

Klasifikasi Alat Musik Tradisional Papua menggunakan Metode *Transfer Learning* Dan Data Augmentasi

Amat Solihin¹, Dadang Iskandar Mulyana², Mesra Betty Yel³

^{1,2}Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Jakarta, Indonesia
solihinahmad307@gmail.com¹, mahvin2012@gmail.com², bettymesra86@gmail.com³

Diterima : 20 Februari 2022

Disetujui 27 Maret 2022

Abstract - Papua merupakan pulau yang terletak di sebelah utara negara Australia dan bagian dari wilayah timur Indonesia. Sebagian besar daerah daratan Papua masih banyak berupa hutan belantara. Papua adalah pulau terbesar kedua di dunia setelah Greenland. Papua terkenal akan aneka budayanya, termasuk kekayaan alat musik. Terdapat berbagai jenis alat musik tradisional Papua yang tentunya menawan dan memiliki makna sejarah musik tradisional mendalam dibaliknyanya. Alat musik tradisional Papua biasa dimainkan untuk mengiringi acara adat maupun pesta. Perkembangan teknologi saat ini dan di tengah perkembangan musik kontemporer di Papua, ada kegelisahaan akan hilangnya musik-musik tradisi yang sangat kaya beragam sesuai kebudayaan masing-masing wilayah di Papua. Oleh karena itu, peneliti membuat program pengenalan citra alat musik tradisional Papua menggunakan metode *Transfer Learning* guna meningkatkan nilai akurasi dan mengurangi waktu komputasi *training*. Citra alat musik Papua yang digunakan adalah Fue, Pikon, Triton, Yi dan Tifa. Implementasi pengenalan citra ini dilakukan dengan memanfaatkan *Pre-Trained* model dari DenseNet201 yang berjalan pada aplikasi *Google Collaboratory* dan *Tensorflow*. *Dataset* yang digunakan dalam pengujian sebanyak 979 data *training* dan 143 data *testing* yang menghasilkan nilai evaluasi dengan nilai *precision* 98%, *recall* 98%, *f1-score* 98%, *accuracy* 98,46% dan *loss* 0.051.

Keywords - *Convolutional Neural Network, Transfer Learning, Papua, Alat Musik, Tensorflow*

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Papua merupakan pulau yang terletak di sebelah utara negara Australia dan bagian dari wilayah timur Indonesia. Sebagian besar daerah daratan Papua masih banyak berupa hutan belantara. Papua adalah pulau terbesar kedua di dunia setelah Greenland. Dari 47% wilayah kepulauan Papua merupakan bagian dari wilayah Indonesia, yaitu yang dikenal dengan *Netherland New Guinea*, Irian Barat, *West Irian*, serta Irian Jaya, dan akhir-akhir ini dikenal sebagai Papua. Sebagian lainnya dari wilayah pulau Papua adalah wilayah dari negara *Papua New Guinea* (Papua Nugini), yaitu bekas dari koloni Inggris. Populasi penduduk dari kedua negara sebetulnya memiliki

kekerabatan etnis, tetapi lalu dipisahkan dengan garis perbatasan.

Musik tradisional setiap daerah tentunya memiliki ciri khas masing-masing. Mulai dari daerah Sabang sampai Merauke tentunya memiliki musik tradisionalnya sendiri dengan ciri khas masing-masing. Begitu juga dengan Papua yang terkenal akan beragam budayanya, termasuk kekayaan alat musik tradisional. Terdapat berbagai jenis alat musik tradisional Papua yang tentunya menawan dan memiliki makna sejarah musik tradisional mendalam dibaliknyanya. Alat musik tradisional Papua biasa dimainkan untuk mengiringi acara adat maupun pesta. Setiap alat musiknya menghasilkan bunyi indah serta berbeda dengan satu sama lain. Mayoritas masyarakat disana mengisi setiap momen-momen

penting dan spesial dengan jiwa seni yang tinggi. Perkembangan ilmu pengetahuan, teknologi, dan musik modern mengubah pendapat masyarakat terhadap alat musik tradisional. Tidak mengherankan kedepannya musik tradisional akan tergeser oleh keberadaan seni musik modern. Pergeseran tersebut tidak lepas dari media elektronik yang secara terus menerus menunjukkan kesenian modern sehingga masyarakat dengan mudahnya mengakses kesenian modern dengan media elektronik, Bukan mengakibatkan musik tradisional bertahan dan lestari malah membuat seni musik tradisional tergeser dan bahkan dapat tergantikan.

Penelitian sebelumnya oleh Jasman Pardede dan Dwi Adi Lenggana Putra (2020) telah melakukan klasifikasi kangker kullit melanoma menggunakan DenseNet121 menghasilkan nilai rata-rata *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F-Measure* masing-masing adalah 0,94, 0,95, 0,92 dan 0,94 dengan waktu *training* selama 12 jam [1].

Penelitian oleh Dadang Iskandar Mulyana dan Wartono (2021) telah melakukan klasifikasi motif batik Cirebon dengan menggunakan algoritma CNN menghasilkan akurasi 98,18% dan *loss* sebesar 0,117 pada model *sequential* [2].

Penelitian oleh Slamet Riyadi dan Dadang Iskandar Mulyana (2022) telah melakukan klasifikasi 11 tokoh wayang kulit dengan metode *Convolutional Neural Network* dan Keras menghasilkan tingkat nilai akurasi mencapai 98,48% dan nilai *loss* sebesar 0,077% dengan model *Sequential*. Sedangkan pada model *on top VGG16* mendapatkan nilai akurasi 99,70% dan nilai *loss* 0,021% [3].

Pada penelitian terdahulu oleh Puja Anggeli, Suroso dan M.Zakuan Agung (2021) telah melakukan klasifikasi alat musik tradisional menggunakan metode *machine learning* dengan *librosa* dan *tensorflow* menggunakan *Python* memperoleh hasil tingkat akurasi sesuai yang didapat setelah dilakukannya uji coba beberapa kali yaitu dengan nilai 91% [4].

Pada penelitian terdahulu oleh Herry Sujaini (2019) telah melakukan klasifikasi alat musik tradisional dengan metode KNN, RF, dan SVM

dengan hasil tingkat akurasi dari tiap metode yaitu KNN 92,1%, RF 69,4% dan SVM 85,4% [5].

Berdasarkan uraian diatas, maka peneliti ingin mengajukan sebuah ide untuk menjawab permasalahan diatas dengan penggunaan citra alat musik tradisional Papua dalam penelitian ini diharapkan mampu memberikan kontribusi dalam pelestarian budaya Indonesia khususnya di Papua. Dengan 5 jenis alat tradisional papua yang akan diklasifikasi dengan metode *Transfer Learning* pada CNN dengan memanfaatkan *pre-trained* model DenseNet201 yang dapat mampu meningkatkan nilai akurasi dan mengurangi waktu komputasi.

B. Alat Musik

Musik tradisional adalah musik yang dipakai sebagai bentuk perwujudan dan nilai budaya yang sesuai dengan tradisi. Musik tradisional merupakan musik yang berakar pada tradisi masyarakat tertentu, maka dari itu keberlangsungannya dalam konteks saat ini adalah upaya pewarisan budaya secara turun temurun masyarakat terdahulu bagi masyarakat selanjutnya [6]. Alat musik merupakan instrumen atau alat yang sengaja dibuat atau diadaptasikan untuk tujuan agar dapat menimbulkan suara musik. Walau pada dasarnya, apa saja yang dapat menghasilkan atau menciptakan suara dengan nada-nada tertentu yang dimainkan oleh pemusik atau musisi sudah dapat dikatakan bahwa alat tersebut merupakan alat musik namun secara khusus alat yang dibuat dengan tujuan hanya untuk musik saja [7]. Pengertian tradisional dalam perkembangan pertunjukan seni, merupakan suatu proses terbentuknya seni di dalam kehidupan masyarakat yang menghubungkan subjek manusia itu sendiri dengan kondisi lingkungan [6].

C. Pengolahan Citra

Pengolahan citra ini dilakukan dengan beberapa teknik untuk manipulasi sebuah citra agar dapat mengetahui perbedaan atau ciri khas yang membedakan antara citra yang satu dengan citra yang lain. Pengolahan citra merupakan sebuah proses memanipulasi citra dengan mesin komputer yang maksud agar kualitas citra tersebut menjadi lebih baik [8]. Pengolahan citra digital

merupakan ilmu yang mempelajari mengenai teknik mengolah suatu citra digital. Citra yang dimaksud disini ialah gambar dua dimensi (foto), sedangkan digital memiliki arti bahwa pengolahan citra/gambar dikerjakan secara digital menggunakan *computer* [9].

D. Klasifikasi

Klasifikasi adalah suatu proses untuk mencari model yang tentunya dapat membagi suatu data berdasarkan kelasnya yang tentunya terbagi menjadi dua buah tahapan yaitu pelatihan (*learning*) yaitu tahap proses pembelajaran terhadap suatu data yang telah diketahui kategorinya. Sedangkan tahapan pengujian (*testing*) ialah tahapan mengevaluasi terhadap kinerja model dari hasil tahap pelatihan dengan data yang baru sebagai data uji selanjutnya *output* dari tahap ini ialah nilai tingkat akurasi/keberhasilan suatu model dalam memprediksi suatu data yang tentunya belum diketahui kategorinya yaitu dengan data uji [3], [4].

E. Data Augmentasi

Data Augmentation ialah proses memperkaya data pelatihan yang bertujuan untuk menghindari munculnya *overfitting*. Proses *data augmentation* terdiri dari beberapa tahap yaitu *horizontal flip*, *shear range*, dan *zoom range*. *Shear range* dan *zoom range* sendiri memiliki nilai 0.2. Tahapan *horizontal flip* bekerja untuk meningkatkan jumlah data pelatihan dengan cara memutar gambar atau citra secara *horizontal* sebesar 90 derajat. Tahapan *Shear range* menerapkan metode *shear transformation* yaitu menambah variasi citra dengan cara merotasi citra dengan derajat tertentu, dan tahapan *zoom range* yaitu dengan memperbesar citra dengan skala tertentu dari citra *original* [10].

F. Machine Learning

Machine learning adalah suatu algoritma komputasi atau proses computer yang bekerja berdasarkan dari data *history* untuk dapat meningkatkan performa dalam menciptakan suatu yang dapat memprediksi. Dalam *machine learning* memiliki tiga metode pembelajaran yaitu *unsupervised learning*, *supervised learning*, dan *reinforcement learning*. Pada *unsupervised*

learning, data pelatihan yang dipakai belum memiliki kelas, sehingga data dikelompokkan berdasarkan karakteristik yang sama. *Supervised learning* adalah metode pembelajaran terhadap data pelatihan yang telah memiliki kelas. Selanjutnya pada *reinforcement learning* akan dicarikan langkah yang tepat agar memperoleh prediksi yang tepat dan sesuai dengan kondisi yang ada [11].

G. Deep Learning

Deep Learning ialah salah satu cabang dari machine learning. Model *deep learning* sendiri tentunya dapat mempelajari komputasinya sendiri dengan menggunakan otaknya sendiri. *Deep learning* dibentuk untuk terus menganalisa data seperti pada fungsi otak manusia dalam mengambil sebuah keputusan. Agar kemampuan *deep learning* semakin meningkat maka *deep learning* menggunakan algoritma *artificial neural network* (ANN), yang terinspirasi dari jaringan biologis otak dari manusia [12].

H. Transfer Learning

Transfer learning adalah metode yang memakai *network* yang sudah dilatih sebelumnya dan memakainya sebagai titik awal untuk mempelajari tugas selanjutnya ataupun baru [13]. *Transfer learning* memiliki arsitektur lapisan *pooling* dan *convolution* yang lebih dalam dibandingkan dengan arsitektur CNN sederhana, sehingga dapat menghasilkan informasi dari citra yang lebih baik dan melakukan ekstraksi dari tekstur citra lebih banyak [14].

I. DenseNet

Dense Convolutional Network (DenseNet), menghubungkan setiap lapisan ke setiap lapisan lainnya dengan cara *feed-forward*. Sedangkan jaringan konvolusi tradisional dengan L layers memiliki L connections, satu di antara setiap lapisan dan lapisan berikutnya, jaringan kami memiliki koneksi langsung $L(L+1)/2$. Pada setiap susunan, *feature-map* dari semua susunan sebelumnya dipakai sebagai *input* dan pada *feature-map* sendiri dipakai sebagai *input* ke semua susunan selanjutnya. DenseNets mempunyai berbagai keunggulan yang menarik, mereka mengurangi masalah pada *gradien* yang menghilang, memperkuat propagasi pada fitur,

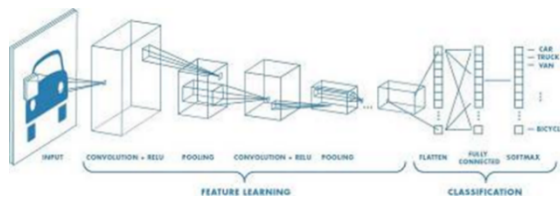
mendorong pemakaian kembali fitur dan secara substansial mengurangi jumlah parameter [15].

Layers	Output Size	DenseNet-121	DenseNet-169	DenseNet-201	DenseNet-264
Convolution	112 × 112	7 × 7 conv, stride 2			
Pooling	56 × 56	3 × 3 max pool, stride 2			
Dense Block (1)	56 × 56	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 6	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 6	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 6	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 6
Transition Layer (1)	56 × 56	1 × 1 conv			
Dense Block (2)	28 × 28	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 12	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 12	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 12	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 12
Transition Layer (2)	28 × 28	1 × 1 conv			
Dense Block (3)	14 × 14	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 24	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 32	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 48	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 64
Transition Layer (3)	14 × 14	1 × 1 conv			
Dense Block (4)	7 × 7	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 16	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 32	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 32	1 × 1 conv 3 × 3 conv × 48
Classification Layer	1 × 1	7 × 7 global average pool 1000D fully-connected, softmax			

Gambar 1. Arsitektur DenseNet

J. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) ialah salah satu jenis dari *neural network* yang biasa dipakai dalam mengenali sebuah objek pada sebuah gambar. CNN adalah salah satu jenis *Deep Neural Network* yang merupakan pengembangan dari *Multiplayer Perceptron* (MLP) yang dikembangkan untuk mengolah data citra dua dimensi [16]. Secara garis besar CNN tentunya tidak jauh berbeda dari *neural network*, *neuron* pada CNN mempunyai *activation function*, *weight*, dan bias. Adapun susunan penyusun pada sebuah CNN terdiri dari *Pooling Layer*, *Convolution Layer*, *Activation ReLU Layer*, dan *Fully Connected Layer* [9]. Cara dari kerja *Convolutional Neural Network* yaitu meniru dari fungsi jaringan saraf otak pada manusia [17].

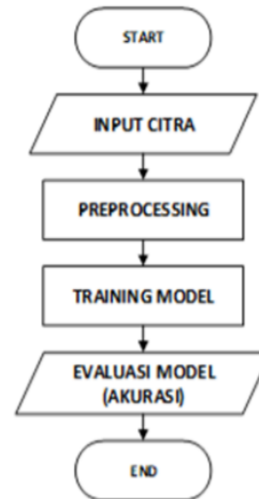


Gambar 2. Arsitektur CNN

II. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan CNN dengan metode *transfer learning* dimana tahap pertama yaitu mengumpulkan data-data citra alat musik tradisional papua yang bersumber dari *internet*. Selanjutnya citra dilakukan *preprocessing* dengan menyamakan ukuran citra dan melakukan *augmentasi*. Setelah data citra yang sudah melalui *preprocessing* maka citra siap untuk dilakukan klasifikasi data *train* dengan menggunakan metode *transfer learning* dari model

DenseNet201 dengan *pre-trained* model. Hasil klasifikasi dari pengujian akan dinilai sehingga dapat disimpulkan dan dievaluasi. Berikut ini Langkah-langkah pada penelitian ini ialah sebagai berikut:



Gambar 3. Kerangka Alur Penelitian

A. Dataset Pengujian

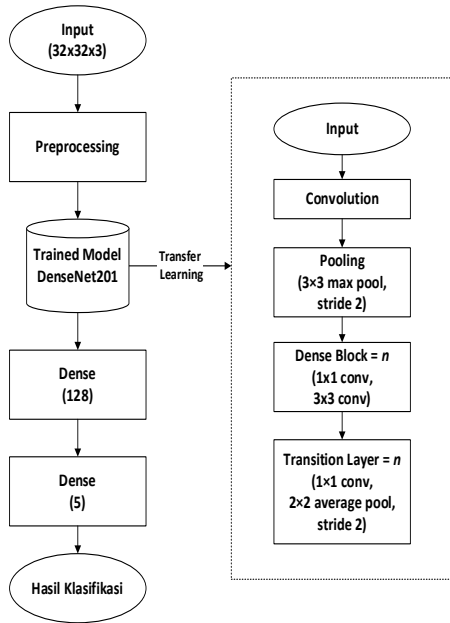
Dataset yang dipakai pada penelitian ini ialah alat musik tradisional Papua yang tersebar dari berbagai sumber dalam *internet*. Sedangkan pada sampel yang dipakai pada penelitian ini hanya mengambil lima jenis alat musik tradisional dengan total sampel sebanyak 979 citra data *training* dan 143 citra data *testing*. Berikut merupakan lima jenis alat musik *tradisional* yang dipakai pada penelitian ini ialah:

Tabel 1. *Dataset* Pengujian

No	Variabel	Latih	Uji
1	Citra alat musik Fue	194	28
2	Citra alat musik Pikon	200	30
3	Citra alat musik Triton	188	27
4	Citra alat musik Yi	197	29
5	Citra alat musik Tifa	200	29

B. Rancangan Pengujian

Berikut merupakan rancangan pengujian yang digunakan dalam penelitian ini:

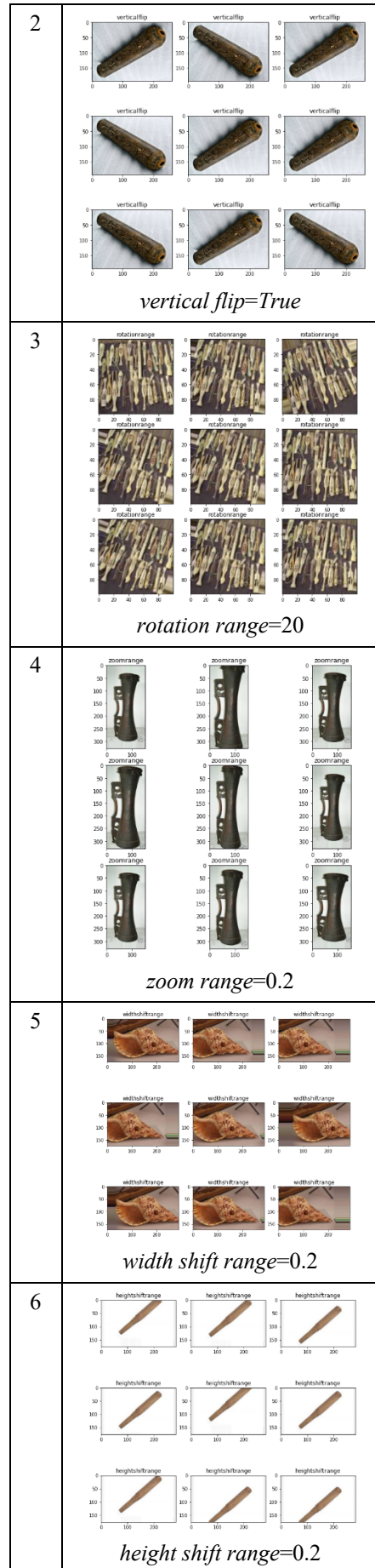


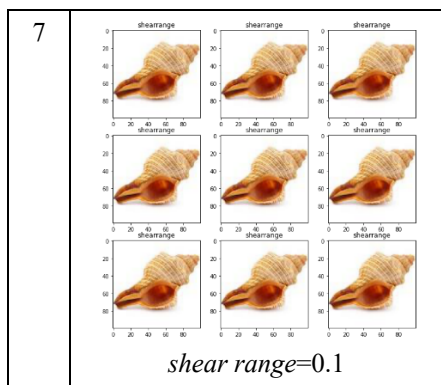
Gambar 4. Model Pengujian

Menurut gambar 4 diatas adalah rancangan pengujian model yang dipakai pada penelitian ini. Dari rancangan tersebut dapat dilihat bahwa citra *input* yang dimasukan berukuran 32x32x3 piksel kemudian dilakukan *preprocessing* citra. Tahap *preprocessing* yang dilakukan kali ini yaitu menggunakan bantuan *Image Data Generator* dengan melakukan manipulasi terhadap citra seperti *horizontal flip=True*, *vertical flip=True*, *rotation range=20*, *zoom range=0.2*, *width shift range=0.2*, *height shift range=0.2*, *shear range=0.1* dan *fill mode="nearest"*.

Tabel 2. Data Augmentasi

No	Proses Augmentasi
1	<p style="text-align: center;"><i>horizontal flip=True</i></p>





Setelah data augmentasi dilakukan selanjutnya kita *training* dengan *pre-trained* model DenseNet201 untuk mendapatkan *feature extraction* dengan melakukan konvolusi terhadap citra *input* sebelumnya dan dilakukan *max pooling* berukuran 3x3 dengan 2 *stride*. Kemudian dilakukan *dense* blok dengan proses konvolusi berukuran 1x1 dan 3x3 sebanyak n, dimana n merupakan banyaknya *dense* blok yang dilakukan secara berulang. Kemudian ditambahkan *Transition layer* dengan ukuran konvolusi sebesar 1x1 dan average pooling berukuran 2x2 dengan 2 *stride* sebanyak n. *Transition layer* juga dilakukan berulang sebanyak n sehingga didapatkan ekstraksi fitur. Setelah kita dapatkan ekstraksi fitur didapat selanjutnya kita memakai dua *dense layer*, dengan susunan pertama yang berfungsi sebagai *activation* ReLu (*rectified linear unit*) dengan ukuran 128 *neuron* dan susunan kedua *Softmax* berjumlah 5 *neuron* sesuai pada jumlah kelas data yang digunakan dari *dataset*.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah model sebelumnya selesai dibuat, selanjutnya melakukan pelatihan data alat musik tradisional Papua kedalam fungsi *his* yaitu fungsi memanggil histori *model* dengan melakukan melakukan *fit model*. Dalam melakukan *fit model* akan digunakan *epoch* berjumlah 20 kali, *test size* = 0,2, dan *batch size* = 32 yang mana dan 20% untuk *validasi* dan 80% pada *training*. *Epoch* bermakna bahwa berapa kali jaringan akan melihat semua kumpulan pada data, sedangkan *batch size* merupakan jumlah contoh pelatihan pada satu *forward/backward pass*. Semakin tinggi

nilai *batch size* oleh karena itu akan semakin banyak memori yang dipakai.

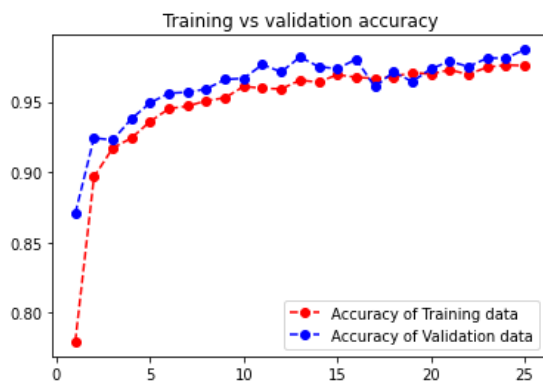
A. Hasil Pengujian Model

Tabel 3. Hasil Pengujian

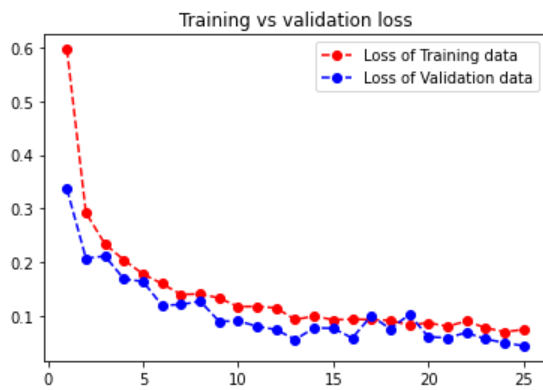
epoch	Data Train		Data Validation	
	loss	accuracy	val_loss	val_accuracy
1	0,59632	0,77952	0,33624	0,87065
2	0,29194	0,89666	0,20737	0,92435
3	0,23396	0,91710	0,21141	0,92284
4	0,20406	0,92429	0,16890	0,93797
5	0,17815	0,93603	0,16408	0,94931
6	0,16006	0,94511	0,11976	0,95612
7	0,13998	0,94700	0,12115	0,95688
8	0,14103	0,95079	0,12766	0,95915
9	0,13337	0,95287	0,09002	0,96596
10	0,11757	0,96101	0,09072	0,96671
11	0,11780	0,95968	0,08078	0,97655
12	0,11484	0,95912	0,07447	0,97125
13	0,09336	0,96536	0,05624	0,98184
14	0,09973	0,96404	0,07793	0,97503
15	0,09289	0,96934	0,07708	0,97352
16	0,09393	0,96744	0,05891	0,98033
17	0,09323	0,96669	0,10042	0,96066
18	0,09159	0,96782	0,07580	0,97125
19	0,08297	0,97085	0,10287	0,96444
20	0,08723	0,96971	0,06108	0,97352
21	0,08082	0,97274	0,05945	0,97881
22	0,09033	0,96953	0,06909	0,97503
23	0,07810	0,97464	0,057010	0,98108
24	0,07043	0,97615	0,05027	0,98108
25	0,07471	0,97577	0,04438	0,98714

Tabel 3 diatas adalah nilai hasil dari pelatihan data *training* dan data *testing* dengan memakai epoch dengan jumlah 25 kali. Dapat dilihat bahwa iterasi menghasilkan nilai *accuracy* dan nilai *loss* dari data *training* dan data *validasi*. Nilai *accuracy* adalah nilai yang dapat menjadi sebuah acuan dalam mengetahui seberapa dari tingkat kelayakan/keberhasilan pada model yang telah dibuat sedangkan nilai *loss* adalah tolak ukur dari error/kegagalan yang diciptkan oleh networks yang bertujuan untuk meminimalisirnya. Terlihat pada data *training* didapatkan nilai akurasi yang

tertinggi yaitu sebesar 0,976154447 di epoch ke-24 sedangkan nilai loss terendah yaitu sebesar 0,070434429 di epoch ke-24, selanjutnya di data validasi didapatkan nilai akurasi yang tertinggi yaitu sebesar 0,987140715 di epoch ke-25 sedangkan nilai loss terendah yang didapat yaitu 0,044386581 pada epoch ke-25. Waktu *training* yang diperlukan dalam melakukan pelatihan model ini selama 24 menit. Berdasarkan hasil pelatihan data *training* dan data validasi tersebut maka dapat kita tampilkan kedalam plot/grafik tentunya sebagai berikut.



Gambar 5. Plot Accuracy Data Train vs Data Validasi



Gambar 6. Plot Loss Data Train vs Data Validasi

Dari gambar diatas 5 dan 6 dapat dilihat bahwa korelasi/hubungan diantara nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada data *training* dan data validasi dengan jumlah *epoch*/iterasi. Hubungan/korelasi yang ada pada nilai akurasi menampilkan hubungan yang positif, mempunyai korelasi yang searah dengan ketentuan yang ada, semakin banyak jumlah *epoch* yang dipakai tentunya nilai *accuracy* data *training* dan data *validation* semakin tinggi. Berbanding terbalik dengan nilai *accuracy*, korelasi antara banyaknya *epoch* dengan nilai *loss* ialah hubungan yang negatif dimana banyaknya jumlah *epoch* yang dipakai

maka mempengaruhi nilai *loss* yang dikeluarkan pada pelatihan data semakin kecil. Berdasarkan hasil tersebut, oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa untuk memperkecil nilai *loss* yang ingin diharapkan maka dapat dilakukan dengan cara memperbanyak dari jumlah *epoch* yang ada pada proses *training*.

B. Evaluasi Model

Setelah kita melakukan *training* model, selanjutnya kita lakukan evaluasi kinerja model pada set pengujian. Evaluasi dilakukan guna mendapatkan kemungkinan dari kegagalan suatu objek citra yang terbaca pada proses klasifikasi, maka akan dihasilkan nilai akurasi dan nilai *loss* dengan probabilitas tertinggi yang akan didapat dari keseluruhan model pengujian. Evaluasi hasil pengujian yang didapatkan dari data *testing* yaitu dengan nilai dari akurasi sebesar 98,46% dan nilai *loss* yang didapat sebesar 0,051. Dari evaluasi tersebut maka didapat data *classification report* pada tabel berikut.

Tabel 4. Classification Report

Label	precision	recall	f1-score	support
Fue	0.98	0.99	0.99	455
Pikon	0.99	0.98	0.99	441
Triton	0.96	0.98	0.97	450
Yi	1.00	0.98	0.99	416
Tifa	1.00	0.98	0.99	443
accuracy			0.98	2205
macro avg	0.98	0.98	0.98	2205
weighted avg	0.98	0.98	0.98	2205

Tabel diatas merupakan hasil *classification report* dari evaluasi model ini, dapat dilihat terdapat nilai *recall*, *f1-score* dan *precision* dari masing-masing label/tokoh citra alat musik tradisional Papua yang ada dalam data *test*. *Recall* (sensitivitas) merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif. *F1-Score* merupakan perbandingan rata-rata presisi dan *recall* yang di bobotkan. Dan *precision* merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif.

IV. SIMPULAN

A. Simpulan

Berdasarkan dari penelitian dan hasil pada penerapan metode *Transfer Learning* dari *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan memanfaatkan fitur ekstraksi *Pre-Trained* model dari DenseNet201 dalam mengklasifikasikan 5 alat musik tradisional papua dan melakukan evaluasi pengujian model final pada *epoch* sebanyak 20 kali, *batch size*=32, dan *test size* =0,2 (80% *training* dan 20% validasi) diperoleh nilai *precision* 98%, *recall* 98% dan *f1-score* 98%. Dan diperoleh nilai *accuracy* berdasarkan data *test* sebesar 98,46% dan nilai *loss* 0,051 dengan waktu *training* selama 24 menit.

B. Saran

Berdasarkan hasil penelitian ini, terdapat beberapa saran bagi penelitian selanjutnya khususnya yang menggunakan metode *Convolutional Neural Network* sebagai berikut:

1. Mengevaluasi kembali hasil dari sistem klasifikasi alat musik tradisional Papua untuk dapat dikembangkan selanjutnya lebih baik lagi.
2. Mengembangkan ataupun membangun sebuah aplikasi dengan metode klasifikasi yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Pardede and D. A. L. Putra, "Implementasi DenseNet Untuk Mengidentifikasi Kanker Kulit Melanoma," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 3, pp. 425–433, 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i3.2814.
- [2] Y. Gultom, A. M. Arymurthy, and R. J. Masikome, "Batik Classification using Deep Convolutional Network Transfer Learning," *J. Ilmu Komput. dan Inf.*, vol. 11, no. 2, p. 59, 2018, doi: 10.21609/jiki.v11i2.507.
- [3] S. Riyadi and D. I. Mulyana, "Optimasi Image Classification Pada Wayang Kulit Dengan Convolutional Neural Network," *JUST TI (Jurnal Sains Terap. Teknol. Informasi)* 14, vol. 1, no. September 2021, pp. 17–24, 2022.
- [4] P. Anggeli, S. Suroso, and M. Z. Agung, "Klasifikasi Alat Musik Tradisional dengan Metode Machine Learning dengan Librosa dan Tensorflow pada Python," *J-SAKTI (Jurnal Sains Komput. dan Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 949–956, 2021.
- [5] H. Sujaini, "Klasifikasi Citra Alat Musik Tradisional dengan Metode k-Nearest Neighbor, Random Forest, dan Support Vector Machine," *J. Sist. Inf. Bisnis*, vol. 9, no. 2, p. 185, 2019, doi: 10.21456/vol9iss2pp185-191.
- [6] D. Setyawan, "Mengenalkan Alat Musik Tradisional Melalui Kegiatan Ekstrakurikuler Suling Bambu Di SD INPRES Rutosoro," *J. AKRAB JUARA*, vol. 3, no. 3, pp. 10–21, 2018.
- [7] N. Rianto, A. Sucipto, and R. D. Gunawan, "Pengenalan Alat Musik Tradisional Lampung Menggunakan Augmented Reality Berbasis Android," *J. Inform. dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 2, no. 1, pp. 64–72, 2021.
- [8] M. Resa, A. Yudianto, and H. Al Fatta, "Wayang Dengan Algoritma Convolutional Neural Network," *J. Teknol. Inf.*, no. 2, pp. 182–190, 2020.
- [9] M. A. Hanin, R. Patmasari, and R. Y. Nur, "Sistem Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Skin Disease Classification System Using Convolutional Neural Network (Cnn)," *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 1, pp. 273–281, 2021.
- [10] M. F. Naufal and S. F. Kusuma, "Pendeteksi Citra Masker Wajah Menggunakan CNN dan Transfer Learning," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 6, p. 1293, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021865201.
- [11] K. Wisnudhanti and F. Candra, "Metode Convolutional Neural Network Dalam Klasifikasi Citra Tiga Tokoh Wayang Pandawa," vol. 7, no. 2018, pp. 1–5, 2020.
- [12] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, "Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network," *Format J. Ilm. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, p. 138, 2020, doi: 10.22441/format.2019.v8.i2.007.
- [13] D. M. Wonohadidjojo, "Perbandingan Convolutional Neural Network pada Transfer Learning Method untuk Mengklasifikasikan Sel Darah Putih," *Ultim. J. Tek. Inform.*, vol. 13, no. 1, pp. 51–57, 2021, doi: 10.31937/ti.v13i1.2040.
- [14] J. Rozaqi, A. Sunyoto, and R. Arief, "Implementasi Transfer Learning pada Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Penyakit Daun Kentang Implementation of Transfer Learning in the Convolutional Neural Network Algorithm for Identification of Potato Leaf Disease," *Procedia Eng. Life Sci.*, vol. 1, no. 1, 2021, [Online]. Available: <https://press.umsida.ac.id/index.php/PELS/article/view/820/478>.
- [15] G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten, and K. Q. Weinberger, "Densely connected convolutional networks," *Proc. - 30th IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognition, CVPR 2017*, vol. 2017-Janua, pp. 2261–2269, 2017, doi: 10.1109/CVPR.2017.243.

- [16] E. I. Haksoro and A. Setiawan, "Pengenalan Jamur Yang Dapat Dikonsumsi Menggunakan Metode Transfer Learning Pada Convolutional Neural Network," *J. ELTIKOM*, vol. 5, no. 2, pp. 81–91, 2021, doi: 10.31961/eltikom.v5i2.428.
- [17] A. B. Sinuhaji, A. G. Putrada, and H. H. Nuha, "Klasifikasi Gambar dari Prototipe Camera Trap Menggunakan Model ResNet-50 untuk Mendeteksi Satwa Dilindungi," vol. 8, no. 5, pp. 10544–10555, 2021.