

## **TRANSFER LEARNING IMPLEMENTATION ON IMAGE RECOGNITION OF INDONESIAN TRADITIONAL HOUSES**

**R Arif Firmansah<sup>\*1</sup>, Handri Santoso<sup>2</sup>, Agus Anwar<sup>3</sup>**

<sup>1,2,3</sup>Department of Information and Technology, Master's Program in Big Data and Internet of Things,  
Universitas Pradita, Indonesia

e-mail: <sup>1</sup>[r.arif@student.pradita.ac.id](mailto:r.arif@student.pradita.ac.id), <sup>2</sup>[handri.santoso@pradita.ac.id](mailto:handri.santoso@pradita.ac.id), <sup>3</sup>[Agus.Anwar@pradita.ac.id](mailto:Agus.Anwar@pradita.ac.id)

(Article received: December 17, 2022; Revision: December 30, 2022; published: December 23, 2023)

### **Abstract**

Indonesia is the largest archipelago in the world that has cultural diversity, one of Indonesia's cultural wealth is the architectural uniqueness of the types of traditional houses that come from different tribes and regions. In this era of digitalization, the younger generation of this nation must continue to preserve cultural wealth, one of which is by building a system that can document and provide learning about image recognition of the archipelago's traditional houses. Thanks to Artificial Intelligence Technology, it is possible to create a smart model that functions as an image recognition with system learning by working with a neural network called deep learning, which is supported by a transfer learning algorithm that can utilize previous models that have been trained, one of which is the MobileNetV2, Resnet50, VGG16 and Xception models as an effort to get a model with high accuracy with limited dataset conditions. So, the purpose as well as the update of this research is to build an image recognition model of Indonesian traditional houses with the transfer learning method. The methods and stages used are CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining), a standard used to build applications that aim to gain insight from a dataset, the image dataset used in this study was created with the image scraper technique from the internet. The conclusion of this research is that an image recognition model of Indonesian traditional houses is produced by training experiments from 5 transfer learning models that have been determined and the greatest accuracy is obtained, namely 0.96% of the MobileNetV2 transfer training method, the potential for further development for future research is to add more classes and amount of data and design a more detailed and detailed deployment model.

**Keywords:** CNN, Indonesia, MobileNetV2, Traditional houses, transfer learning,

## **IMPLEMENTASI TRANSFER LEARNING PADA PENGENALAN CITRA RUMAH ADAT INDONESIA**

### **Abstrak**

Indonesia merupakan negara kepulauan terbesar di dunia yang memiliki keberagaman budaya, salah satu kekayaan budaya Indonesia adalah keunikan arsitektur jenis rumah adat yang berasal dari suku dan daerah yang berbeda. Pada era digitalisasi ini, generasi muda bangsa ini harus tetap melestarikan kekayaan budaya salah satunya dengan membangun sistem yang dapat mendokumentasikan dan memberikan pembelajaran tentang pengenalan citra rumah adat nusantara. Berkat Teknologi *Artificial Intelligence*, memungkinkan untuk membuat model pintar yang berfungsi sebagai pengenalan gambar dengan pembelajaran sistem dengan cara kerja *neural network* yang disebut *deep learning*, yang didukung dengan algoritma *transfer learning* yang bisa memanfaatkan model terdahulu yang sudah dilatih salah satunya model *MobileNetV2*, *Resnet50*, *VGG16* dan *Xception* sebagai usaha untuk mendapatkan model dengan akurasi yang tinggi dengan kondisi *dataset* yang terbatas. Maka tujuan sekaligus pembaruan dari penelitian ini adalah membangun model pengenalan citra rumah adat Indonesia dengan metode *transfer learning*. Metode dan tahapan yang digunakan adalah dengan CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) sebuah standar yang digunakan untuk membangun aplikasi yang bertujuan mendapatkan *insight* dari sebuah set data, *dataset* gambar yang digunakan pada penelitian ini dibuat dengan Teknik *image scraper* dari internet. Kesimpulan dari penelitian ini yaitu dihasilkan sebuah model pengenalan citra rumah adat Indonesia dengan percobaan *training* dari 5 *transfer learning model* yang telah ditentukan dan didapatkan akurasi terbesar yaitu 0,96% dari metode *transfer training* *MobileNetV2*, potensi pengembangan selanjutnya untuk penelitian selanjutnya adalah menambahkan lebih banyak kelas dan jumlah data dan perancangan *deployment* model yang lebih detail dan terperinci.

**Kata kunci:** CNN, Indonesia, MobileNetV2, Rumah adat, transfer learning,

## 1. PENDAHULUAN

Beberapa tahun terakhir teknologi kecerdasan buatan berkembang sangat pesat, karena dapat menyelesaikan permasalahan yang sulit dipecahkan oleh keterbatasan pikiran dan indra manusia, berkat AI keterbatasan tersebut dapat diatasi dengan komputasi *machine learning* (ML) dengan algoritmanya terinspirasi dari struktur otak manusia jaringan sarap tiruan yang memiliki tiga atau lebih lapisan *artificial neural network* (ANN) atau bisa disebut dengan *deep learning* (DL)[1], disebut *deep learning* karena algoritma ini dapat melakukan pembelajaran dan beradaptasi terhadap sejumlah besar data dan mengekstraknya menjadi *insight* atau informasi yang berguna[2]. Tetapi terkadang permasalahan muncul Ketika pelatihan *neural network* dari awal (*scratch*) membutuhkan banyak waktu dan daya komputasi yang sangat besar, maka dari itu cara untuk mengatasi permasalahan tersebut yaitu implementasi transfer *learning*.

Pembelajaran transfer adalah teknik yang menggunakan model yang telah dilatih sebelumnya (*previously training model*) untuk mengklasifikasikan *dataset* baru, sehingga tidak perlu menjalankan data pelatihan dari awal dan melakukan penyesuaian di akhir model[3]. salah satu bidang yang banyak menggunakan *deep neural network* dengan algoritma transfer *learning* adalah *image recognition*, mengidentifikasi gambar merupakan proses alami bagi indra manusia maupun hewan, akan tetapi merupakan sebuah inovasi Ketika dilakukan oleh sebuah sistem komputer. *Image recognition* merupakan sebuah teknologi yang memanfaatkan kecerdasan buatan untuk secara otomatis mengidentifikasi objek, bentuk, tempat dalam sebuah citra[4]. Model yang dibuat untuk *image recognition* dengan tujuan untuk melakukan tugas melakukan tugas seperti memberi label pada gambar, mencari konten dan sistem bantuan pada *auto driver*[5]. Pada penelitian ini *image recognition* ini akan digunakan untuk mengidentifikasi gambar dari jenis-jenis rumah adat di Indonesia.

Budaya Indonesia merupakan bagian dari kekayaan bangsa, salah satu negara kepulauan terbesar di dunia dengan 17.508 pulau yang dihuni lebih dari 360 suku bangsa, Hal ini membuat Indonesia kaya akan keragaman budaya dan tradisi[6]. Meskipun di era transformasi digital dan teknologi modern, hal ini merupakan tanggung jawab anak bangsa untuk menjaga dan melestarikan kebudayaan yang diwariskan oleh leluhur bangsa Indonesia. Salah satu warisan budaya yang kaya akan keanekaragaman adalah rumah adat dari daerah-daerah di Indonesia. Keunikan bentuk dan arsitektur yang memiliki nilai kearifan lokal merupakan ciri khas dari rumah adat, jenis dan keanekaragaman yang menyimpan filosofi dari banyaknya jenis rumah adat merupakan bukti dari

kayanya bangsa Indonesia[7]. dengan teknologi kecerdasan *image recognition* memungkinkan untuk membuat model *machine learning* yang dapat mengenali jenis rumah adat yang banyak jenisnya dari berbagai suku dari berbagai daerah di Indonesia. sehingga model ini bisa diaplikasi sebagai sistem yang mendokumentasikan jenis-jenis rumah adat dalam sebuah model pintar untuk secara otomatis mengenali dan memberikan label pada sebuah citra yang memiliki konten gambar bangunan rumah adat. Sehingga dapat digunakan dalam proses pembelajaran dilembaga Pendidikan atau berkontribusi terhadap pustaka kelembagaan pendidikan.

Untuk mencapai manfaat tersebut penelitian ini memerlukan tahapan penelitian standar untuk Project data *mining*, dimulai dari proses pengumpulan dan pembuatan *dataset* yang terdiri dari kumpulan citra rumah adat dari beberapa daerah di Indonesia, kemudian melakukan *preprocessing* data terhadap *dataset* yang terkumpul agar menghasilkan pelatihan model yang optimal dan menghasilkan akurasi yang baik, hal ini diperlukan referensi dari proyek proyek terdahulu yang sejenis.

Penelitian sebelumnya yang relevan dengan penelitian ini adalah penelitian dengan judul “pengenalan jamur yang dapat dikonsumsi menggunakan metode transfer *learning* pada *convolutional neural network*”, yang menjadi fokus penelitian adalah mengidentifikasi jenis jamur yang dapat dikonsumsi dan yang tidak boleh dikonsumsi menggunakan 2 *class* dengan jumlah *dataset* 1284 gambar menggunakan 8 *pre-train* model salah satunya adalah *VGG-19*, *Resnet50* dan *MobileNetV2*, hasil dari penelitian ini adalah *MobileNetV2* merupakan arsitektur yang sesuai untuk digunakan karena memberikan hasil akurasi tertinggi yaitu sebesar 92,19% dibandingkan dengan ketiga arsitektur lainnya[8]. pengembangan dari penelitian ini adalah penambahan kelas mungkin bisa digunakan karena jenis jamur yang bisa dikonsumsi pun memiliki jelas yang berbeda sehingga, akan menambah *insight* pada hasil penelitian.

Berikutnya adalah penelitian dengan judul “*Deep Learning* Untuk Klasifikasi Motif Batik Papua Menggunakan *EfficientNet* dan Transfer *Learning*” tujuan dari penelitian ini adalah menghasilkan model dengan akurasi terbaik dengan memanfaatkan transfer *learning* untuk klasifikasi motif batik papua, selain arsitektur *EfficientNet-B2* model lain yang digunakan dalam transfer *learning* adalah *VGG16*, *RESNET50* dan *Resnet18*, hasil dari penelitian ini adalah didapatkan model dengan proses *augmentasi contrast* atau *colorjitter* melalui *fine-tuning* memiliki akurasi yang paling tinggi, sebesar 86.3%[9]. pengembangan dari penelitian ini

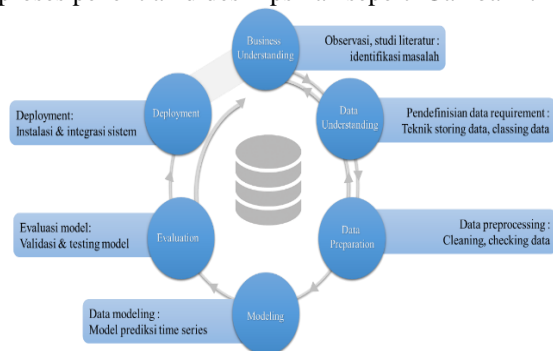
adalah model sangat dimungkinkan menambah akurasi dengan *dataset* yang lebih besar.

Selanjutnya adalah penelitian dengan judul “*pendeteksi citra masker wajah menggunakan cnn dan transfer learning*” Analisa *transfer learning* yang dilakukan menggunakan model MobileNetV2, VGG16, DenseNet201, dan Xception pada pengenalan wajah dengan dan tanpa penggunaan masker dengan menggunakan *convolution neural network* (CNN), hasil dari penelitian ini adalah *transfer learning* dengan menggunakan Xception memiliki akurasi yang paling besar yaitu 0,98[10].

Dari masalah yang ditemukan pada *transfer learning* model yang ada dan mengumpulkan wawasan dari studi literatur teori dan penelitian sebelumnya ditemukan potensi pengembangan dan adopsi sistem yang dapat digunakan dan diperbarui pada penelitian ini. maka tujuan dari penelitian ini adalah menghasilkan model *image recognition* dengan akurasi maksimal dengan memanfaatkan teknologi *deep learning* menggunakan algoritma *transfer learning* untuk pengenalan gambar rumah adat yang ada di Indonesia.

## 2. METODE PENELITIAN

Perancangan sistem ini merupakan penelitian Kualitatif dengan menggunakan metode observasi dengan studi literatur, untuk menghasilkan hasil akhir yang terbaik. Dengan mengadopsi tahapan penelitian “*CRoss Industry Standard Process for Data Mining*” CRISP-DM, yaitu sebuah metode yang dikembangkan sejak tahun 1996 di Eropa, dan saat ini yang paling populer digunakan untuk data mining[11]. dengan pendekatan teknologi yang digunakan yaitu *Machine learning* maka detail proses penelitian dideskripsikan seperti Gambar 1.



Gambar 1 Metode Penelitian

Langkah yang akan dilakukan adalah sebagai berikut :

1. *Business Understanding* : hal pertama yang dilakukan adalah mengidentifikasi tujuan

dan manfaat dari penelitian ini, dan melakukan identifikasi permasalahan pada objek uji dan pada proses yang dilakukan untuk mencapai hasil akhir.

2. *Data Understanding* : data yang akan digunakan adalah data gambar rumah adat dari beberapa daerah di Indonesia, pengumpulan data bisa dilakukan dengan mengumpulkan gambar yang tersedia dari internet kemudian diberi label sebagai *dataset* uji.
3. *Data Preprocessing* : tahap ini adalah untuk melakukan *cleaning* dan *checking* data-data yang sudah terkumpul sebelumnya dan membuatnya menjadi *dataset* yang siap untuk diolah di dalam model
4. *Modeling* : dalam *transfer learning* dibutuhkan untuk menyiapkan model untuk melakukan *pretrained* model, pada tahap ini akan dilakukan model *training* dari beberapa model *transfer learning* dan digunakan model terbaik untuk proses selanjutnya.
5. *Evaluation* : *trained* model yang didapat perlu proses evaluasi untuk melihat hasil akurasi dari model. Jika evaluasi menghasilkan nilai yang buruk maka proses bisa diulang kembali.
6. *Deployment* : merupakan proses terakhir yang dengan menggabungkan teknologi yang digunakan dari mulai teknologi yang digunakan untuk *storing* data, model *machine learning* dan *framework* penghubungnya ke dalam suatu sistem yang siap digunakan.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1. Business Understanding

Agar lebih memperkuat pemahaman tentang proses *image recognition* atau *image classification* dengan *machine learning* yang diperuntukan untuk data 2 dimensi berupa citra[12]. diperlukan kajian untuk diambil wawasan yang dapat digunakan pada proyek ini, dari beberapa penelitian sebelumnya yang sejenis[8]–[10], yang dapat disimpulkan pada Tabel1.

Tabel 1 Perbandingan Penelitian Sejenis

Judul Penelitian	Dataset & kelas	Transfer learning model	Model terbaik	Akurasi	Pengembangan
Pengenalan Jamur Yang Dapat Dikonsumsi Menggunakan Metode Transfer Learning Pada Convolutional Neural Network (2021)	1284 gambar jamur & 2 kelas	VGG19, Resnet50, MobileNets, MobileNetsV2	MobileNetV2	92,2%	penambahan jenis jamur/ kelas pada dataset
Deep Learning Untuk Klasifikasi Motif Batik Papua Menggunakan EfficientNet dan Transfer Learning (2022)	213 gambar batik & 5 kelas	VGG16, VGG19, Resnet18, Resnet50, EfficientNetB2	EfficientNet B2	86,3%	menambahkan dataset yang lebih banyak
pendeteksi citra masker wajah menggunakan CNN dan transfer learning (2021)	7553 gambar wajah bermasker dan tidak & 2 kelas	MobileNetV2, VGG16, Desnet201, Xception	Xception	98,8%	dilakukan data preprosesing yang lebih lengkap

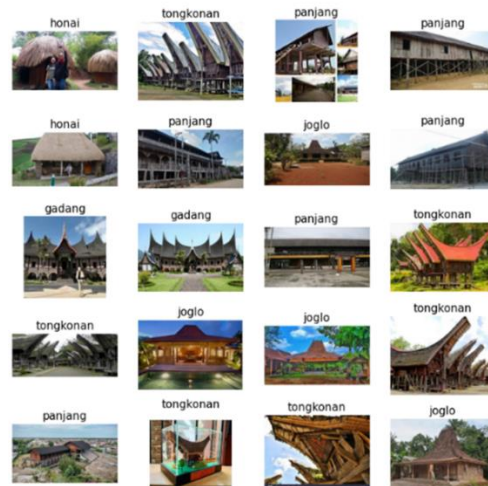
Dari penelitian sebelumnya diketahui model *transfer learning* yang digunakan menghasilkan akurasi yang berbeda tergantung data yang digunakan dan meskipun *transfer learning* baik untuk *dataset* yang kecil tetap harus dilakukan data *preprocessing* dan *dataset* yang cukup besar untuk menghasilkan akurasi yang terbaik.

Objek penelitian merupakan set data gambar yang merepresentasikan bentuk dan rupa dari rumah adat. Secara administratif, Indonesia terbagi sebagai 34 provinsi. namun, pada satu provinsi sesungguhnya tidak dihuni oleh satu suku saja[7]. dalam penelitian ini akan diambil data tersebut dari internet dan disortir secara visual. pada setiap provinsi memungkinkan memiliki lebih dari satu jenis rumah adat, tetapi pada proyek ini hanya memilih salah satu rumah tradisional yang terkenal di tiap provinsi dan memiliki bentuk yang unik dan memiliki karakteristik yang khas dari daerah tertentu di nusantara. hasil akhir dari penelitian ini adalah sebuah model yang dapat mengidentifikasi citra rumah adat dan melabeli gambar tersebut dengan suatu *class* yang termasuk dalam *class* pelatihan pada saat proses *training* model. Untuk *initial project* digunakan lima *class* yang mewakili jenis rumah adat dari beberapa daerah diantaranya :

1. Gadang merupakan rumah adat dari Sumatera barat dengan ciri khas bentuk melengkung tajam dengan bagian meruncing menyerupai tanduk kerbau pada ujung kiri dan kanan.
2. Joglo merupakan rumah adat dari Jawa dengan ciri khas atap membumbung
3. Panjang adalah rumah adat dari Kalimantan barat dengan bentuk panggung memanjang sebagai ciri khasnya.
4. Tongkonan, rumah adat ini memiliki atap seperti kapal laut sebagai ciri khas dan berasal dari suku Toraja di Sulawesi selatan
5. Honai adalah salah satu rumah adat dari daerah Papua dengan bentuk dinding seperti lingkaran dan atap setengah bola.

Masih banyak jenis rumah adat yang terdapat dinusantara, untuk sampel penelitian kali ini akan

diambil jenis tersebut diatas, kedepannya bisa menjadi potensi pengembangan dari penelitian selanjutnya. Sampel dari kelas yang dipilih adalah sebagai berikut pada Gambar 2.



Gambar 2 Preview Sample Rumah adat

Untuk proses pengenalan gambar-gambar tersebut ke dalam model *transfer learning*, perlu diambil gambar dari sudut dan waktu yang berbeda untuk memperkaya perbendaharaan *dataset* untuk bahan uji.

### 3.2. Data Understanding

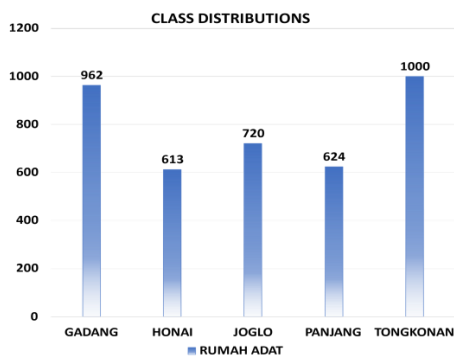
Teknik pengumpulan data untuk membuat *dataset* adalah dengan menggunakan teknik *web scraping*, sebuah teknik yang digunakan untuk mengumpulkan informasi, baik angka, teks, tabel, maupun media dari berbagai *website* menggunakan sebuah sistem yang dapat menyimpan dan mengatur informasi yang telah diunduh, sistem tersebut dibangun dengan menggunakan Bahasa pemrograman *python*[13]. Dalam kasus ini teknik yang digunakan adalah *image scrapper* sebuah teknik yang memanfaatkan *search engine* yang paling performanya yaitu *google*, *yahoo*, *bing*, *duckduckgo*. Berkat *library python* HTML Parser yang digunakan dapat mengubah kode-kode tertentu menjadi kode yang baru agar valid saat diterapkan



pada suatu *website* atau blog. Tahapan pada proses ini adalah sebagai berikut :

1. dengan menggunakan file *requirements.txt* yang mengandung konten *keyword* pencarian yang akan diproses pada proses *scraaping* seperti “rumah adat gadang”, rumah adat gadang Sumatera”, “gadang Sumatera” dan *keyword* sesuai kelas yang sudah ditentukan,
2. Kemudian dilakukan pencarian berdasarkan *keyword* dengan fungsi pada *python* dan *driver* web selenium, dari 4 *search engine* yang sudah ditentukan,
3. Gambar – gambar yang didapat akan dilakukan evaluasi dengan fungsi *removing duplicate* untuk menghapus data-data yang sama.
4. Tahapan selanjutnya adalah *output* gambar disimpan ke dalam folder dan dilakukan *zip image* untuk didownload.
5. Setelah didownload *dataset* akan diperiksa secara manual untuk menghapus data-data *outlier* yang tidak sesuai dengan kelas yang diobservasi.

Proses tahap *collecting* data yang dilakukan didapatlah *dataset* sebanyak 3919 data dengan distribusi jumlah *class* seperti pada Gambar 2.



Gambar 3 *Class Distribusi Dataset*

### 3.3. Data Preprocessing

Pada proses sebelumnya terlihat distribusi *dataset* tidak seimbang, tetapi masih layak untuk digunakan kemudian pada tahap ini akan dilakukan *preprocessing* data untuk memperbaiki format data mentah yang tidak teratur menjadi bentuk yang mudah untuk dipahami, karena kualitas data akan berdampak terhadap algoritma yang melibatkan Analisa data. Adapun proses yang akan dilakukan adalah yang pertama melakukan *Reshape image* yaitu proses normalisasi ukuran citra dengan *library python*, ukuran yang akan digunakan adalah 224 x 224 *pixel*, kemudian dilakukan *rescale* layer dengan (1/255) artinya setiap nilai akan dikali 1/255 sehingga nilainya akan berubah menjadi antara 0 dan 1 setiap data gambar.

Proses selanjutnya adalah melakukan *image augment*, merupakan proses memodifikasi atau memanipulasi suatu citra, sehingga citra asli dalam bentuk standar akan diubah bentuk dan posisinya, bertujuan agar mesin dapat belajar dan mengenali

dari berbagai citra yang berbeda-beda sekaligus bisa dimanfaatkan untuk memperbanyak data. Pada kebanyakan kasus, penggunaan *augmentasi* data berhasil meningkatkan performa dari model. *preview dataset* setelah melakukan *preprocessing* dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4 *Preprocessing Dataset*

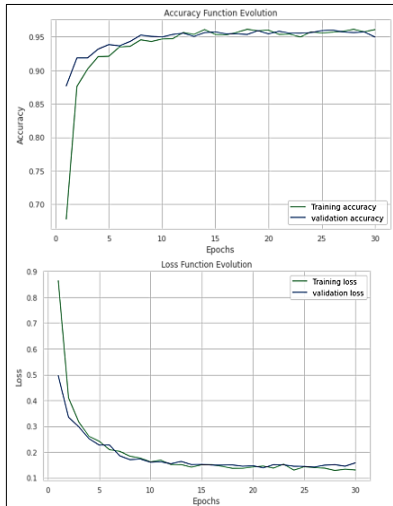
Proses selanjutnya adalah membagi data sampel *training* data *training*, dengan *validation split* dengan komposisi 0.4 untuk data *training*, komposisi 60% data latih sebanyak 2352 gambar, 40% data validasi sebanyak 1567 gambar . Dengan *dataset* yang tidak besar, diharapkan dengan teknik *augmentasi* yang akan digunakan membuat model tidak menjadi *overfitting*, pelatihan setiap model akan menggunakan *dataset* yang sama yang sudah disimpan dalam variabel *train\_ds*, dengan ukuran *image* 224x224, dengan jumlah 3 *channel* yang diambil dari kumpulan *sample dataset*. Setiap model juga akan menggunakan *loss compiler categorical crossentropy* dengan *optimizer* adam. Dan berikut detail dari *training* model tersebut.

### 3.4. Data Modeling

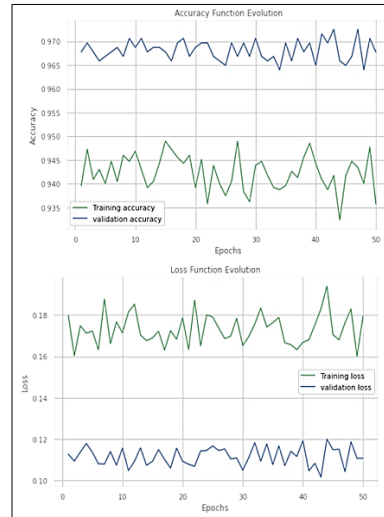
Arsitektur model yang akan dibangun adalah *Convolution neural network* dengan algoritma *transfer learning* menggunakan model yang sudah ditentukan yaitu *mobilenetv2*, *VGG16*, *Resnet50* dan *Xception* setelah model dibangun dan mendapatkan performa akurasi dari setiap model yang digunakan, akan dievaluasi dan digunakan untuk proses selanjutnya.

#### 1. Mobilenet V2

MobileNetV2 adalah arsitektur *convolutional neural network* (CNN) yang dapat digunakan untuk mengatasi kebutuhan akan *computing resource* berlebih. *MobileNetV2* merupakan penyempurnaan dari arsitektur *MobileNet*[14], *transfer learning* alagartima pada model ini, hasil *training* menunjukkan sebesar 90%, dengan histori *training* seperti pada Gambar 5.



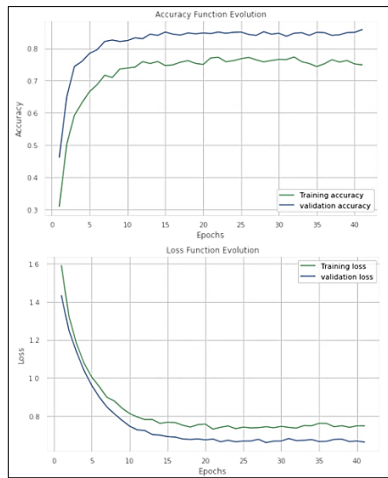
Gambar 5 History Training MobileNetV2



Gambar 7 History training Resnet50

2. **VGG16**

Arsitektur *VGG16* merupakan model CNN yang menggunakan *convolutional* layer dengan spesifikasi saringan *convolution* yang mini seperti 3 x3. Dengan pemanfaatan fungsi tersebut, kedalaman *neural network* dapat ditambah dengan lebih banyak lagi *convolutional* layer[14]. Hasil pelatihan dengan model ini di plot history seperti pada Gambar 6.



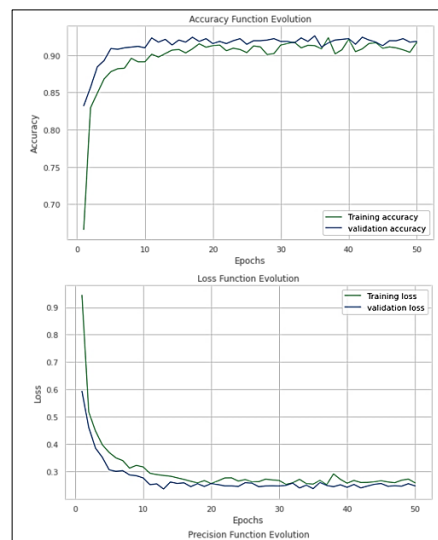
Gambar 6 History Training VGG16

3. **Resnet50**

model ResNet-50 adalah jaringan saraf konvolusional dengan kedalaman 50 lapisan. dapat memuat versi pra-pelatihan dari jaringan yang dilatih di lebih dari satu juta gambar dari *database ImageNet*[15]. Pada kasus ini *compiling* model menggunakan *loss categorical\_crossentropy* dengan *optimizer adam*. *History* pelatihan menunjukkan *training* dan validasi *accuracy* yang cukup tinggi yaitu lebih dari 90%, ditunjukkan pada Gambar 7.

4. **Xception**

model *Xception* adalah arsitektur CNN yang berbasis pemisahan *convolutional* layer secara mendalam. Hal ini menyebabkan pemetaan dari korelasi *cross channels* dan korelasi spasial pada peta fitur CNN dapat dipisahkan. Arsitektur *Xception* adalah perbaruan dari arsitektur *Inception*. Arsitektur *Xception* mempunyai 36 *convolutional* layer membentuk basis ekstraksi fitur dari *network*[16]. *History* pelatihan menunjukkan *training* dan validasi *accuracy* yang cukup tinggi yaitu lebih dari 90%, ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8 History training Xception

3.5. **Evaluation**

Setelah melakukan *training* melakukan algoritma transfer *learning* menggunakan model yang telah ditentukan, proses selanjutnya adalah evaluasi hasil dari *training* setiap model. Untuk mengetahui angka hasil terbaik *confusion matrix* yang mampu merepresentasikan prediksi dan kondisi sebenarnya (aktual) dari data yang dihasilkan oleh algoritma ML. dari sini bisa menentukan *accuracy*, *loss*, *precision*, dan *recall* dari model-model yang

telah dilakukan *training* pada *dataset* rumah adat yang sudah dibuat. Ada empat istilah yang merupakan representasi hasil proses klasifikasi pada *confusion matrix* yaitu *True Positif (TP)*, *True Negatif (TN)*, *False Positif (FP)*, dan *False Negatif (FN)*. Dengan rumus perhitungan parameter evaluasi sebagai berikut[1].

- a. *Accuracy* adalah pembagian dari jumlah prediksi benar terhadap jumlah total prediksi. Dapat diperoleh dengan persamaan 1 :

$$Akurasi = \frac{\sum_{i=1}^I \frac{TP_i + TN_i}{TP_i + TN_i + FP_i + FN_i}}{I} * 100\% \quad (1)$$

- b. *Precision* Merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif. Diperoleh dengan persamaan 2:

$$Presisi = \frac{\sum_{i=1}^I TP_i}{\sum_{i=1}^I (FP_i + TP_i)} * 100\% \quad (2)$$

- c. *Recall* Merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang

benar positif, dan rumusnya adalah seperti persamaan 3 :

$$Recall = \frac{\sum_{i=1}^I TP_i}{\sum_{i=1}^I (TP_i + FN_i)} * 100\% \quad (3)$$

*Accuracy* digunakan untuk data *train*, dan *validation Accuracy* digunakan untuk data validasi begitu juga *presisi* dan *recall*. Yang terbaik adalah mengandalkan *val\_acc* untuk representasi kinerja model yang adil karena jaringan saraf yang baik pada akhirnya akan menyesuaikan data pelatihan pada 100%. Pada *library tensorflow keras loss* dan *val\_loss* berbeda karena yang pertama diterapkan untuk data *train*, dan yang terakhir untuk data tes[2].

Dari *matrix* tersebut didapatkan hasil dari setiap variabel yaitu *accuracy*, *precision*, *loss* dan *recall* dan juga hasil dari validasi *training* dari setiap *training* yang dilakukan dengan *dataset* yang sama pada algoritma *train* model yang telah ditentukan, dapat dilihat pada Tabel 2:

Tabel 2 *Performance architecture model*

%	<i>MobileNetV2</i>	<i>Resnet50</i>	<i>Xception</i>	<i>VGG16</i>
<i>Accuracy</i>	0,9609	0,9460	0,9171	0,7491
<i>Loss</i>	0,1301	0,1731	0,2589	0,7492
<i>Precision</i>	0,9676	0,9540	0,9384	0,9088
<i>Recall</i>	0,9524	0,9354	0,8937	0,5553
<i>Validation accuracy</i>	0,9498	0,9716	0,9185	0,8588
<i>Validation loss</i>	0,1578	0,1059	0,2479	0,6636
<i>Validation precision</i>	0,9603	0,9788	0,9342	0,9585
<i>Validation recall</i>	0,9390	0,9630	0,9014	0,6133

Dari hasil evaluasi model pada Tabel 1 terlihat bahwa model *MobileNetV2* memiliki *training accuracy* paling tinggi diantara model-model yang lain yaitu 0,96, disusul dengan akurasi dari *Resnet50* yang berbeda tipis yaitu dengan angka 0,95%. Tetapi untuk *validation accuracy Resnet50* lebih unggul dibandingkan dengan *MobileNetV2* yaitu pada angka 0,97. Maka dua model tersebut akan kita gunakan pada proses evaluasi selanjutnya dengan fungsi prediksi dan melihat angka *confident measurement* menggunakan *test dataset* dan pilih secara acak sebanyak 9 gambar, hasilnya dapat pada Table 2.

Tabel 3 Prediction Model

Prediction	Actual Class	Confidence (%)
<b>MobileNetV2</b>		
honai	honai	40,42
tongkonan	tongkonan	40,46
gadang	gadang	34,96
gadang	gadang	40,46
tongkonan	tongkonan	40,20
gadang	gadang	32,19
gadang	gadang	40,41
panjang	panjang	40,37
panjang	panjang	40,40
<b>Resnet50</b>		
tongkonan	tongkonan	40,45
gadang	joglo	29,43
gadang	gadang	40,37
tongkonan	tongkonan	36,94
honai	honai	40,46
tongkonan	tongkonan	38,62
gadang	gadang	40,45
tongkonan	tongkonan	38,45
tongkonan	tongkonan	39,66

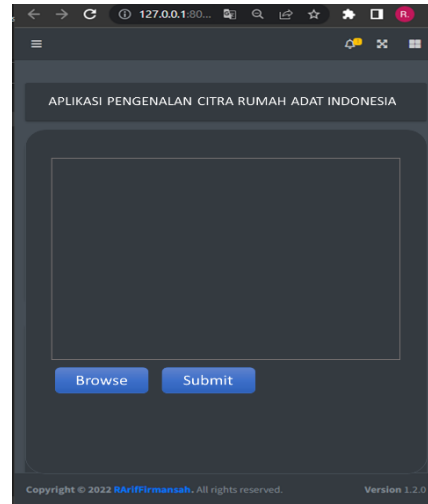
Prediksi *MobileNetV2* masih lebih baik jika dibandingkan dengan *Resnet50*, dilihat angka *confidence* yang rata lebih besar, bahkan dari 9 sample yang di generate prediksi *image* dan *actual class* semuanya bernilai positif, berbeda pada sampel *Resnet50* yang terdapat 1 *image* yang berbeda hasil dengan *actual class* yang sebenarnya.

**3.6. Deployment**

proses yang terakhir adalah tahap penerapan atau *installasi*, model *image recognition* yang telah dibangun dengan algoritma *transfer learning* menggunakan model yang sudah ada sebelumnya, untuk citra rumah adat tradisional Indonesia yang terdiri dari 5 kelas *dataset*, akan disimpan untuk proses *deployment*. Pada penelitian ini proses *deployment* hanya menyertakan rancangan tampilan atau *user interface* dari sistem yang akan dibangun.

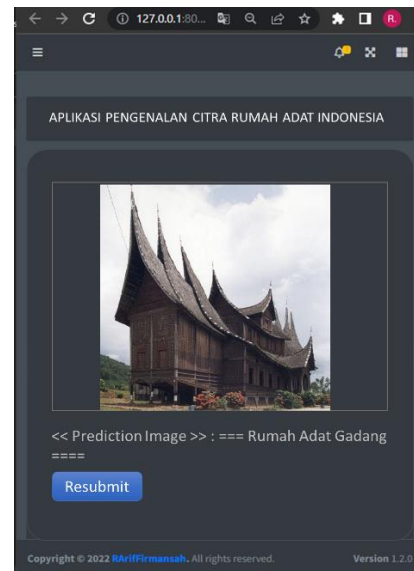
Rekomendasi penerapan model bisa menggunakan *flask python framework*, sebuah *microframework* web API dengan Bahasa pemrograman *python* yang biasa digunakan untuk pembangunan aplikasi sebagai web server atau *backend*, *flask framework* juga mendukung lingkungan pengembangan untuk *deployment* model *machine learning* yang sudah di *training* dengan Bahasa pemrograman *python*[4], memungkinkan *flask* memproses dan menampilkan prediksi pengenalan gambar yang ditransmisi ke halaman *website*. Alternatif cara lain untuk proses *deployment* adalah menggunakan Heroku yaitu sebuah Platform-as-a-Service oleh *Salesforce* yang didukung oleh *amazon web service*, platform ini bisa digunakan untuk mentransform model *machine learning* pada bentuk *production* dengan didukung oleh teknologi *github*, sehingga dapat diakses secara *online* klien[17].

Tampilan rancangan *user interface* pada proses *deployment* pada *website* adalah sebagai berikut. Pertama klien mengakses halaman *website* kemudian pada tampilan halaman web disediakan *form submit* untuk mengupload *image* dari *local directory* dengan *browse button* yang disediakan atau dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9 Form Submit Aplikasi

Kemudian server akan menerima inputan dan kemudian memproses berdasarkan kemampuan model dan menampilkan prediksi pengenalan citra sesuai file yang diupload kepada halaman *website*, tampilannya sesuai dengan Gambar 10.



Gambar 10 Prediksi image aplikasi

**4. KESIMPULAN**

Setelah tahap *deployment* dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode *transfer learning convolution neural network* untuk *image recognition* pada *dataset* rumah adat Indonesia yang berjumlah 5 *class* dengan mampu menghasilkan akurasi sebesar 0, 96 % pada arsitektur model *MobilNetV2*, dari



tahapan-tahapan penelitian menggunakan metode CRISP-DM merupakan metode yang tepat karena penelitian dijabarkan dari awal pembuatan *dataset* hingga *training*. Model percobaan selain *MobileNetV2* menghasilkan akurasi yang cukup tinggi juga, antara lain model *VGG16* menghasilkan akurasi 0,74%, model *Xception* akurasi 0,92% dan *Resnet50* dengan akurasi 0,94%.

Pada referensi penelitian sebelumnya yang relevan dengan penelitian ini, menyimpulkan model *transfer learning* dengan akurasi tertinggi yang telah dilakukan *training* berbeda beda, yaitu *Xception* dan sebagainya. Artinya dapat disimpulkan adalah akurasi model yang dipilih bisa berbeda tergantung proyek dan *dataset* yang berbeda. Maka *trial* dengan beberapa model perlu dilakukan untuk penelitian yang sejenis.

Potensi pengembangan dari penelitian ini adalah dengan membuat proyek yang lebih besar dari segi jumlah *image* dalam *dataset* dan juga jumlah kelas yang digunakan, agar *insight* dari penelitian akan semakin kaya dan mendapatkan model yang lebih akurat lagi. Kemudian penelitian selanjutnya bisa dengan membuat proses *deployment machine learning* yang lebih lengkap dan terperinci.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. Shobha and S. Rangaswamy, *Machine Learning*, 1st ed., vol. 38. Elsevier B.V., 2018. doi: 10.1016/bs.host.2018.07.004.
- [2] Francois Chollet, *Deep Learning with Python, Second Edition*, Second Ed. Manning Publications, 2021. Accessed: Oct. 26, 2022. [Online]. Available: <https://www.manning.com/books/deep-learning-with-python-second-edition>
- [3] U. Michelucci, *Advanced Applied Deep Learning*. 2019. doi: 10.1007/978-1-4842-4976-5.
- [4] A. F. Gad, *Practical Computer Vision Applications Using Deep Learning with CNNs*. 2018. doi: 10.1007/978-1-4842-4167-7.
- [5] H. Fujiyoshi, T. Hirakawa, and T. Yamashita, "Deep learning-based image recognition for autonomous driving," *IATSS Research*, vol. 43, no. 4, pp. 244–252, 2019, doi: 10.1016/j.iatssr.2019.11.008.
- [6] S. Aldiansyah, "Mitigasi bencana melalui kearifan lokal," *Jurnal Masyarakat & Budaya*, vol. 21, no. 18, pp. 9–12, 2021.
- [7] I. Poerwaningtias and N. K. Suwanto, *Rumah Adat Nusantara*, 1st ed., no. November 2018. Jakarta: Badan Pengembangan dan Pembinaan Bahasa, 2017. [Online]. Available: 1
- [8] E. I. Haksoro and A. Setiawan, "Pengenalan Jamur Yang Dapat Dikonsumsi Menggunakan Metode Transfer Learning Pada Convolutional Neural Network," *Jurnal ELTIKOM*, vol. 5, no. 2, pp. 81–91, 2021, doi: 10.31961/eltikom.v5i2.428.
- [9] S. Aras, A. Setyanto, and U. D. Makassar, "Deep Learning Untuk Klasifikasi Motif Batik Papua Menggunakan EfficientNet dan Transfer Learning," *Insect*, vol. 8, no. 1, pp. 11–20, 2022.
- [10] M. F. Naufal and S. F. Kusuma, "Pendeteksi Citra Masker Wajah Menggunakan CNN dan Transfer Learning," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 6, p. 1293, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021865201.
- [11] C. Schröder, F. Kruse, and J. M. Gómez, "A systematic literature review on applying CRISP-DM process model," *Procedia Comput Sci*, vol. 181, no. 2019, pp. 526–534, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2021.01.199.
- [12] Y. N. Fuadah, S. Saidah, N. K. Sy, R. Magdalena, and I. Da'wan Ubaidullah, "Glaucoma Classification Based on Fundus Images Processing With Convolutional Neural Network," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 3, no. 3, pp. 717–722, 2022, [Online]. Available: <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2022.3.3.276>
- [13] D. M. Thomas and S. Mathur, "Data Analysis by Web Scraping using Python," in *Proceedings of the 3rd International Conference on Electronics and Communication and Aerospace Technology, ICECA 2019*, 2019. doi: 10.1109/ICECA.2019.8822022.
- [14] A. A. Ardakani, A. R. Kanafi, U. R. Acharya, N. Khadem, and A. Mohammadi, "Application of deep learning technique to manage COVID-19 in routine clinical practice using CT images: Results of 10 convolutional neural networks," *Comput Biol Med*, vol. 121, no. April, p. 103795, 2020, doi: 10.1016/j.compbimed.2020.103795.
- [15] M. Elpeltagy and H. Sallam, "Automatic prediction of COVID-19 from chest images using modified ResNet50," *Multimed Tools Appl*, vol. 80, no. 17, pp. 26451–26463, 2021, doi: 10.1007/s11042-021-10783-6.
- [16] S. Roopashree and J. Anitha, "DeepHerb: A Vision Based System for Medicinal Plants Using Xception Features," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 135927–135941, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3116207.

- [17] P. Danielsson, T. Postema, and H. Munir, "Heroku-based innovative platform for web-based deployment in product development at axis," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 10805–10819, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3050255.