperbaiki ketiga melakukan testing.

Penelitian untuk pengenalan makanan Indonesia dengan menggunakan CNN [4]. Peneliti menggunakan metode CNN dengan normalisasi (*cropping, wrapping, resize*) data input. Gambar makanan yang akan dideteksi namanya di *cropping* dan *wrapping* terlebih dahulu. Tahap selanjutnya, peneliti melakukan resize ukuran gambar menjadi 128 x 128 pixel dan gambar tersebut diubah mejadi grayscale untuk proses training. Proses pengenalan/klasifikasi membutuhkan pembelajaran/training. Jika data yang digunakan untuk training terlalu sedikit atau jelek maka ketika dilakukan testing, hasilnya pasti tidak akan baik. Peneliti melakukan normalisasi data untuk training harus dilakukan agar hasil testingnya akurat. Normalisasi input data training akan meningkatkan keakurasian. Metode CNN yang digunakan adalah *forward-propagation* dan *back-propagation*. Pada proses training, peneliti menggunakan sekitar 10 ribu data dengan 10 kelas, jadi masing-masing kelas makanan sebanyak 1000 data. Untuk testing, peneliti menggunakan 500 gambar dimana masing-masing kelas memakai 50 gambar Hasil penelitian menunjukkan keakuratan pengenalan makanan sebesar 88% dengan menggunakan metode CNN. Kesimpulan tersebut mendukung hasil penelitian, karena gambar terlebih dahulu di normalisasi sebelum di proses. Semakin optimal penggunaan data latih,

maka akurasi sistem yang dihasilkan akan semakin tinggi.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, pada penelitian ini peneliti menggunakan metode CNN dengan model *Resnet50*, *EfficientNetB6* dan *EfficientNetV2M*. *ResNet-50* adalah jaringan Residual yang terdiri dari 50 layer. *Network* ini menggunakan pembelajaran Residual. Pada pembelajaran Residual, *Network* bukannya mencoba mempelajari beberapa fitur, tetapi *network* ini mempelajari beberapa Residual. Residual secara sederhana dapat dipahami sebagai pengurangan fitur yang dipelajari dari masukan suatu layer. *ResNet* melakukan ini dengan menggunakan koneksi pintasan yaitu langsung menghubungkan input layer ke- n ke beberapa layer berikutnya ($n+x$). Telah dibuktikan bahwa melatih bentuk *network* ini lebih mudah daripada melatih *deep convolutional neural networks* yang sederhana dan juga masalah penurunan akurasi yang teratasi. *EfficientNetB6* adalah arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dibuat berdasarkan ide dasar CNN menjadi arsitektur Neural Network dengan sumber daya tetap dan kemudian ditingkatkan untuk mendapatkan akurasi tinggi. Dalam praktek pembuatan arsitektur CNN khususnya dalam penskalaan model dan mengidentifikasi bahwa menyeimbangkan kedalaman, lebar, dan resolusi jaringan dengan hati-hati dapat menghasilkan kinerja yang lebih baik. Sedangkan *EfficientNetV2M* adalah jenis jaringan saraf convolutional yang memiliki kecepatan pelatihan lebih cepat dan efisiensi parameter yang lebih baik dari model sebelumnya.

3. METODE

3.1 Kerangka Operasional

Tahap pertama, gambar-gambar makanan yang telah dikumpulkan masuk tahap *preprocessing*. Gambar yang digunakan memiliki ukuran 224×224 , tetapi gambar yang ukurannya lebih dari 224×224 di *resize* jika gambar tersebut tidak terdapat item yang tidak diperlukan misalnya gelas, botol air minum, vas bunga dan lainnya. Jika ada item yang tidak diperlukan maka gambar di *crop* terlebih dahulu dan ukurannya di *resize* menjadi 224×224 . Selanjutnya adalah penamaan dan pengelompokan gambar. Gambar-gambar yang sudah dipilah dan ukurannya sama,

dikelompokkan dengan jenis kelas yang sama dalam satu *folder* untuk mempermudah proses *training*. Kemudian gambar diolah dengan menggunakan *deep learning* untuk proses *training*. Peneliti menggunakan tiga model *deep learning*. Rencana model arsitektur CNN yang akan digunakan peneliti sebagaimana yang di maksud pada hipotesa di atas adalah menggunakan model *Resnet50*, *EfficientNetB6*, *EfficientNetV2M*. Gambar yang sudah disiapkan terlebih dahulu dijadikan grayscale agar proses komputasi model arsitektur yang digunakan lebih ringan. Pada model arsitektur, Peneliti melakukan *training* pada gambar makanan dan keluarannya adalah skema *one hot* untuk masing-masing kelas makanan. Data item tersebut akan di kumpulkan menjadi satu jenis dataset untuk digunakan pada proses pengujian. Pada penelitian ini akan didapatkan dataset jenis kelas makanan dan pada masing-masing makanan akan terdapat data item yang ada pada gambar makanan tersebut. Item pada masing-masing gambar tidak akan sama persis.

3.2 Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data primer. Data primer di dapatkan dengan cara mengumpulkan secara manual gambar makanan tradisional nusantara sebanyak 1.202 gambar yang terdiri dari 20 kelas makanan. Pada masing-masing kelas akan terdapat 50 sampai 80 gambar untuk *training*. Kelas makanan yang diambil adalah makanan tradisional nusantara dan kriteria pemilihan gambar yang digunakan untuk *training* adalah sebagai berikut:

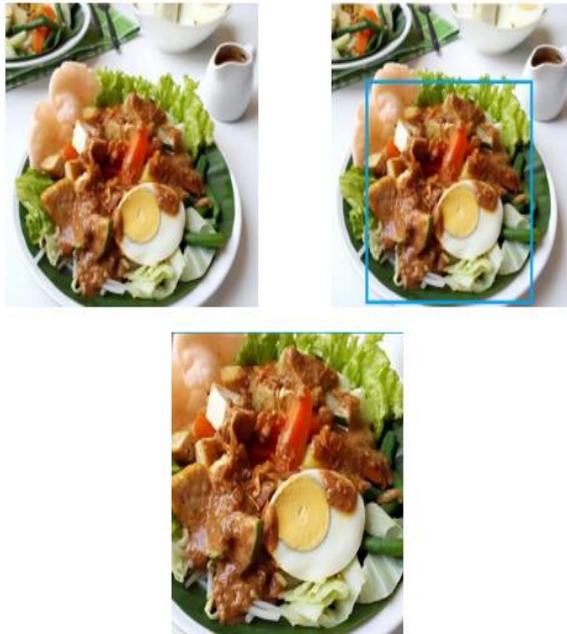
1. Makanan tradisional nusantara

Tabel 3.1 Data 20 Makanan Tradisional Nusantara

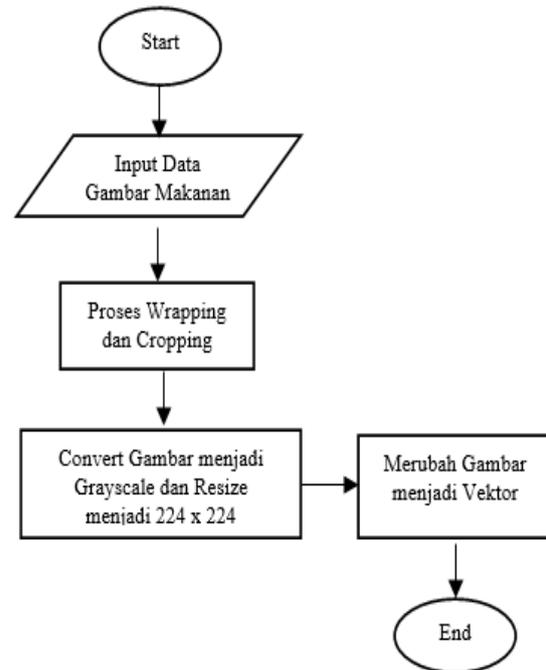
No.	Kelas Makanan	No.	Kelas Makanan
1	Ayam Lodho	11	Rujak Cingur
2	Gado - Gado	12	Sate Madura
3	Gule Kambing	13	Sayur Asem
4	Krengsengan	14	Sayur Bayam
5	Lodeh	15	Sayur Bobor
6	Lontong Kikil	16	Sop Ayam
7	Opor Ayam	17	Sop Daging
8	Oseng – Oseng Kerang	18	Soto Lamongan

9	Oseng – Oseng Udang	19	Tahu Campur
10	Rawon	20	Tahu Tek

2. Gambar memiliki ukuran 224x224
3. Gambar makanan berwarna
4. Di sekitar gambar makanan tidak terdapat gambar lain seperti alatmakan, botol minum, pot bunga dll



Gambar 3.2 Alur Praproses dan Input



Gambar 1. Proses *Wrapping*, *cropping*, *Resize*

3.3 Instrumen Penelitian

Pada penelitian ini, peneliti menggunakan framework untuk mempermudah pembuatan program *deep learning*. Peneliti menggunakan *Keras Applications*. *Keras Applications* adalah salah satu modul dalam *library* yang menyediakan arsitektur berbagai model *deep learning*. Model deteksi gambar *Keras Applications* juga bisa dipakai untuk mengekstraksi fitur-fitur dari gambar. *Keras* adalah sebuah *user interface* yang memudahkan pemrograman dan segala komputasi model dilakukan oleh *library* lain yaitu *TensorFlow* atau *Theano*. Peneliti menggunakan sebuah kerangka kerja/framework yang bernama *tensorflow*. Penggunaan *tensorflow* pada penelitian ini untuk mempermudah dan mempercepat proses *training* dan uji coba penelitian. *Tensorflow* sudah banyak digunakan untuk penelitian berbasis *deep learning-convolutional neural network* [5],[6]. Pada penelitian ini, peneliti menggunakan *transfer learning* untuk pengenalan jenis makanan. *Transfer learning* adalah alat yang digunakan untuk mentransfer pengetahuan dari *domain* asal ke *domain* tujuan/target [7], [8]

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut ini adalah hasil pengujian dengan model *Resnet50* yang sudah di lakukan oleh peneliti:

Tabel 4.2 Akurasi Hasil Pengujian *Resnet50*

Nama Makanan	BENAR		SALAH		Total Gambar Pengujian
	Jumlah Gambar	Persentase	Jumlah Gambar	Persentase	
Ayam Lodho	10	55,56%	8	44,44%	18
Gado - Gado	15	100,00%	0	0,00%	15
Gule Kambing	14	93,33%	1	6,67%	15
Krengsengan	17	80,95%	4	19,05%	21
Lodeh	12	85,71%	2	14,29%	14
Lontong Kikil	6	54,55%	5	45,45%	11
Opor Ayam	8	88,89%	1	11,11%	9
Oseng – Oseng Kerang	4	57,14%	3	42,86%	7
Oseng – Oseng Udang	15	100,00%	0	0,00%	15
Rawon	10	83,33%	2	16,67%	12
Rujak Cingur	5	50,00%	5	50,00%	10
Sate Madura	6	85,71%	1	14,29%	7
Sayur Asem	13	92,86%	1	7,14%	14
Sayur Bayam	11	91,67%	1	8,33%	12
Sayur Bobor	6	75,00%	2	25,00%	8
Sop Ayam	10	55,56%	8	44,44%	18
Sop Daging	7	70,00%	3	30,00%	10
Soto Lamongan	11	100,00%	0	0,00%	11
Tahu Campur	7	70,00%	3	30,00%	10
Tahu Tek	1	25,00%	3	75,00%	4

Berdasarkan tabel 4.1 hasil pengujian klasifikasi makanan tradisional nusantara dengan menggunakan *Resnet50*, peneliti menggunakan 241 total data gambar dengan rincian gambar yang di prediksi benar terdapat 188 gambar dan gambar yang di prediksi salah ada 53 gambar makanan tradisional nusantara, sehingga dalam pengujian ini hasil pengujian, sistem dapat mengklasifikasikan makanan dengan kesalahan rata-rata adalah 24,24% dan rata-rata acc 75,76%.

Tabel 4.2 Akurasi Hasil Pengujian *EfficienNetB6*

Nama Makanan	BENAR		SALAH		Total Gambar Pengujian
	Jumlah Gambar	Persentase	Jumlah Gambar	Persentase	
Ayam Lodho	13	72,22%	5	28,00%	18
Gado - Gado	12	80,00%	3	20,00%	15
Gule Kambing	13	86,67%	2	13,00%	15
Krengsengan	17	94,44%	1	6,00%	18
Lodeh	14	87,50%	2	12,00%	16
Lontong Kikil	6	54,55%	5	45,00%	11
Opor Ayam	2	33,33%	4	67,00%	6
Oseng – Oseng Kerang	8	80,00%	2	20,00%	10
Oseng – Oseng Udang	14	93,33%	1	7,00%	15
Rawon	10	90,91%	1	9,00%	11
Rujak Cingur	8	66,67%	4	33,00%	12
Sate Madura	7	100,00%	0	0,00%	7
Sayur Asem	12	85,71%	2	14,00%	14
Sayur Bayam	6	54,55%	5	14,00%	11
Sayur Bobor	7	87,50%	1	12,00%	8
Sop Ayam	14	82,35%	3	18,00%	17
Sop Daging	7	63,64%	4	36,00%	11
Soto Lamongan	10	100,00%	0	0,00%	10
Tahu Campur	8	88,89%	1	11,00%	9
Tahu Tek	5	71,43%	2	29,00%	7
Total dan Rata-rata Persentase	193	80,08%	48	19,92%	241

Berdasarkan tabel 4.2 hasil pengujian klasifikasi makanan tradisional nusantara dengan menggunakan *EfficienNetB6*, peneliti menggunakan 241 total data gambar dengan rincian gambar yang di prediksi benar terdapat 193 gambar dan gambar yang di prediksi salah ada 48 gambar makanan tradisional nusantara, sehingga dalam pengujian ini hasil pengujian, sistem dapat mengklasifikasikan makanan dengan kesalahan rata-rata adalah 19,92% dan rata-rata acc 80,08%.

Berikut ini adalah hasil pengujian dengan model *EfficienNetV2M* yang sudah di lakukan oleh peneliti:

Tabel 4.3 Akurasi Hasil Pengujian EfficienNetV2M

Nama Makanan	BENAR		SALAH		Total Gambar Pengujian
	Jumlah Gambar	Persentase	Jumlah Gambar	Persentase	
Ayam Lodho	14	77,78%	4	22,22%	18
Gado - Gado	14	93,33%	1	6,67%	15
Gule Kambing	13	86,67%	2	13,33%	15
Krengsengan	17	94,44%	1	5,56%	18
Lodeh	13	81,25%	3	18,75%	16
Lontong Kikil	8	72,73%	3	27,27%	11
Opor Ayam	4	66,67%	2	33,33%	6
Oseng – Oseng Kerang	9	90,00%	1	10,00%	10
Oseng – Oseng Udang	14	93,33%	1	6,67%	15
Rawon	11	100,00%	0	0,00%	11
Rujak Cingur	8	66,67%	4	33,33%	12
Sate Madura	6	83,71%	1	14,29%	7
Sayur Asem	11	78,57%	3	21,43%	14
Sayur Bayam	9	81,82%	2	18,18%	11
Sayur Bobor	7	87,50%	1	12,50%	8
Sop Ayam	13	76,47%	4	23,53%	17
Sop Daging	8	72,73%	3	27,27%	11
Soto Lamongan	9	90,00%	1	10,00%	10
Tahu Campur	9	100,00%	0	0,00%	9
Tahu Tek	5	71,43%	2	28,57%	7
Total dan Rata-rata Persentase	202	83,82%	39	16,18%	241

Berdasarkan tabel 4.3 hasil pengujian klasifikasi makanan tradisional nusantara dengan menggunakan *EfficienNetV2M*, peneliti menggunakan 241 total data gambar dengan rincian gambar yang di prediksi benar terdapat 202 gambar dan gambar yang di prediksi salah ada 39 gambar makanan tradisional nusantara, sehingga dalam pengujian ini hasil pengujian, sistem dapat mengklasifikasikan makanan dengan kesalahan rata-rata adalah 16,18% dan rata-rata acc 83,82%.

Dibawah ini adalah contoh hasil training Klasifikasi makanan tradisional nusantara dengan menggunakan CNN yang mampu memprediksi dengan benar gambar makanan gado-gado dan lontong kikil.



Asli = Gado – Gado (2), Prediksi Gado – Gado (2) Asli = Lontong Kikil (6), Prediksi (6)

[1] Z. Shen, “ScienceDirect Machine Learning Based Approach on Food Recognition Approach on Food Recognition Machine Based Approach on and Nutrition Estimation Machine

Gambar 4.1 Hasil Klasifikasi Makanan dengan Prediksi Benar

Berikut ini adalah contoh hasil pengujian klasifikasi makanan tradisional nusantara dengan menggunakan CNN yang menghasilkan prediksi gambar salah yang seharusnya gambar sop daging namun di prediksi sop ayam dan seharusnya sate madura di prediksi krengsengan.



Asli = Sop Daging (17), Prediksi Sop Ayam (16) Asli = Sate Madura (12), Prediksi Krengsengan (4)

Gambar 4.2 Hasil Klasifikasi Makanan dengan Prediksi Salah

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah dilakukan dalam mengklasifikasikan makanan tradisional nusantara dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan model *Resnet50*, *EfficienNetB6*, *EfficienNetV2M* maka dapat disimpulkan bahwa model *EfficienNetV2M* menghasilkan performa yang baik yaitu pada akurasi 83,82% dibandingkan dengan hasil model *Resnet50* 75,76%, *EfficeinNetB6* 80,08%

DAFTAR PUSTAKA

Learning Learning Based Approach on Food Food Recognition Recognition Machine Learning Based Approach,” vol. 100, pp. 1–6, 2019.
[2] J. Teng, D. Zhang, D. J. Lee, and Y.

- Chou, “Recognition of Chinese food using convolutional neural network,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 78, no. 9, pp. 11155–11172, 2019, doi: 10.1007/s11042-018-6695-9.
- [3] V. H. Reddy, S. Kumari, V. Muralidharan, K. Gigoo, and B. S. Thakare, “Food Recognition and Calorie Measurement using Image Processing and Convolutional Neural Network,” *2019 4th IEEE Int. Conf. Recent Trends Electron. Information, Commun. Technol. RTEICT 2019 - Proc.*, pp. 109–115, 2019, doi: 10.1109/RTEICT46194.2019.9016694.
- [4] I. P. A. E. Darma Udayana, M. Sudarma, and P. G. Surya Cipta Nugraha, “Implementation of Convolutional Neural Networks to Recognize Images of Common Indonesian Food,” *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 846, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1757-899X/846/1/012023.
- [5] M. A. Abu, N. H. Indra, A. H. A. Rahman, N. A. Sapiee, and I. Ahmad, “A study on image classification based on deep learning and tensorflow,” *Int. J. Eng. Res. Technol.*, vol. 12, no. 4, pp. 563–569, 2019.
- [6] K. Seetala, W. Birdsong, and Y. B. Reddy, “Image classification using tensorflow,” *Adv. Intell. Syst. Comput.*, vol. 800 Part F, no. Itng, pp. 485–488, 2019, doi: 10.1007/978-3-030-14070-0_67.
- [7] C. Tan, F. Sun, T. Kong, W. Zhang, C. Yang, and C. Liu, *A Survey on Deep Transfer Learning Chuanqi*, vol. 11141, no. November. Springer International Publishing, 2018.
- [8] Y. Wu, X. Qin, Y. Pan, and C. Yuan, “Convolution neural network based transfer learning for classification of flowers,” *2018 IEEE 3rd Int. Conf. Signal Image Process. ICSIP 2018*, pp. 562–566, 2019, doi: 10.1109/SIPROCESS.2018.8600536.

Panjang kolom pada halaman terakhir kurang lebih harus sama