



Identifikasi Jenis Kayu menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan Arsitektur *Mobilenet*

Hendriyana¹, Yazid Hilman Maulana²

¹ Rekayasa Perangkat Lunak, UPI Kampus Daerah Cibiru, Universitas Pendidikan Indonesia

² Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Islam Nusantara

¹hendriyana@upi.edu, ²azidhilman@gmail.com

Abstract

Indonesia is a wood producing with large number of forest and various type of trees in less than 4000 species of trees in Indonesia's forest. The activity of wood identification is effort to get information about kind of wood. The identification type of wood that have similar characteristics, it is difficult to identify the right type of wood. The characteristic can be allotted to two group, general characteristic and anatomy characteristic. General characteristics can be seen directly by the senses without tools, while anatomy characteristics can be seen with tools such as loupe or microscope. Convolutional Neural Network with mobilenet architecture is a Deep Learning method that can be use identify and classifying an object. In this study, using 1000 images for 10 types of wood in each type. The images split into 90 images training dataset dan 10 images for validation datasets captured by mobilephone. Based on the result of research, the obtained level of accuracy 98% training, 93,3% testing, 28% recall, and 93% for precission. That result can be concluded that performance from this model in this research is optimal to classification the kind of wood.

Keywords: Image Classifiction, Deep Learning, Convolutional Neural Network, Mobilenet, Wood Classification.

Abstrak

Indonesia merupakan negara penghasil kayu dengan jumlah hutan yang sangat besar serta berbagai jenis pohon yang hidup didalamnya, terdapat tidak kurang dari 4.000 jenis pohon yang ada di hutan Indonesia. Jenis kayu yang memiliki kesamaan ciri sehingga sulit untuk mengidentifikasi jenis kayu dengan tepat. Keakuratan dalam mengidentifikasi jenis kayu sangat berpengaruh dalam menentukan fungsinya, secara umum ciri-ciri tersebut dapat dibagi kedalam dua kelompok yaitu ciri umum dan ciri anatomi. Ciri umum mencakup ciri yang dapat dilihat secara langsung dengan panca indra dan tanpa bantuan alat sedangkan ciri anatomi dapat diamati secara jelas dengan bantuan kaca pembesar atau mikroskop. Convolutional Neural Network dengan arsitektur Mobilenet salah satu metode Deep Learning yang dapat digunakan untuk mengenali dan mengklasifikasi suatu objek. Pada penelitian ini menggunakan 1000 citra untuk 10 jenis kayu pada tiap jenis diambil 90 citra untuk training dataset dan 10 citra untuk validasi dataset yang diambil dengan menggunakan smartphone. Hasil dari pengujian dengan 30 data citra baru, didapatkan tingkat akurasi sebesar 98 % training, 93,3 % testing, 28% untuk recall, dan 93% untuk presisinya. Hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa performa dari model dalam penelitian ini dikatakan optimal dalam mengklasifikasi jenis kayu.

Kata kunci: Image Classifiction, Deep Learning, Convolutional Neural Network, Mobilenet, Klasifikasi kayu.

© 2020 Jurnal RESTI

1. Pendahuluan

Kayu selalu dibutuhkan dalam berbagai aspek kehidupan manusia. Pusat Penelitian dan

Pengembangan Hasil Hutan dari berbagai wilayah hutan di Indonesia memaparkan terdapat sekitar 4.000 jenis pohon dengan diameter diatas 40cm ke atas[1].

Kegiatan identifikasi kayu merupakan usaha untuk mendapatkan informasi mengenai jenis kayu yang bertujuan untuk menentukan kualitas dan kegunaan. Untuk itu dibutuhkan kegiatan identifikasi kayu sebagai upaya mendapatkan informasi mengenai jenis kayu tersebut.

Identifikasi jenis kayu dilakukan berdasar pada sederetan ciri. Secara umum ciri-ciri tersebut dapat dibagi kedalam dua kelompok yaitu ciri umum dan ciri anatomi. Ciri umum mencakup ciri-ciri yang dapat dilihat secara langsung dengan panca indra tanpa bantuan alat. Ciri-ciri yang dimaksud meliputi warna, tekstur, arah serat, kilap, kesan, raba, bau dan kekerasan kayu, teknik ini hanya dapat dilakukan bagi yang sudah berpengalaman dan tidak menutup kemungkinan cara ini sering mengalami kesalahan identifikasi. Sedangkan ciri anatomi meliputi susunan, bentuk, dan ukuran sel atau jaringan penyusun, yang hanya dapat diamati secara jelas dengan bantuan kaca pembesar seperti lup atau mikroskop [2].

Computer vision merupakan ilmu yang dapat membuat mesin dapat melihat, mengidentifikasi dan mengekstrak informasi dari sebuah objek untuk menyelesaikan suatu tugas tertentu [2]. Cara kerja *computer vision* mirip seperti mata pada manusia, yaitu dengan mengenalkan objek berupa citra (gambar) yang selanjutnya akan diekstrak untuk mengambil informasi dan diklasifikasi jenisnya.

Bidang ilmu *computer vision* mempunyai beberapa pendekatan, salah satunya pendekatan dengan Jaringan Syaraf Tiruan, yang mana pendekatan ini terinspirasi dari kinerja otak manusia, yang dikembangkan lebih lanjut dalam *Deep Learning*. Metode *Deep Learning* yang saat ini memiliki hasil paling signifikan adalah metode *Convolutional Neural Network* (CNN) [2].

Convolutional Neural Network adalah salah satu metode *Deep Learning* yang mampu mengenali dan mendeteksi sebuah objek pada sebuah citra digital. Hal ini sebagian besar dipengaruhi faktor komputasi yang lebih kuat, dataset yang besar dan teknik untuk melatih jaringan yang lebih dalam [5]. Kemampuan CNN di klaim sebagai metode terbaik dalam hal deteksi objek, dan pengenalan objek. Namun dalam CNN, sama seperti metode *Deep Learning* lainnya, mempunyai kelemahan pada proses pelatihannya yang memerlukan waktu yang cukup lama.

Dengan menggunakan arsitektur yang tepat, proses pelatihan akan lebih cepat. Salah satu arsitektur yang memiliki performa yang optimal adalah *MobileNets*. Fokus utama arsitektur *MobileNets* adalah latensi, tetapi juga menghasilkan jaringan yang kecil dan mengoptimalkan kecepatan [4].

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini akan menerapkan metode *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *MobileNets* untuk mengenali jenis-

jenis kayu yang berfokus terhadap seberapa efisiennya arsitektur *MobileNets* pada domain identifikasi jenis kayu.

2. Metode Penelitian

Perkembangan sistem yang melibatkan ilmu *computer vision* telah banyak dilakukan, antara lain *face detection*, *image recognition*, maupun pengenalan pola tertentu.

2.1. State Of The Art

“Identifikasi Jenis Kayu Berdasarkan Citra Digital menggunakan *Algoritma Eigenimage* dan *Principal Components Analysis*” yang dilakukan oleh Wahyu Widodo dan kawan-kawan. Penelitian ini menggunakan algoritma *Eigenimage* dan *Principal Component Analysis* yang menghasilkan akurasi 87 % [5].

Penelitian lainnya mengenai deteksi jenis kayu dengan judul “Deteksi Jenis Kayu Citra Furniture Ukiran Jepara Menggunakan JST Backpropagation” yang dilakukan oleh Ratri Dwi Atmaja dan kawan-kawan. Pada penelitian ini menggunakan metode *backpropagation*. Penelitian ini memberikan hasil bahwa dengan JST *Backpropagation* memiliki kemampuan pengenalan pola yang sangat baik pada kasus pendeteksian jenis kayu dari citra furnitur ukiran Jepara dengan akurasi keberhasilan sebesar 82,8% [6].

Penelitian lain tentang identifikasi kayu ramin dengan judul “Sistem Identifikasi Kayu Ramin Berbasis Citra Menggunakan *Local Binary Pattern* Dan *Pronalistic Neural Network*” yang dilakukan oleh Canggih Trisyanto. Penelitian ini menggunakan algoritma ekstraksi fitur *Local Binary Pattern* dan *Probabilistic Neural Network* (PNN). Hasil dari penelitian yang dilakukan oleh Canggih Trisyanto menghasilkan nilai rata-rata akurasi sebesar 79,77% [7].

Penelitian lainnya dilakukan oleh Gasim dengan judul “Metode Identifikasi Jenis Kayu Berdasarkan Model Block Citra Mikroskopis Penampang Lintang”. Penelitian ini menggunakan model block citra untuk mengidentifikasi jenis kayu. Penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi 72,5% pada model yang menggunakan 1 blok, dan akurasi sebesar 81,38% pada model yang menggunakan 5 blok [8].

Penelitian mengenai pengenalan citra wayang golek dengan judul “Implementasi *Deep Learning* Untuk Image Classification Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) Pada Citra Wayang Golek” yang dilakukan oleh Triano Nurhikmat. Penelitian ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network* untuk mendeteksi citra wayang golek. Kesimpulan dari penelitian ini dengan menggunakan input shape berukuran 64x64, nilai learning rate 0,001, ukuran filter 3x3, jumlah epoch 20,

menghasilkan akurasi 95% training dan 90% testing [9].

Penerapan metode CNN dapat diimplementasikan pada klasifikasi citra Caltech 101 seperti yang dilakukan I Wayan Suartika E.P dan kawan-kawan dengan judul “Klasifikasi Citra Menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) Pada Caltech 101”. Pada penelitian ini citra Caltech 101 yang diklasifikasi menggunakan metode *Convolutional Neural Network* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 20-50% [10].

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Bambang Sugiarto dan kawan-kawan yang berjudul “Wood Identification Based on Histogram of Oriented Gradient (HOG) Feature and Support Vector Machine (SVM) Classifier”. Pada penelitian ini kayu diklasifikasi dengan metode HOG yang digabungkan dengan metode SVM dan menghasilkan akurasi 70.5% pada citra positif dan 77.5% pada citra negatif [11].

Penelitian lain yang dilakukan AA Gede Rai Gunawan dan kawan-kawan dengan judul “Identifikasi Jenis Kayu Menggunakan *Support Vector Machine* berbasis Data Citra” penelitian ini menghasilkan akurasi 95.83% pada *kernel polinomial* [12].

Penelitian yang berjudul “Identifikasi Jenis Kayu Berdasarkan Tekstur Serat dengan Metode *Template Matching*” penelitian ini dilakukan oleh Asnan Khoirudin dan menghasilkan akurasi 80% [13].

2.2. Citra Digital

Citra adalah suatu representasi (gambaran), kemiripan, atau imitasi dari suatu objek. Citra didefinisikan sebagai fungsi dari dua variabel misalnya $a(x, y)$ dimana a sendiri sebagai amplitude (misalnya kecerahan) citra pada koordinat (x, y) [14].

Menurut Ian T, Young dkk, citra digital $a[m, n]$ merupakan citra dalam ruang diskrit 2D yang berasal dari citra analog $a(x, y)$ di ruang kontinyu 2D melalui proses sampling yaitu yang biasa kita sebut sebagai digitalisasi [14].

Sebuah citra digital dapat dinyatakan sebagai suatu matriks dengan ukuran $M \times N$. Citra yang berukuran $M \times N$ mempunyai MN buah pixel. Indeks baris dan kolom dinyatakan sebagai koordinat sebuah titik pada citra. Matriks citra dapat direpresentasikan pada persamaan (2.1) [14]:

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, N-1) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1, N-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

2.3. Deep Learning

Deep Learning adalah salah satu cabang dari ilmu pembelajaran mesin (*Machine Learning*) yang terdiri algoritma pemodelan abstraksi tingkat tinggi pada data menggunakan sekumpulan fungsi transformasi non-

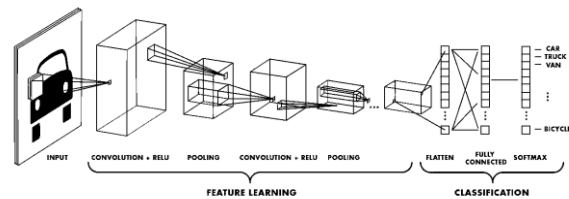
linear yang ditata berlapis-lapis dan mendalam [15]. *Deep Learning* memberikan arsitektur yang sangat kuat, dengan menambahkan lebih banyak lapisan maka model pembelajaran tersebut bisa mewakili data citra berlabel dengan lebih baik.

Untuk memecahkan permasalahan pada data dengan skala besar, dibutuhkan konsep jaringan syaraf tiruan yang dalam (banyak lapisan), sehingga komputer bisa belajar dengan kecepatan dan akurasi, prinsip ini disebut *Deep Learning*, dan sering digunakan pada komunitas riset ataupun industri.

2.4. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network adalah algoritma pengenalan yang efisien dan banyak digunakan dalam pengenalan pola dan pengolahan citra. Bobotnya struktur jaringan bersama membuatnya lebih mirip dengan jaringan saraf biologis. Ini mengurangi kompleksitas model jaringan dan jumlah bobot [18].

Masukan (input) dan keluaran (output) dari setiap tahap adalah terdiri dari beberapa array yang biasa disebut *feature map*. Setiap tahap terdiri dari tiga layer yaitu konvolusi, fungsi aktivasi layer dan pooling layer [5]. Berikut adalah jaringan arsitektur *Convolutional Neural Network*:



Gambar 1. Arsitektur Convolutional Neural Network [9]

2.5. Mobile Net

MobileNet merupakan salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dapat digunakan untuk mengatasi kebutuhan akan *computing* data dalam jumlah yang besar. Perbedaan mendasar antara arsitektur *MobileNet* dan arsitektur CNN pada umumnya adalah penggunaan lapisan atau layer konvolusi dengan ketebalan filter yang sesuai dengan ketebalan dari input image. *MobileNet* membagi konvolusi menjadi *depthwise convolution* dan *pointwise convolution*.

2.6. Recall, Precision, dan Akurasi

Teknik pengenalan pola (*pattern recognition*) dan temu kembali informasi (*information retrieval*), precision dan recall adalah dua perhitungan yang banyak digunakan untuk mengukur kinerja dari sistem / metode yang digunakan.

Precision adalah tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem.

Recall adalah tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi.

Accuracy didefinisikan sebagai tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai actual [31].

Dari pemaparan diatas maka recall, presisi dan akurasi dapat dicari dengan rumus sebagai berikut :

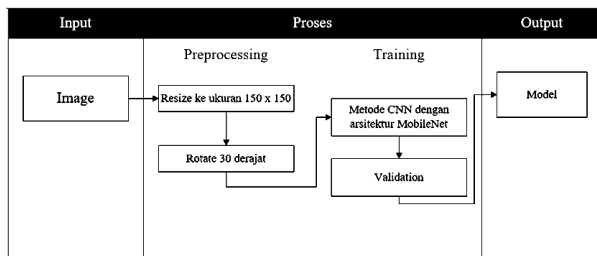
$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$Accuracy = \frac{TP \text{ all}}{\text{Total Number of Testing Entries}} * 100\% \quad (4)$$

3. Hasil dan Pembahasan

Pada peneliti ini melakukan klasifikasi 10 jenis citra kayu, yaitu Balsa, Bongin, Eboni Hitam, Jati, Kupang, Ochroma Iagopus Hort, Pasang, Sonokembang, Tinjau Belukar dan Tusam dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dan arsitektur *MobileNet*. Proses utama dalam pembuatan model ini diawali dengan proses *training data*. Proses ini bertujuan untuk pembentukan model yang akan digunakan untuk pengujian *data testing*. Parameter untuk mengukur tingkat keberhasilan model adalah nilai akurasi. Nilai akurasi model dapat ditentukan dengan melakukan pengujian menggunakan data *testing*. Diagram blok penelitian ini dapat digambarkan pada gambar 2 yang dibagi menjadi tiga bagian input, proses yang termasuk preprocessing dan training serta output berupa model.



Gambar 2. Diagram blok penelitian model CNN dengan arsitektur MobileNets

3.1. Pengambilan Data

Data citra anatomi kayu tersebut disebut *dataset*. Penggunaan *dataset* untuk metode CNN yaitu berupa data citra. Semakin banyak datasetnya maka semakin akurat mesin mengenali citra tersebut. *Dataset* yang digunakan pada penelitian ini diambil menggunakan *smartphone* Xiaomi Redmi 5A dengan perbesaran 60 kali.

Pada gambar 3, Citra dilakukan kedalam bentuk resolusi 150 x 150pixel dan di putar sebesar 30° derajat dengan tujuan untuk menambah variasi citra sehingga masih dapat diidentifikasi jenisnya. Dataset terkumpul sebanyak 1000 citra untuk 10 jenis kayu. Masing-

masing dataset untuk tiap jenis kayu dibagi menjadi 90 citra yang digunakan untuk training dan 10 citra untuk validasi. Selanjutnya dibangun model training menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNets*.



Gambar 3. Dataset Kayu diambil menggunakan smartphone Xiaomi Redmi 5A

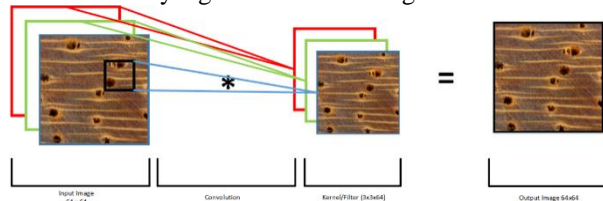
3.2. Convolutional Neural Network dengan Arsitektur MobileNet

Metode ini dipakai karena dapat menghilangkan kebutuhan untuk ekstraksi fitur secara manual dan bertugas sebagai pengenalan objek. *Dataset* dibagi menjadi 2 (dua) bagian yaitu *training dataset* dan *validation dataset*. *Input* data yang digunakan adalah data citra anatomi kayu yang sudah dikumpulkan berupa 10 jenis kayu dengan ukuran 150x150x3. Nilai 3 merupakan citra yang memiliki 3 buah channel yaitu *Red*, *Green* dan *Blue* (RGB). *Inputan* citra diproses melalui proses konvolusi dan *pooling* pada tahapan *feature learning*.

Artsitektur *MobileNets* digunakan pada *Convolutional Neural Network* karena untuk mengatasi kebutuhan *computing resource* berlebih dan dapat digunakan untuk ponsel. *MobileNet* membagi 2 layer konvolusi menjadi *Depthwise convolution* dan *Pointwise convolution*. Kemudian dilakukan proses *flatten* atau proses mengubah *feature map* hasil *pooling layer* kedalam bentuk *vector*. Proses ini biasa disebut dengan tahap *fully Connected layer*.

3.2.1. Proses Convolution Layer

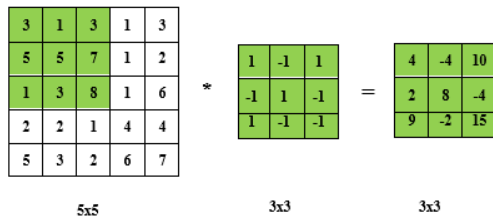
Pada gambar 4 dibawah merupakan contoh citra kayu dengan ukuran piksel 64x64x3, ini menunjukkan bahwa tinggi dan lebar piksel dari gambar sebesar 64 dan gambar tersebut memiliki 3 channel yaitu *red*, *green*, dan *blue* atau yang biasa disebut dengan RGB.



Gambar 4. Proses Konvolusi

Setiap channel piksel memiliki nilai matriks yang berbeda-beda. Gambar 5 merupakan matriks yang akan dijadikan sample dalam proses konvolusi. Kemudian sebelum di lanjutkan ke proses *pooling layer*, untuk menghilangkan nilai *negative* pada hasil, pada arsitektur jaringan digunakan aktivasi *ReLU (Rectified*

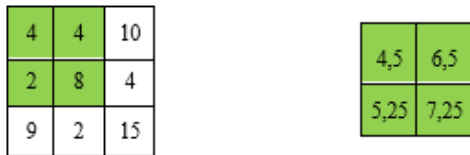
Linear Unit) setelah proses konvolusi. Fungsi dari aktivasi ini adalah melakukan “*threshold*” dari 0 hingga *infinity*. Nilai yang ada pada hasil konvolusi yang bernilai *negative* akan diubah dengan aktivasi ini menjadi nol dan yang lainnya sampai *infinity*.



Gambar 5. Perhitungan Proses Konvolusi

3.2.2. Proses Pooling

Dalam proses *pooling* ini digunakan metode *avg-pooling*, dimana *window* akan bergeser sesuai dengan ukuran dan *stridenya* untuk mendapatkan nilai rata-ratanya.



Gambar 6. Proses Avg Pooling

Proses *pooling* ini menggunakan ukuran 2x2 dengan *stride* 1 dimana jumlah pergeseran kernel terhadap *matriks* input berjumlah satu. Gambar 6 *output* dari proses ini memiliki nilai rata-rata yang di ambil dari *matriks* fitur map hasil konvolusi. Hasil *avg-pooling* tersebut berukuran 2x2.

3.2.3. Fully-Connected Layer

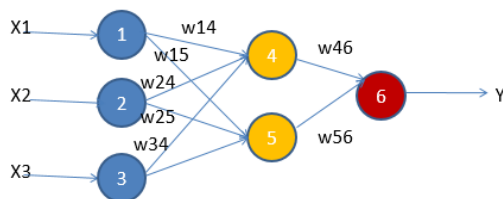
Lapisan ini digunakan pada MLP (*Multi Layer Perceptron*) yang mempunyai tujuan untuk melakukan *transformasi* pada dimensi data agar data dapat diklasifikasikan secara linear.

Untuk lebih jelasnya dapat dilihat proses fully connected pada Gambar 7.

Tabel 1. Nilai Input

X1	X2	X3	Y
1	0	1	1
1	1	0	1

Tabel 1 merupakan nilai *input* pada proses *fully-connected layer*, dimana data pertama : $x_1 = 1$, $x_2 = 0$, $x_3 = 1$ dan *outputnya* 1, learning rate = 0,9.



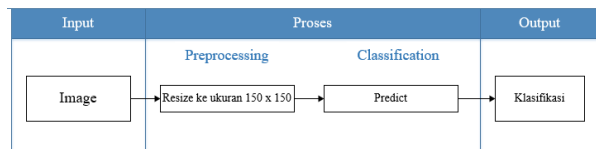
Gambar 7. Proses Fully-Connected Layer

3.4. Hasil Training

Setelah melalui beberapa proses dalam algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) didapatkan hasil *training* dan *validation*. Proses ini menggunakan jumlah 20 *epoch*, *step per epoch* 8000 dan nilai *learning rate* 0.001. *accuracy* dari *training model* mencapai 98,18 % dengan nilai *loss* sebesar 0.0605. Proses *training* disini menggunakan *learning rate* 0.001 dengan input gambar sebesar 150x150pixel. Waktu pelatihan yang dibutuhkan untuk 20 *epoch* dan 8000 *step per epoch* dalam menjalankan *training model* ini yaitu 311,49 menit.

3.5. Hasil Testing

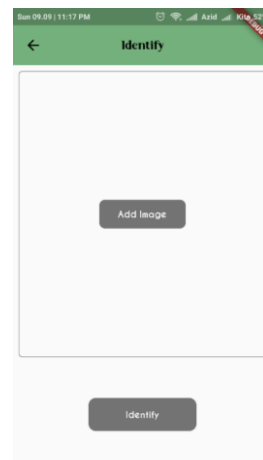
Algoritma *Convolutional Neural Network* membutuhkan proses *training* dan *testing*. Proses *training* ini bertujuan untuk melatih algoritma CNN dalam mengenali datasetnya dan membentuk sebuah model berdasarkan pelatihan tersebut. Proses *testing* bertujuan menguji sebuah model yang dibentuk pada saat proses *training*. Berikut adalah diagram proses *testing*:



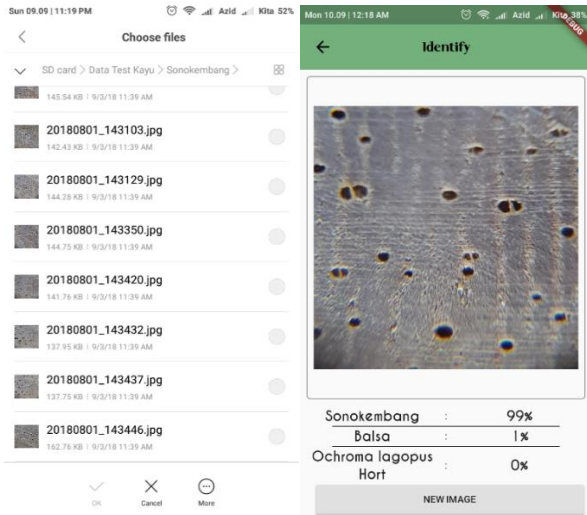
Gambar 8. Proses Testing

Gambar 8 ialah dari proses *testing* atau klasifikasi. Pertama input citra anatomi kayu akan di *resize* ke ukuran 150 x 150pixel, ukuran ini disesuaikan dengan *dataset* kayu. Selanjutnya *image* akan di klasifikasi dengan *metode predict* yang mengacu pada model hasil *output* dari proses *training* (gambar 2). *Output* dari proses *testing* atau klasifikasi ini berupa nama jenis kayu beserta persentase ketepatannya.

Proses *testing* dilakukan menggunakan *smartphone* yang sudah dipasang aplikasi identifikasi kayu. Berikut interface aplikasi identifikasi kayu :



Gambar 9a. Interface Aplikasi Identifikasi Kayu



Gambar 9b. Open Directory

Gambar 9c. Klasifikasi Kayu

Pada gambar 9c. memperlihatkan hasil dari proses identifikasi kayu dengan output berupa nama kayu serta persentase akurasinya.

Penelitian ini melakukan uji pada 10 spesies dengan dataset baru yang berisi 30 citra pada tiap spesiesnya. Hasil dari uji tersebut dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 2. Hasil Klasifikasi Data Test

Kategori	Tabel Klasifikasi										Berhasil		Gagal	
	Balsa	Bongin	Eboni Hitam	Jati	Kupang	Ochruma	Pasang	Sonokembang	Tinjau Belukar	Tusam	Jumlah	Persentase	Jumlah	Persentase
Balsa	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	100%	0	0%
Bongin	0	29	0	0	0	0	0	0	1	0	29	96%	1	4%
Eboni Hitam	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	30	100%	0	0%
Jati	0	0	0	26	0	1	0	2	0	1	26	86%	4	14%
Kupang	0	2	0	0	28	0	0	0	0	0	28	93%	2	7%
Ochroma lagopus Hort	6	0	1	0	0	23	0	0	0	0	23	76%	7	24%
Pasang	0	3	0	0	0	0	27	0	0	0	27	90%	3	10%
Sonokembang	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	30	100%	0	0%
Tinjau Belukar	0	2	0	0	0	0	0	0	28	0	28	93%	2	7%
Tusam	0	0	1	0	0	0	0	0	0	29	29	96%	1	4%

Tabel 3. Analisa Hasil Test Klasifikasi

Kategori	Relevan (a)	Tidak Relevan (b)	Total (a+b)	Tidak ditemukan (c)	Total (a+c)	Recall $\frac{a}{a+c} \times 100\%$	Precision $\frac{a}{a+b} \times 100\%$
Balsa	30	0	30	70	100	30%	100%
Bongin	29	1	30	71	100	29%	96%
Eboni Hitam	30	0	30	70	100	30%	100%
Jati	26	4	30	74	100	26%	86%
Kupang	28	2	30	72	100	28%	93%
Ochroma Lagopus Hort	23	7	30	77	100	23%	76%
Pasang	27	3	30	73	100	27%	90%
Sonokembang	30	0	30	70	100	30%	100%
Tinjau Belukar	28	2	30	72	100	28%	93%
Tusam	29	1	30	71	100	29%	96%
Rata - Rata						28%	93%

Tabel 2 adalah tabel hasil klasifikasi untuk data test. Pada masing-masing jenis kayu digunakan 30 data citra untuk testing. Berdasarkan tabel tersebut, dapat diketahui bahwa sistem berhasil mengklasifikasikan semua citra kayu jenis Balsa, Eboni Hitam, dan Sonokembang. Sedangkan untuk citra kayu jenis

Bongin dan Tusam berhasil diklasifikasikan sebanyak 29 citra dan 1 salah selain itu untuk kayu jenis Kupang dan Tinjau Belukar berhasil diklasifikasikan sebanyak 28 citra dan 2 salah, untuk kayu jenis pasang dapat diidentifikasi sebanyak 27 dan 2 salah, untuk Jati dapat diidentifikasi sebanyak 26 dan 4 salah, dan untuk kayu jenis Ochroma lagopus Hort dapat diidentifikasi sebanyak 23 dan 7 salah identifikasi

Perhitungan akurasi dari keseluruhan matriks diatas dengan mrujuk pada persamaan 3 adalah sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{280}{300} * 100\% = 93,3\%$$

Sedangkan untuk tabel 3 dapat dihitung kinerja sistem dengan metode precision, dan recall, yang dapat disimpulkan bahwa nilai precision dari penelitian ini adalah 93 % , dan nilai recall nya 28 % .

4. Kesimpulan

Dataset yang digunakan adalah sebanyak 1000 citra untuk 10 jenis kayu dengan rincian 90 citra untuk training dataset, 10 citra untuk validation dataset. Hasil pengujian dilakukan untuk mengukur model dengan menggunakan pengambilan 30 citra secara acak sebagai dataset testing untuk setiap jenis kayu

Skenario variasi dataset antara jumlah data training dengan data validasi didapatkan akurasi terbaik dengan 900 image untuk data training dan 100 untuk data validasi dengan akurasi 95%. Skenario penggunaan input image didapatkan hasil terbaik menggunakan input image 150x150 pixel dengan akurasi 98%.

Arsitektur Mobilenet pada penelitian ini menghasilkan akurasi training dan testing dalam melakukan identifikasi jenis kayu sebesar 98 % training dan 93,3 % untuk testing, selain itu untuk recall dan presisinya arsitektur Mobilenet menghasilkan persentase sebesar 28% untuk recall dan 93% untuk presisinya. Hasil dari pendeteksian jenis kayu dengan metode Convolutional Neural Network serta arsitektur MobileNet dapat dinilai bekerja dengan baik.

Daftar Rujukan

- [1] Martawijaya, Abdurahim Dkk. 2005. Atlas Kayu Jilid 1., Departemen Kehutanan Badan Penelitian dan Pengembangan Kehutanan, Bogor.
- [2] Gasim. 2014. Metode Identifikasi Jenis Kayu Berdasarkan Model Blok Citra Mikroskopis Penampang Lintang ., Program Studi S3 Ilmu Komputer, Jurusan Ilmu Komputer Dan Elektronika, Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Gadjah Mada. Yogyakarta.
- [3] Nurhikmat, Triano. 2018. Implementasi Deep Learning Untuk Image Classification Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Citra Wayang Golek. Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia. Yogyakarta.
- [4] Howard, Andrew G et all. 2017. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobil eVision Applications., Google Inc
- [5] Flaurensi, Fera Dkk. Pengenalan Motif Batik Indonesia Menggunakan Deteksi Tepi Canny Dan Template Matching .,

- Jurnal Coding, Sistem Komputer Untan, Fakultas MIPA, Universitas Tanjungpura. Pontianak.
- [6] Atmaja, Ratri Dwi Dkk. 2012. Deteksi Jenis Kayu Citra Furniture Ukiran Jepara Menggunakan Jst Backpropagation ., Konferensi Nasional Sistem Informasi, STMIK – STIKOM. Bandung.
- [7] Trisyanto, Canggih. 2012. Sistem Identifikasi Kayu Ramin Berbasis Citra Menggunakan Local Binary Pattern Dan Probabilistic Neural Network . Departemen Ilmu Komputer, Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor. Bogor.
- [8] Gasim. 2014. Metode Identifikasi Jenis Kayu Berdasarkan Model Blok Citra Mikroskopis Penampang Lintang ., Program Studi S3 Ilmu Komputer, Jurusan Ilmu Komputer Dan Elektronika, Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Gadjah Mada. Yogyakarta.
- [9] Nurhikmat, Triano. 2018. Implementasi Deep Learning Untuk Image Classification Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Citra Wayang Golek. Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia. Yogyakarta.
- [10] Suartika, I Wayan. 2016. Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) pada Caltech 101. Jurnal Teknik Its, Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS). Surabaya.
- [11] Purba, Florensa Rosani Br. 2009. Rekayasa Sistem Neuro-Fuzzy Untuk Identifikasi Jenis Kayu Bangunan Dan Furniture ., Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi. Jakarta Barat.
- [12] Luo, Xingcheng Dkk. 2017. A Deep Convolution Neural Network Model for Vehicle Recognition and Face Recognitio., International Congress of Information and Communication Technology. China.
- [13] Shafira, Tiara. 2018. Implementasi Convolutional Neural Networks Untuk Klasifikasi Citra Tomat Menggunakan Keras., Jurusan Statistika, Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia. Yogyakarta.
- [14] Hidayatullah, Priyanto. 2017. Pengolahan Citra Digital Teori dan Aplikasinya., Penerbit Infortmika, Bandung.
- [15] "Deep Learning". [Online]. Available : <https://warstek.com/2018/02/06/deepmachinelearning/>. [Diakses : 2 Agustus 2018]