

Implementasi Metode *Convolutional Neural Network* Untuk Pengenalan Pola Motif Kain Tenun Rote Ndao Berbasis Android

Derwi Rainord Nalle^{a1}, Luh Gede Astuti^{a2}, I Gede Santi Astawa^{a3}, Luh Arida Ayu Rahning Putri^{a4},
Anak Agung Istri Ngurah Eka Karyawati^{a5}, I Wayan Supriana^{a6}

^aProgram Studi Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan alam, Universitas Udayana
Badung, Bali, Indonesia

¹rainord.nalle@student.unud.ac.id

²g.astuti@unud.ac.id

³santi.astawa@unud.ac.id

⁴rahningputri@unud.ac.id

⁵eka.karyawati@unud.ac.id

⁶wayan.supriana@unud.ac.id

Abstract

Rote ndao Ikat Weaving has interesting characteristics in each fabric motif because it has different motifs which indicate the ethnic differences contained in each of the resulting motifs. Rote Ndao weaving has a variety of motifs that are still unknown to many people, so in this study a classification of motifs of rote ndao woven fabrics was carried out using the Convolutional Neural Network method. Weaving motif classification uses 3 motifs with a total of 1050 data including 70 data for Ai Bunak, Dula Kakaik and Lafa Langgak motifs each. Data for 3 fabric motifs is divided into 80% training data and 20% testing data. The classification of the Rote Ndao Weaving motif is carried out by building an architectural model of MobileNetV2 plus Dropout and using a Learning Rate of 0.0003 which is trained and evaluated using K-Fold Cross Validation with a value of K=5, obtaining an accuracy of 93%; The precision is 94% for the Ai Bunak motif, 88% for the Dula Kakaik motif, and 100% for the Lafa Langgak motif. Recall of 87% for the Ai Bunak motif, 94% for the Dula Kakaik motif and 100% for the Lafa Langgak motif. Then the F-Score value obtained is 90% for the Ai Bunak motif, 91% for the Dula Kakaik motif and 100% for the Lafa Langgak motif.

Keywords: Convolutional Neural network, MobileNetV2, Pattern Recognition, Weaving Rote Ndao

1. Pendahuluan

Tenun Ikat Rote Ndao merupakan karya budaya yang memiliki makna, nilai sejarah, dan teknik yang signifikan baik dari segi warna, motif, maupun bahan atau benang yang digunakan. Kain tenun rote ndao memiliki ciri yang menarik pada setiap motif kain karena memiliki perbedaan motif yang menunjukkan adanya perbedaan etnis yang terdapat pada masing-masing motif yang dihasilkan [1]. Seiring berkembangnya zaman, banyak kain tenun Rote Ndao yang mengalami modifikasi, sehingga memiliki motif yang lebih beragam dan membuat generasi muda bahkan masyarakat luas kesulitan untuk mengenali motif tenun rote ndao yang beredar luas. Untuk itu perlu adanya sebuah aplikasi android yang dapat dimanfaatkan untuk melakukan Pengenalan pola motif tenun Rote Ndao tanpa dibatasi ruang dan waktu yang dapat mempermudah generasi muda dan masyarakat luas untuk mendapatkan informasi tentang kain tenun Rote Ndao.

Pengenalan pola merupakan subbidang kecerdasan buatan yang berhubungan dengan deteksi pola dalam data. Pengelompokan otomatis data numerik dan simbolik, termasuk gambar, dicapai melalui pengenalan pola (dalam hal ini komputer) dengan menggunakan metode klasifikasi yang dapat mengelompokkan serta memudahkan dalam mengidentifikasi suatu objek pada suatu citra ke dalam satu kelas tertentu [2]. Objek yang dilihat manusia dapat dikenali karena otak manusia telah belajar mengklasifikasikan objek yang ditemuinya di alam agar dapat membedakan satu objek dengan objek lainnya. Mesin komputer mencoba meniru sistem visual manusia dengan cara Mesin Komputer

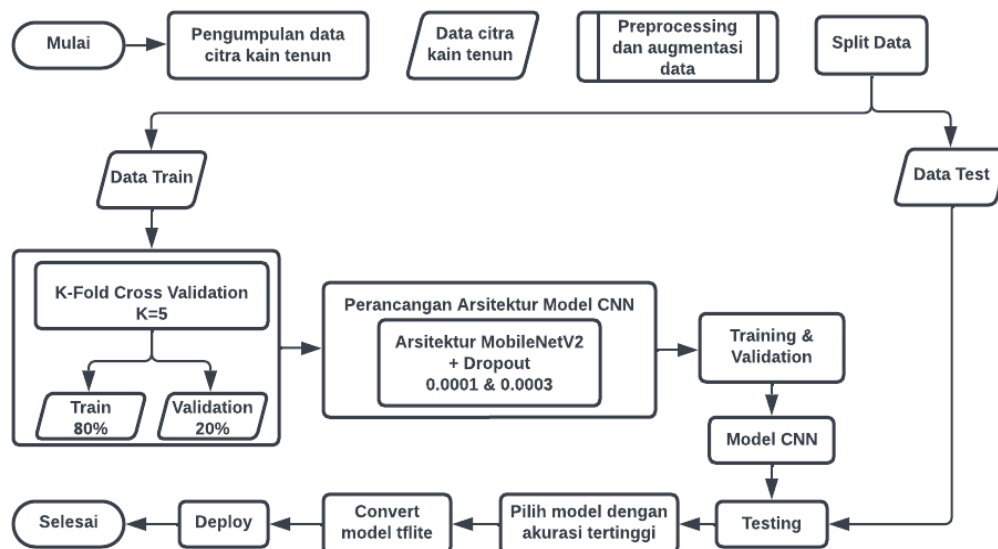
menerima input gambar objek untuk diidentifikasi, memprosesnya, dan mengeluarkan deskripsi objek dalam gambar [3].

Pada penelitian [4], dalam kasus pengenalan motif kain songket menggunakan metode *Convolutional Neural Network* menghasilkan tingkat akurasi yang mencapai 93% dengan penggunaan Dropout, memberikan efek regularisasi, yang meningkatkan akurasi data pengujian, dan momentum dengan nilai 0,9 mengurangi waktu pelatihan dua kali lipat. Berbeda dengan convolution layer CNN pretrain yang telah dilatih dengan dataset yang besar untuk menghasilkan akurasi 100% untuk klasifikasi songket. Menurut [5] Metode CNN adalah Metode *Deep Learning* yang memiliki hasil paling signifikan didalam pengenalan citra. Karena kemampuannya yang signifikan dalam memodelkan data kompleks seperti gambar dan suara, *Deep Learning* telah menjadi topik hangat diskusi di dunia *Machine Learning*. Hal ini disebabkan oleh upaya metode CNN untuk meniru pengenalan gambar di korteks visual yang sama dengan manusia agar mereka dapat memproses informasi yang sama.

Berdasarkan masalah diatas dan meninjau dari penelitian - penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, maka pada penelitian ini dilakukan pengenalan motif kain tenun rote ndao menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dan pada tahap pelatihan akan digunakan *K-Fold Cross Validation* untuk melatih dan memvalidasi model yang dibangun dengan $K=5$. Selanjutnya digunakan *Hyperparameter* berupa *Learning Rate* dengan nilai 0.0001 dan 0.0003, sehingga *output* yang dihasilkan untuk setiap *fold* ($2 \times 5\text{fold} = 10$ model CNN), setelah itu masing-masing model tersebut akan diuji terhadap data uji, dievaluasi, dipilih model dengan akurasi tinggi, di*convert* dan akhirnya di-*deploy* ke aplikasi android.

2. Metode Penelitian

Gambar 1 menunjukkan Alur Umum penelitian Proses klasifikasi motif kain tenun Ndao terdiri dari beberapa tahapan. yakni, pertama, dataset citra tenun dikumpulkan langsung dari lapangan. Kedua, preprocessing dan augmentasi kumpulan data untuk memastikan bahwa data gambar memenuhi kriteria standar untuk masuk ke arsitektur CNN. Augmentasi gambar digunakan untuk menambah jumlah gambar. Ketiga, kumpulan data akan dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian, dengan data pelatihan digunakan untuk melatih model dan data pengujian digunakan untuk menguji model. Keempat, data train (pelatihan) akan dibagi menjadi 80% training data dan 20% validasi data. Tujuan dari pembagian data ini adalah untuk mengevaluasi model menggunakan K-fold cross-validation dengan $K=5$. Kelima, akan dilakukan perancangan arsitektur CNN. Pada penelitian ini akan digunakan MobileNetV2 dengan Dropout. Arsitektur akan dilatih dan divalidasi terhadap dataset. Selain itu, digunakan *hyperparameter* sebagai *learning rate* dengan nilai 0,0001 dan 0,0003, yang akan menghasilkan satu model untuk setiap fold (total $2 \times 5\text{fold} = 10$ model CNN), dan model tersebut akan diuji terhadap data testing. Setelah melakukan pengujian dan mendapatkan hasil akurasi model testing maka kemudian akan dipilih model dengan akurasi tertinggi untuk di *convert* ke model *tf lite* yang akan digunakan untuk *deploy* ke aplikasi android. Berikut adalah Alur penelitian dari sistem klasifikasi tenun yang akan dibangun.



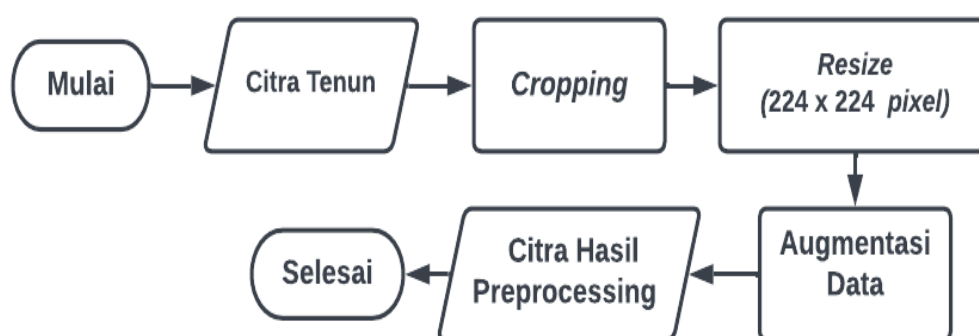
Gambar 1. Alur Umum penelitian

2.1 Dataset

Pada penelitian ini digunakan data berupa citra dari 3 motif Kain Tenun yang berbeda. Tiga motif kain tenun tersebut adalah Ai unak, dula kakaik, dan lafa langgak. Citra input berupa citra warna RGB (Red, Green, Blue) dengan ukuran 224 x 224 piksel. Total data yang digunakan sebanyak 1.050 data, dengan rincian 350 data untuk setiap motifnya. Data tersebut kemudian akan dipecah menjadi data pelatihan dan pengujian, dengan 80% pelatihan dan 20% pengujian. Data pelatihan kemudian dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% validasi data. Tujuan dari pembagian data ini adalah untuk mengevaluasi model menggunakan K-Fold Cross Validation dengan K = 5.

2.2 Preprocessing

Gambar 2 menunjukkan alur tahapan *preprocessing*. Pada penelitian ini setiap data citra akan di crop sehingga hanya terlihat ciri khasnya saja. setelah melakukan proses cropping, citra kemudian di reziise kedalam dimensi yang berukuran 224 x 224 piksel dan dilakukan peningkatan (augmentasi) dataset untuk memastikan bahwa data citra memenuhi kriteria standar untuk masuk ke dalam arsitektur CNN.



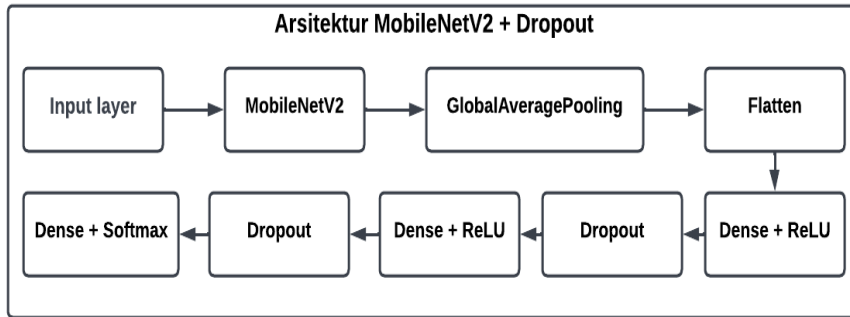
Gambar 2. Alur Tahapan *Preprocessing*

2.3 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Networks (CNN) adalah jenis multilayer perceptron (MLP) yang dirancang untuk memproses gambar. Pada Penelitian ini digunakan salah satu jenis arsitektur CNN yakni MobileNetV2 ditambah *Dropout*. Arsitektur MobileNetV2 adalah arsitektur jaringan tiruan yang dirancang dengan tujuan memberikan fungsionalitas yang memuaskan pada perangkat seluler (mobile). MobileNetV2 didasarkan pada struktur residual terbalik, yang berarti bahwa koneksi antara lapisan bottleneck adalah yang dianggap sebagai koneksi residual. Untuk menyaring fitur yang berpotensi menjadi sumber non-linier, Layer intermediate expansion menggunakan menggunakan lightweight depthwise convolutions. Arsitektur MobileNetV2, secara keseluruhan, terdiri dari lapisan awal yang sepenuhnya convolutional dan berisi 32 filter, diikuti oleh 19 lapisan yang merupakan *residual bottleneck* [6].

Gambar 3 menunjukkan rancangan arsitektur MobileNetV2 dengan *Dropout*. Arsitektur MobileNetV2 terdiri atas beberapa layer yakni, Input layer sebagai layer untuk citra masukan. *Convolutional layer* yang bertujuan untuk memproses citra dengan filter yang telah didefinisikan tanpa merusak struktur citra awal. *Pooling layer* sebagai *layer* yang akan melakukan ekstraksi fitur dari citra inputan untuk mengubah fitur map dengan *array* multidimensi yang kemudian digunakan pada *Dense layer*. Selanjutnya *Flatten layer* merupakan *layer* yang harus dilewati sebelum masuk ke *Dense Layer* karena fitur map yang dihasilkan sebelumnya masih berbentuk *array* multidimensi sehingga *flatten layer* bertujuan untuk membentuk ulang fitur map agar menjadi vector (array satu dimensi) sehingga dapat digunakan sebagai input ke *tahapan Dense Layer*. *Dense layer* merupakan *hidden layer* dari *fully connected layer* yang digunakan untuk melakukan proses klasifikasi citra sesuai dengan kelasnya. Kemudian digunakan fungsi aktivasi ReLU untuk membantu menyesuaikan input yang masuk ke *fully connected layer* agar citra input sesuai dengan kelas klasifikasinya. *Dropout layer* berfungsi untuk mengurangi *overfitting* dari model yang telah dibangun agar model tidak terlalu fokus pada data training hingga terjadi kesalahan prediksi jika digunakan data testing. *Overfitting* bertujuan untuk menangkap *noise* agar hasil akurasi menjadi lebih tinggi karena jika terjadi *overfitting* model maka akan memiliki akurasi yang rendah. Fungsi *Aktivasi Softmax* hanya akan digunakan pada

output layer untuk membantu menangani kasus klasifikasi lebih dari 2 kelas label karena pada penelitian ini digunakan 3 kelas label citra untuk klasifikasi.



Gambar 3. Rancangan Arsitektur MobileNetV2 dengan *Dropout*

2.4 K-Fold Cross Validation

K-Fold Cross Validation merupakan teknik statistik untuk mengevaluasi model dimana data *train* dibagi menjadi dua subset, yaitu data *train* dan data validasi. Model atau algoritma akan dilatih dan divalidasi menggunakan data *train* dan validasi. Teknik ini biasanya digunakan untuk membuat prediksi dari model pelatihan untuk menentukan akurasi model. *K-Folds Cross Validation* membagi subset menjadi sebanyak K bagian dan mengulangi proses tanpa batas, menghasilkan model K pada akhir tahap pelatihan dan validasi. Biasanya, pilihan K adalah 5 atau 10, tetapi tidak ada aturan formal [7]. Pada penelitian ini akan dilakukan evaluasi terhadap model CNN yang telah dirancang, menggunakan *K-Fold Cross Validation*. Evaluasi model *K-Fold Cross Validation* dengan data *train* dibagi menjadi dua subset, yaitu data *train* dan data validasi. Arsitektur Model CNN yang telah dirancang akan dilatih dan divalidasi menggunakan data *train* dan validasi. Teknik ini digunakan untuk membuat prediksi dari model pelatihan untuk menentukan akurasi model. Untuk pengujian pada penelitian ini digunakan nilai K = 5fold. Berikut adalah contoh tabel evaluasi dengan *K-Fold Cross Validation*.

Tabel 1. Contoh Tabel Evaluasi dengan *K-Fold Cross Validation*

Dataset					
Data Train					Data Test
Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	
Validasi	Train	Train	Train	Train	Akurasi Model 1
Train	Validasi	Train	Train	Train	Akurasi Model 2
Train	Train	Validasi	Train	Train	Akurasi Model 3
Train	Train	Train	Validasi	Train	Akurasi Model 4
Train	Train	Train	Train	Validasi	Akurasi Model 5

2.5 Evaluasi Sistem

Untuk mengetahui performa hasil model klasifikasi CNN, diperlukan sebuah teknik untuk pengukuran evaluasi terhadap kelas aslinya. Pengujian dilakukan dengan *Confusion Matrix*. Satuan ukur evaluasi yang digunakan adalah *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-Score*. *Accuracy* merupakan hasil seberapa akurat model dalam mengklasifikasikan dengan benar. *Precision* merupakan perbandingan antara total hasil prediksi kelas positif yang benar dengan total keseluruhan data yang diprediksi sebagai kelas positif. *Recall* merupakan perbandingan antara total hasil prediksi kelas positif yang benar dengan total keseluruhan data yang benar-benar positif. Setelah mendapat nilai presisi dan recall, maka dilakukan perhitungan menggunakan *F-Score*. *F-Score* digunakan untuk mengukur kombinasi hasil *Precision* dan *Recall*, sehingga menjadi satu nilai pengukuran. Berikut adalah contoh tabel ilustrasi *Confusion Matrix* untuk klasifikasi.

Tabel 2. Contoh Tabel Evaluasi dengan *Confusion Matrix*

CONFUSION MATRIX		PREDICTED	
		Yes	No
ACTUAL	Yes	TP (<i>True Positive</i>)	FN (<i>False Negative</i>)
	No	FP (<i>False Positive</i>)	TN (<i>True Negative</i>)

Keterangan:

TP = True Positive, Prediksi kelas positif, dan kelas sebenarnya positif.

FP = False Positive, Prediksi kelas positif, dan kelas sebenarnya negatif.

TN = True Negative, Prediksi kelas negatif, dan kelas sebenarnya negatif.

FN = False Negative, Prediksi kelas negatif, dan kelas sebenarnya positif.

Untuk mengukur kinerja dari *performance matrix* diatas, digunakan beberapa *matrix* yakni *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-Score*. Berikut adalah rumus dari evaluasi kinerja *Confusion Matrix*.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \dots\dots\dots (1)$$

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

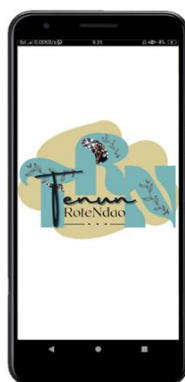
$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots (3)$$

$$F - Score = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision} \dots\dots\dots (4)$$

3. Hasil dan Pembahasan

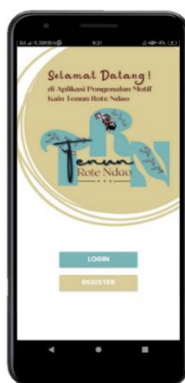
3.1. Tampilan Antarmuka Aplikasi Pengenalan Motif Kain Tenun Rote Ndao

Tampilan Antarmuka aplikasi terdiri dari halaman *Splash Screen*, menu *start*, menu *register*, menu *login*, menu utama, menu klasifikasi dan menu perpustakaan tenun. Halaman yang pertama muncul saat aplikasi dijalankan adalah *splash screen* yang dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Halaman *Splash Screen*

Menu *Start* yang dapat dilihat pada Gambar 5. Merupakan menu yang berisi pilihan untuk melakukan *login* atau registrasi. Jika pengguna sudah memiliki akun sebelumnya, maka memilih menu *login*, namun jika pengguna belum memiliki akun, maka pengguna akan melakukan registrasi terlebih dahulu.

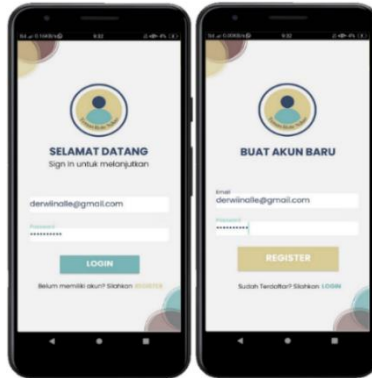


Gambar 5. Menu *Start*

Menu *Login* dan Menu *Register* yang dapat dilihat pada Gambar 6. Merupakan Menu yang dipilih pengguna untuk melakukan proses *login* apabila sudah memiliki akun dengan menginputkan *email* dan *password*. Jika pengguna belum memiliki akun, pengguna bisa mengklik pada tulisan *register*

Implementasi Metode *Convolutional Neural Network* Untuk Pengenalan Pola Motif Kain Tenun Rote Ndao Berbasis Android

yang berwarna kuning untuk masuk ke menu *register*. Menu *Register* merupakan menu yang dipilih pengguna untuk melakukan pendaftaran akun dengan menginputkan *email* dan *password*. Setelah melakukan proses *login* ataupun registrasi pada menu *login* dan registrasi, selanjutnya pengguna akan masuk ke menu utama yang berisi pilihan untuk ke menu klasifikasi, perpustakaan tenun dan keluar aplikasi.



Gambar 6. Menu *Login* dan Menu *Register*

Menu Utama yang dapat dilihat pada Gambar 7. Merupakan menu yang berisi pilihan untuk melakukan klasifikasi, melihat informasi tentang tenun di menu perpustakaan tenun dan keluar aplikasi.



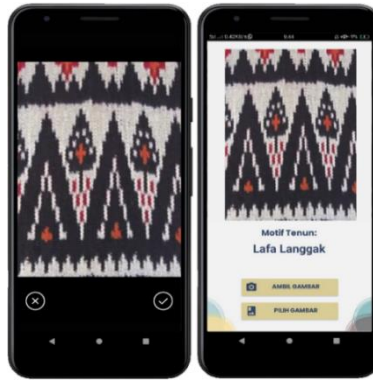
Gambar 7. Menu Utama

Menu Klasifikasi yang dapat dilihat pada Gambar 8. Merupakan Menu yang berisi pilihan ambil gambar secara langsung menggunakan kamera atau memilih gambar dari galeri.



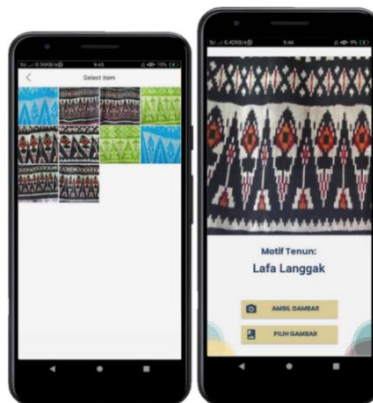
Gambar 8. Menu Klasifikasi

Ketika pengguna memilih ambil gambar, maka pengguna akan diarahkan ke kamera. Setelah mengambil gambar dari kamera maka pengguna akan mendapat keluaran hasil inputan dari gambar yang diambil berupa nama motif kain tenun. Hasil klasifikasi dengan citra yang diambil dengan kamera terdapat pada Gambar 9.



Gambar 9. Hasil Klasifikasi dengan citra yang diambil dengan kamera.

Selain menggunakan kamera secara langsung, pengguna juga dapat mengambil citra yang sudah ada digaleri dengan menggunakan pilih gambar maka pengguna akan diarahkan ke galeri. Setelah memilih gambar yang ingin diklasifikasikan dari galeri, maka pengguna akan mendapat keluaran hasil inputan dari gambar yang dipilih berupa nama motif kain tenun. Hasil klasifikasi dengan citra yang dipilih dari galeri dapat dilihat pada gambar terdapat pada Gambar 10.



Gambar 10. Hasil Klasifikasi dengan citra yang dipilih dari galeri

Selanjutnya Menu Perpustakaan Tenun yang dapat dilihat pada Gambar 11. Merupakan menu tambahan yang berisi informasi terkait, Sejarah tenun, fungsi tenun, ragam motif tenun, dan aksesoris pendamping tenun.



Gambar 11. Menu Perpustakaan Tenun

3.2. Hasil Pelatihan dan Pengujian Model Arsitektur MobileNetV2

Pada penelitian ini akan dilakukan evaluasi terhadap model CNN yang telah dirancang, menggunakan *K-Fold Cross Validation*. Evaluasi model dengan *K-Fold Cross Validation* dengan data *train* sejumlah 840 data kemudian dibagi menjadi dua subset, yaitu data *train* 80% (672 data) dan data validasi 20% (168 data). Arsitektur Model MobileNetV2 dengan *dropout* yang telah dirancang

akan dilatih dan divalidasi menggunakan data *train* dan *validasi* dengan *hyperparameter* berupa *learning rate* 0.0001 dan 0.0003 yang akan menghasilkan model untuk setiap Fold. Kemudian model tersebut akan diujikan dengan data testing. Teknik ini digunakan untuk membuat prediksi dari model pelatihan untuk menentukan akurasi model. Untuk pengujian pada penelitian ini digunakan nilai $K=5$ dengan skenario pada tabel 3.

Tabel 3. Skenario Pelatihan dan Pengujian Model Arsitektur MobileNetV2

Skenario	Keterangan
Data Training	672 Data Citra
Data Validasi	168 Data Citra
Batch Size	32 (21 Iterasi setiap Epoch)
Epoch	10
Learning Rate	- 0.0003 - 0.0001

Berdasarkan skenario evaluasi model menggunakan *K-Fold Cross Validation* pada tabel 3, didapatkan hasil evaluasi model dengan learning rate 0.0001 pada tabel 4, dan 0.0003 pada tabel 5.

Tabel 4. Hasil Pelatihan dan Pengujian Model dengan *Learning Rate* 0.0001

FOLD	Arsitektur Model MobileNetV2 dengan <i>Dropout</i> (<i>Adam Optimizer 0.0001</i>)		
	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Akurasi Testing
1	84,08%	92,26%	87,61%
2	86,01%	88,69%	85,71%
3	84,38%	88,09%	88,57%
4	82,74%	89,28%	86,19%
5	84,52%	85,11%	88,09%

Pada Tabel 4, dapat dilihat bahwa hasil pelatihan menggunakan 840 data dengan learning rate 0.0001 mendapatkan akurasi tertinggi pada Fold-1 yaitu 92,26%. Hasil Pengujian Model dari setiap fold mendapatkan akurasi testing tertinggi pada Fold-3 yaitu 88,57%

Tabel 5. Hasil Pelatihan dan Pengujian Model dengan *Learning Rate* 0.0003

FOLD	Arsitektur Model MobileNetV2 dengan <i>Dropout</i> (<i>Adam Optimizer 0.0003</i>)		
	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Akurasi Testing
1	95,54%	95,83%	93,81%
2	96,13%	91,07%	91,90%
3	93,60%	94,04%	93,81%
4	94,64%	95,23%	92,38%
5	94,94%	90,47%	91,90%

Sedangkan pada Tabel 5, dapat dilihat bahwa hasil pelatihan menggunakan 840 data dengan learning rate 0.0003 mendapatkan akurasi tertinggi pada Fold-1 yaitu 95,83%. Hasil Pengujian Model dari setiap fold mendapatkan akurasi testing tertinggi pada Fold-1 yaitu 93,81%. Hal ini berarti penggunaan *learning rate* berpengaruh untuk tingkat akurasi pelatihan terhadap model dan juga *learning rate* 0.0003 memiliki performa yang cukup baik dibandingkan learning rate 0.0001 dalam pelatihan model karena learning rate 0.0003 mendapatkan hasil akurasi pelatihan yang lebih tinggi daripada 0.0001.

3.3. Evaluasi Model Arsitektur MobileNetV2

Pada Tahap ini dilakukan Pada penelitian ini dilakukan evaluasi sistem, untuk mengetahui performa hasil model klasifikasi CNN. Model CNN yang telah didapatkan pada proses *training* model kemudian diuji dengan data testing untuk mengetahui performa model terhadap data *testing* menggunakan kombinasi *learning rate* 0.0001 dan 0.0003. Dari Hasil Testing didapat akurasi model tertinggi dengan Learning rate 0.0001 pada Fold-3 dan Hasil akurasi model tertinggi dengan Learning rate 0.0003 pada Fold-1. Proses Pengujian dilakukan dengan *Classification Report* dan *Confusion Matrix* untuk pengukuran evaluasi terhadap kelas aslinya.

Tabel 6. Hasil *Classification Report* dengan *Learning Rate* 0.0001 pada *Fold-3*

Classification Report	Precision	Recall	F-Score
Ai Bunak	81%	86%	83%
Dula Kakaik	85%	83%	84%
Lafa Laggak	100%	97%	99%
Accuracy			88%

Pada tabel 6, dapat dilihat bahwa hasil *Classification Report* mendapatkan *Accurary* model dengan learning rate 0.0001 pada *Fold-3* terhadap data testing sebesar 88% dengan penggunaan jumlah data testing 210 data yang terdiri dari 70 data untuk setiap motif yakni Ai Bunak, Dula Kakaik dan Lafa Laggak. *Precision* sebesar 81 % untuk motif ai bunak, 85% motif dula kakaik, dan 100% untuk motif lafa laggak. *Recall* sebesar 86% untuk motif ai bunak, 83% untuk motif dula kakaik dan 97% untuk motif lafa laggak. Kemudian nilai *F-Score* yang diperoleh yaitu 83% untuk motif ai bunak, 84% untuk motif dula kakaik dan 99% untuk motif lafa laggak.

Tabel 7. Hasil *Confusion Matrix* dengan *Learning Rate* 0.0001 pada *Fold-3*

CONFUSION MATRIX		PREDICTED		
		Ai Bunak	Dula Kakaik	Lafa Laggak
ACTUAL	Ai Bunak	60	10	0
	Dula Kakaik	12	58	0
	Lafa Laggak	2	0	68

Berdasarkan hasil *Confusion Matrix* dengan *Learning Rate* 0.0001 pada Tabel 7. Didapatkan hasil untuk pengukuran evaluasi motif kain tenun rote ndao terhadap kelas aslinya. Masing-masing pengukuran evaluasi yang didapatkan yakni, untuk motif Ai Bunak yang terdiri dari 70 data motif berhasil dikenali 60 data sesuai kelasnya, 10 data salah dikenali sebagai motif dula kakaik, kemudian Motif Dula Kakaik yang terdiri dari 70 data motif berhasil dikenali 58 data sesuai kelasnya dan 12 data salah dikenali sebagai motif Ai Bunak. Motif Lafa Laggak yang terdiri dari 70 data motif berhasil dikenali 68 data sesuai kelasnya dan 2 data salah dikenali sebagai ai bunak.

Tabel 8. Hasil *Classification Report* dengan *Learning Rate* 0.0003 pada *Fold-1*

Classification Report	Precision	Recall	F-Score
Ai Bunak	94%	87%	90%
Dula Kakaik	88%	94%	91%
Lafa Laggak	100%	100%	100%
Accuracy			93%

Pada tabel 8, dapat dilihat bahwa hasil *classification report* mendapatkan *Accurary* model dengan learning rate 0.0003 pada *Fold-1* terhadap data testing sebesar 93% dengan penggunaan jumlah data testing 210 data yang terdiri dari 70 data untuk setiap motif yakni Ai Bunak, Dula Kakaik dan Lafa Laggak. *Precision* sebesar 94% untuk motif ai bunak, 88% motif dula kakaik, dan 100% untuk motif lafa laggak. *Recall* sebesar 87% untuk motif ai bunak, 94% untuk motif dula kakaik dan 100% untuk motif lafa laggak. Kemudian nilai *f-score* yang diperoleh yaitu 90% untuk motif ai bunak, 91% untuk motif dula kakaik dan 100% untuk motif lafa laggak.

Tabel 9. Hasil *Confusion Matrix* dengan *Learning Rate* 0.0003 pada *Fold-1*

CONFUSION MATRIX		PREDICTED		
		Ai Bunak	Dula Kakaik	Lafa Laggak
ACTUAL	Ai Bunak	61	9	0
	Dula Kakaik	4	66	0
	Lafa Laggak	0	0	70

Berdasarkan hasil *Confusion Matrix* dengan *Learning Rate* 0.0003 pada tabel 9. Didapatkan hasil untuk pengukuran evaluasi motif kain tenun rote ndao terhadap kelas aslinya. Masing-masing

pengukuran evaluasi yang didapatkan yakni, untuk motif Ai Bunak yang terdiri dari 70 data motif berhasil dikenali 61 data sesuai kelasnya dan 9 data salah dikenali sebagai motif dula kakaik, kemudian Motif Dula Kakaik yang terdiri dari 70 data motif berhasil dikenali 66 data sesuai kelasnya dan 4 data salah dikenali sebagai motif Ai Bunak. Motif Lafa Langgak yang terdiri dari 70 data motif berhasil dikenali seluruhnya sesuai kelasnya.

Dilihat dari hasil pengujian model CNN terhadap data *testing* menggunakan kombinasi *learning rate* 0.0001 dan 0.0003. Didapatkan skor akurasi tertinggi pada Fold-3 sebesar 88% untuk learning rate 0.0001 dan 93% untuk learning rate 0.0003 pada *Fold-1* yang berarti:

- a. Arsitektur MobileNetV2 teruji dapat mengklasifikasikan dengan baik serta mendapatkan skor akurasi yang tinggi dengan penggunaan *learning rate* yang tepat (experimental).
- b. *Dropout* dapat digunakan untuk mengurangi overfitting pada model CNN karena mencapai nilai akurasi yang tinggi.
- c. *Learning Rate* 0.0003 mendapatkan akurasi lebih baik dari 0.0001 pada penelitian ini.

Setelah melalui proses pelatihan dan pengujian model arsitektur MobileNetV2 dengan *Dropout* dan didapatkan skor akurasi tertinggi pada model dengan *learning rate* 0.0003 pada *Fold-1*, maka model tersebut akan di *convert* ke *tf lite* yang kemudian akan di *deploy* pada aplikasi android sehingga aplikasi dapat melakukan pengenalan motif kain tenun rote ndao dengan baik. Untuk hasil implementasi Aplikasi pengenalan motif kain tenun rote ndao dapat dilihat pada sub bab 3.1.

4. Kesimpulan

Berdasarkan pada penelitian yang telah dilakukan dengan hasil yang diperoleh maka dapat disimpulkan bahwa model cnn mobilenetv2 teruji baik dalam melakukan klasifikasi terhadap 3 motif tenun Rote Ndao yakni Ai Bunak, Dula Kakaik, dan Lafa Langgak dengan penggunaan *Dropout* serta *Hyperparameter* berupa *Learning Rate* 0.0003 pada *Fold-1* mendapatkan akurasi sebesar 93%; *Precision* sebesar 94 % untuk motif Ai Bunak, 88% motif Dula Kakaik, dan 100% untuk motif Lafa Langgak. *Recall* sebesar 87% untuk motif Ai Bunak, 94% untuk motif Dula Kakaik dan 100% untuk motif Lafa Langgak. Kemudian nilai *F-Score* yang diperoleh yaitu 90% untuk motif Ai Bunak, 91% untuk motif Dula Kakaik dan 100% untuk motif Lafa Langgak. Dari penelitian yang telah dilakukan serta hasil yang diperoleh, maka saran-saran yang dapat disampaikan untuk dapat dipertimbangan dalam pengembangan penelitian selanjutnya yaitu, arsitektur MobileNetV2 dapat diganti dengan arsitektur CNN lainnya untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang lebih optimal, selain itu diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan kombinasi parameter lainnya ketika melakukan pengujian. Kemudian memperbanyak data jenis motif kain tenun sehingga mendapatkan hasil akurasi yang lebih baik.

Daftar Pustaka

- [1] J. A. Therik, "Tenun Ikat Dari Timur (Keindahan Anggun Warisan Leluhur/ (Ikat in Eastern Archipelago (An Esoteric Beauty of Ancestral Entity))". Jakarta: Diandra Kreatif, 2017.
- [2] P. N. Andono, T. Sutojo, Muljono, Pengolahan citra digital. Yogyakarta: Penerbit Andi, 2017.
- [3] R. Munir, Pengolahan Citra Digital. Bandung: Informatika, 2004.
- [4] M. H. Nashr, M. Fachrurrozi, K. J. Miraswan, and E. Triningsih. "Pengenalan Motif Kain Songket Pada Citra Kamera Smartphone Dengan Beragam Sudut Pandang Menggunakan CNN.", vol 12. no 1. 2020.
- [5] R. F. Hakim, Implementasi Convolutional Neural Network Terhadap Transportasi Tradisional Menggunakan Keras, 2018.
- [6] M. Sandler, A. Howard, M. Ahu, A. Zhmoginov, And L. C. Chen, "Mobilenet2: Inverted residuals and linear bottlenecks." In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 4510-4520, 2018.
- [7] J. Brownlee, A gentle introduction to k-fold cross-validation. Machine learning mastery, 2018