

## Klasifikasi Jenis Samphyan Banten Upakara Adat Bali Dengan Arsitektur VGG-16 Dan InceptionResnet-V2

Ni Made Rai Arini Permatasari<sup>1</sup>, Made Windu Antara Kesiman<sup>2</sup>, I Made Gede Sunarya<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Ilmu Komputer, Pascasarjana, Universitas Pendidikan Ganesha,  
Jalan Udayana Nomor 11, Singaraja-Bali, Indonesia

e-mail: [rai.arini@student.undiksha.ac.id](mailto:rai.arini@student.undiksha.ac.id)<sup>1</sup>, [antara.kesiman@undiksha.ac.id](mailto:antara.kesiman@undiksha.ac.id)<sup>2</sup>, [sunarya@undiksha.ac.id](mailto:sunarya@undiksha.ac.id)<sup>3</sup>

Received : December, 2025

Accepted : December, 2025

Published : December, 2025

### Abstract

*One of the important elements in Balinese traditional ceremonies is Samphyan, a decoration made from janur (young coconut leaves) that has artistic and symbolic value. In addition to being a decoration, Samphyan has a deep spiritual meaning, reflecting prayers, hopes, and respect for the gods and ancestors in Balinese Hindu tradition. With the diversity of forms and functions of Samphyan, a systematic classification is needed to understand its role in the context of traditional ceremonies. The purpose of this study is to build a dataset of samphyan banten images based on the Matetuasan Technique Book and to include a comparison of the classification performance of two Convolutional Neural Network architectures, namely VGG16 and Inception ResNet V2. The research stages consist of data acquisition, preprocessing, classification, and evaluation. The samphyan image data consists of 14 classes. The testing scenario uses a comparison of several hyperparameters, namely batch size (16, 32, and 64), learning rate (0.001, 0.0001, and 0.00001), and epoch (20, 50, and 100). The evaluation results show that the model with the best results, namely the Inception ResNet V2 architecture with a combination of hyperparameters, namely the Adam optimizer, batch size 16, learning rate 0.0001, and epoch 100, produced an accuracy value of 99.94% in training, 100% in validation, and 95.71% in testing. This research produced a deep learning model for classifying Banten samphyan based on the Matetuasan Technique Book, which can enhance understanding and preservation of cultural heritage.*

**Keywords:** Classification, InceptionResnet-V2, Samphyan Banten, Upakara Adat Bali, VGG-16.

### Abstrak

Salah satu elemen penting dalam upacara adat Bali adalah Samphyan, hiasan yang terbuat dari janur (daun kelapa muda) yang memiliki nilai artistik dan simbolis. Selain sebagai hiasan, Samphyan memiliki makna spiritual yang mendalam, mencerminkan doa, harapan, dan penghormatan kepada para dewa serta leluhur dalam tradisi Hindu Bali. Dengan keberagaman bentuk dan fungsi Samphyan, diperlukan klasifikasi yang sistematis untuk memahami perannya dalam konteks upacara adat. Tujuan penelitian ini adalah untuk membangun dataset citra samphyan banten berpedoman pada Buku *Teknik Matetuasan* dan menyertakan perbandingan performa klasifikasi 2 arsitektur *Convolutional Neural Network* yakni VGG16 dan Inception ResNet V2. Tahapan penelitian terdiri dari akuisisi data, *preprocessing*, tahap klasifikasi, dan evaluasi. Data citra samphyan terdiri dari 14 kelas. Skenario pengujian menggunakan perbandingan beberapa *hyperparameter* yakni *batch size* (16, 32, dan 64), *learning rate* (0.001, 0.0001 dan 0.00001), dan *epoch* (20, 50 dan 100). Hasil evaluasi menunjukkan model dengan hasil terbaik yakni arsitektur Inception ResNet V2 dengan kombinasi *hyperparameter* yakni *optimizer Adam*, *batch size* 16,

*learning rate* 0,0001 dan *epoch* 100, menghasilkan nilai akurasi 99,94% pada *training*, 100% pada *validation*, dan 95,71% pada *testing*. Penelitian ini menghasilkan model *deep learning* untuk klasifikasi samphyan banten berdasarkan Buku *Teknik Matetuan* yang dapat meningkatkan pemahaman dan pelestarian warisan budaya.

**Kata Kunci:** *InceptionResnet-V2*, Klasifikasi, Samphyan Banten, Upakara Adat Bali, *VGG-16*.

## 1. PENDAHULUAN

Agama Hindu di Bali dalam setiap pelaksanaan ritual keagamaan selalu berlandaskan pada keyakinan akan hari suci serta menggunakan sarana upacara atau upakara yadnya, yang berfungsi sebagai penghubung antara umat dengan yang dipuja. Selain itu ada juga tarian bali yang ditarikan dalam setiap upacara yang merupakan warisan leluhur[1]. Oleh karena itu, dalam setiap prosesi adat yang dilakukan oleh masyarakat Bali, upakara menjadi elemen utama yang selalu berkaitan erat dengan prosesi keagamaan[2]. Salah satu komponen penting dalam upakara adat Bali adalah Banten. Banten merupakan salah satu sarana yang digunakan dalam pelaksanaan upacara oleh mereka yang menempuh jalan bhakti.

Salah satu bagian dari banten adalah Samphyan, yaitu hiasan yang terbuat dari janur Samphyan memiliki berbagai bentuk dan fungsi yang berbeda sesuai dengan jenis upacara dan makna simbolisnya. Kata samphyan berasal dari kata *Sambeya* yang artinya Sembilan, mengandung maksud titik puncak tujuan atau keputusan permohonan.

Munculnya fenomena memanfaatkan banten siap saji akhirnya menjadi representasi sebuah pembuktian bagi umat Hindu dalam hal mayadnya. Pergeseran orientasi nilai yang seharusnya menekankan substansi dan essensi akan terjadi dengan fenomena penggunaan banten siap saji. Apa yang terjadi dan berkembang justru menekankan tampilan materi akhirnya menjadi budaya konsumerisme. Dalam situasi seperti ini menghilangkan keterampilan kita sebagai masyarakat adat lokal untuk mampu mengenali, membuat atau menyajikan sarana upakara secara mandiri yang dibuat sendiri[3]. Selaras dengan yang tertuang dalam Permendikbud RI No. 10 Th. 2014 tentang Pedoman Pelestarian Tradisi. Pada Bab III Pelestarian Tradisi poin a menyebutkan bahwa bentuk : perlindungan, pengembangan dan pemanfaatan[4]. Menurut Putu Aridiantari dkk,

*Culture Experience* dan *Culture Knowledge* adalah upaya lain untuk melestarikan budaya dan tradisi dengan melibatkan masyarakatnya secara langsung dalam setiap budaya dan tradisi yang ada. Misalnya belajar membuat samphyan banten yang merupakan komponen pelengkap banten dimana merupakan salah satu sarana upakara Adat Bali[5]. Salah satu bentuk pelestarian samphyan banten upakara adat Bali adalah dengan melakukan klasifikasi citra samphyan banten. Klasifikasi merupakan proses pengelompokan data ke dalam kategori atau kelas tertentu. Proses ini dilakukan dengan memeriksa hubungan diantara data dan menentukan atribut atau label kelas untuk setiap sampel yang akan diklasifikasikan[6].

Beberapa penelitian sebelumnya mengenai klasifikasi menggunakan *VGG-16* salah satunya yaitu, Klasifikasi Jajanan Khas Bali yang telah dilakukan, model ini menghasilkan akurasi 97,5% pada data citra uji di luar data pelatihan dan validasi, dengan skor F1 87,4%, presisi 87,9%, dan recall 87%.[7]. Selain itu penelitian serupa yaitu, Klasifikasi penyakit citra daun anggur untuk proses pelatihan, menghasilkan akurasi sebesar 99,50%, untuk pengujian 400 gambar uji dalam dataset, dan untuk pengujian 100 gambar uji di luar dataset[8]. Selanjutnya penelitian klasifikasi penyakit tumor otak menggunakan *InceptionResNet-V2* menghasilkan akurasi sebesar 99% metode ini menawarkan cara yang lebih objektif dan andal untuk identifikasi tumor[9].

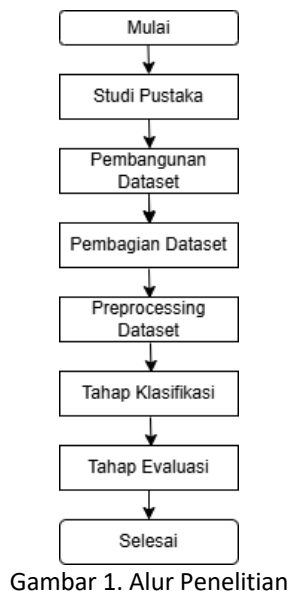
Penelitian lain mengenai klasifikasi penyakit *Pneumonia* menghasilkan nilai akurasi lebih dari 95%, dengan nilai presisi lebih dari 95% untuk setiap kelas, yaitu Covid (99%), Lung Opacity (97%), Normal (98%), dan Viral Pneumonia (98%)[10]. Pada penelitian ini nantinya akan dilakukan perbandingan tingkat untuk klasifikasi citra[11]. Arsitektur yang digunakan yaitu, *VGG-16* dan *InceptionResnet-V2* dalam mengklasifikasikan jenis Samphyan

Banten Upakara Adat Bali. Jumlah citra yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 3.480 data citra dengan jumlah kelas sebanyak 14 kelas yang akan dilakukan *preprocessing* (*resize*, *flip*, *rotate*, *gauss noise* dan augmentasi) sebelum masuk ke tahapan pelatihan dan pengujian arsitektur. Serta untuk menghindari *overfitting* pada proses pengujian ditambahkan fungsi *dropout* dan *optimizer*, mengatur *batch size*, *learning rate* serta *epoch*. Kualitas model klasifikasi yang digunakan dapat dilihat dari nilai akurasi yang diperoleh[12].

Dari hasil perfoma yang diperoleh antara kedua arsitektur berdasarkan akurasi, *f1-score*, *recall* dan *precision* akan diketahui arsitektur mana yang lebih baik dalam mengklasifikasi citra samphyan banten upakara Adat Bali.

## 2. METODE PENELITIAN

Pada tahap ini, akan dijelaskan tentang langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian dimulai dari pembangunan dataset, *preprocessing* data, pelatihan data, pengujian data dan evaluasi performa masing-masing arsitektur. Adapun alur dari penelitian ini bisa dilihat dari *flowchart* pada gambar 1.



Tahapan penelitian ini meliputi: pertama dilakukan studi pustaka untuk mencari sumber relevan dengan teori yang digunakan. Kedua proses pembangunan dataset citra samphyan banten yang akan dibagi menjadi data latih dan data uji. Ketiga pembagian data menjadi data latih (80% atau 3360 citra) dan data uji (20%

atau 140 citra). Keempat tahapan *preprocessing* data akan dilakukan *augmentasi* data. Dengan menggunakan metode *augmentasi* data dapat menambah jenis data yang tersedia untuk dilatih oleh model secara signifikan tanpa benar-benar mengumpulkan data baru.

Kelima tahap klasifikasi terbagi menjadi proses pelatihan (*training* data) adalah fase penting dalam keberhasilan *CNN*, jika proses training mencapai hasil optimal, *CNN* dapat dikategorikan berhasil. Setelah proses training selesai, hasil dari proses *training* akan disimpan dalam sebuah model untuk dipanggil kembali pada proses *testing*. Proses pengujian model yang dibuat selama proses pelatihan akan digunakan sebagai pembandingan untuk proses mengklasifikasikan berbagai jenis samphyan banten yang ada pada gambar masukan atau input.

### 2.1 Pembangunan Dataset

Data terkait jenis samphyan banten. Sumber data didapat dari Buku *Teknik Matetuanan* oleh Ida Bagus Sudarsana, MBA. Data terkait citra samphyan banten. Sumber didapat dari observasi di beberapa wilayah di Bali khususnya di kota Denpasar, Kabupaten Tabanan, Kabupaten Badung, Kabupaten Gianyar dan Kabupaten Klungkung. Akuisisi gambar menggunakan kamera *handphone* Iphone Xs dan Redmi 13C yang di foto satu per satu oleh peneliti. Pengambilan data citra dilakukan dengan parameter pengambilan gambar jarak 10-30 cm dari objek citra, pencahayaan siang hari, dan rasio 1:1. Proses akuisisi data juga dibantu oleh *key persons* melalui wawancara untuk menggali informasi tentang jenis samphyan banten Adat Bali. Data citra samphyan yang berhasil dikumpulkan sejumlah 700 citra asli yang selanjutnya diolah dengan teknik *augmentasi* sebelum masuk pada tahap klasifikasi

Dataset terdiri dari 14 label jenis samphyan banten yaitu 14 jenis Samphyan banten upakara adat Bali terdapat dalam penelitian ini, diantaranya : Samphyan Peras, Samphyan Pengambean, Samphyan Dapetan/Tumpeng, Samphyan Penyambutan, Samphyan Gebogan, Samphyan Jerimpen, Samphyan Naga Sari, Samphyan Wuras Sari, Samphyan Jaet Guwak, Samphyan Plaus, Samphyan Cili, Penyeneng, Lis

Prayascita, Padma. Adapun contoh data citra samphyan banten adat bali dapat dilihat pada gambar 2 berikut.



Gambar 2. Contoh Citra Dataset

## 2.2 Preprocessing Dataset

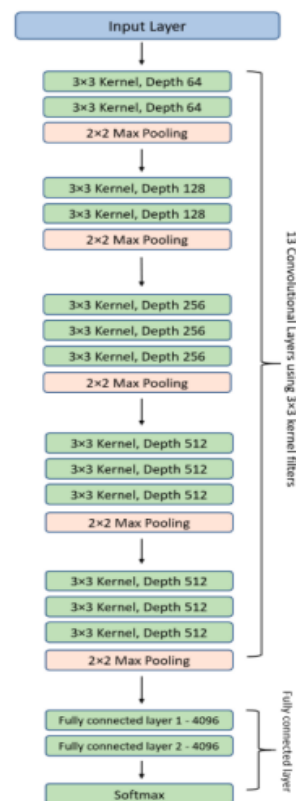
Pada tahapan pra pemrosesan data dilakukan proses augmentasi dataset. Augmentasi data adalah teknik untuk memodifikasi data sehingga memenuhi persyaratan yang dibutuhkan model untuk pelatihan[13]. Melatih jaringan neural besar biasanya menggunakan teknik augmentasi data antara lain *cropping*, *rotate*, *padding*, *flipping horizontal*, dan *zoom*[14].

Namun, sebagian besar teknik pelatihan jaringan neural hanya menggunakan tipe augmentasi dasar [15]. Teknik *augmentasi* data yang akan digunakan pada penelitian ini adalah *resize*, *rotation range*, *horizontal flip*, *shear range* dan *gaussian blur*. Data yang di augmentasi hanya data *training*. Dataset yang telah di *preprocessing* kemudian dibagi menjadi dua bagian: 80% sebagai data *training* dan 20% sebagai data *testing*. Data *testing* digunakan dalam proses pemodelan untuk menghasilkan hasil prediksi[16]. Data *testing* pada penelitian ini hanya di *resize* tanpa proses augmentasi.

## 2.3 Arsitektur VGG-16

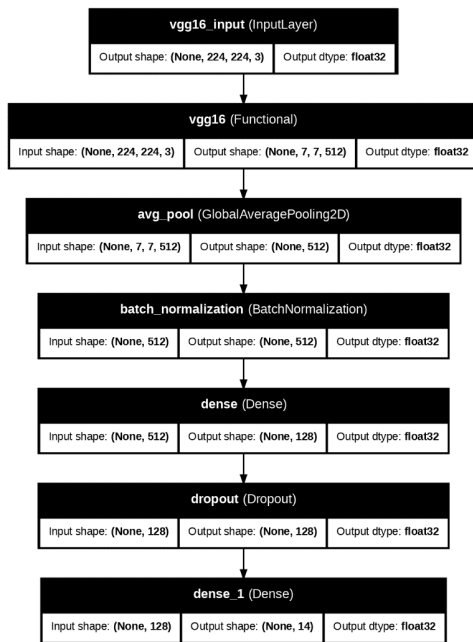
*AlexNet* adalah *CNN* pertama yang digunakan dalam kompetisi *LSVRC*[17]. *VGG-16* adalah pengembangan dari *AlexNet* dengan fokus pada

penggunaan lapisan konvolusi yang lebih dalam untuk meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur[18]. Adapun pemodelan *VGG-16* bisa dilihat pada gambar 3 berikut.



Gambar 3. Arsitektur VGG-16

Arsitektur *VGG-16* menggunakan kernel konvolusi kecil dengan ukuran  $3 \times 3$  atau *times*  $3 \times 3$  pada setiap lapisan konvolusi[19], yang diikuti oleh operasi *non-linear* ReLU (*Rectified Linear Unit*). Kernel kecil ini dirancang untuk menjaga jumlah parameter tetap efisien, sekaligus meningkatkan kemampuan jaringan untuk menangkap fitur kompleks dan ekstraksi fitur yang kuat pada gambar[20]. Arsitektur *VGG-16* yang digunakan pada penelitian ini menggunakan model umum *VGG-16* dengan ditambahkan fungsi *avg pool*, mengatur *batch*, *dense* dan *dropout* terlihat pada gambar 4 berikut.



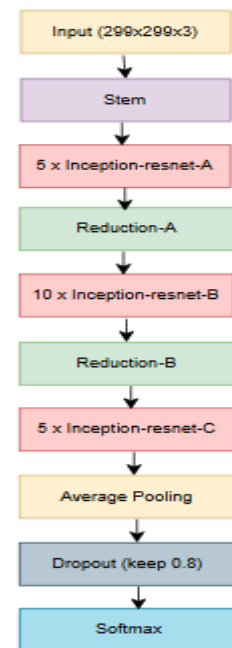
Gambar 4. Arsitektur VGG-16 Usulan

Pada arsitektur *VGG-16* usulan menggunakan input shape 224x224 yang merupakan input default dari *VGG-16*, menggunakan *GlobalAveragePooling2D* untuk mengurangi dimensi spasial menjadi vektor fitur tetap (512) tanpa menggunakan banyak parameter; membuat model lebih ringan dan tidak sensitif pada posisi spasial kecil. *BatchNormalization* untuk mempercepat konvergensi, membuat pelatihan lebih stabil. *Dense* untuk memetakan vektor fitur 512 dim ke ruang fitur berdimensi 128. *Dropout* diatur sebesar 0,5 agar selama pelatihan mencegah terjadinya *overfitting* pada model. *Dense* kedua menghasilkan skor untuk setiap kelas sebanyak 14 kelas yang digunakan pada penelitian ini.

## 2.4 Arsitektur Inception ResNet V2

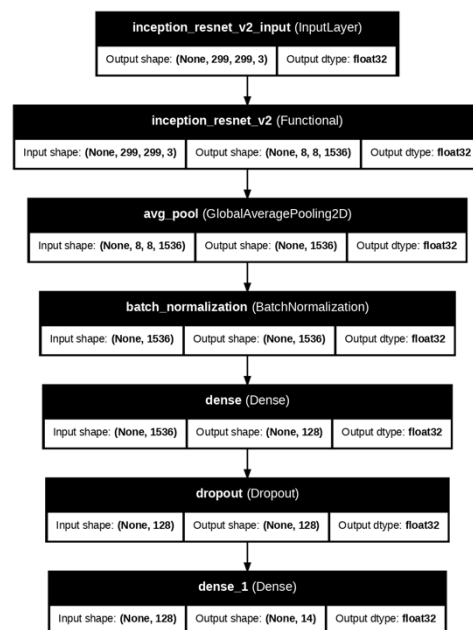
*InceptionResNet-V2* adalah arsitektur jaringan saraf konvolusional (CNN) yang menggabungkan dua konsep utama dalam *deep learning*, yaitu: *Inception Modules* diperkenalkan dalam arsitektur *GoogLeNet/Inception* dan *Residual Connections* dari *ResNet*. Arsitektur ini dirancang untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam pengenalan gambar. Arsitektur *InceptionResNet-V2* menggabungkan blok Inception dan struktur ResNet, dengan ResNet menggunakan koneksi residual untuk memungkinkan jaringan neural belajar lebih dalam dengan lebih efisien, sedangkan blok *Inception* dirancang untuk mengekstraksi

informasi dari berbagai skala fitur dalam gambar input[21].



Gambar 5. Arsitektur Inception ResNet V2

Arsitektur *InceptionResNet-V2* yang digunakan pada penelitian ini menggunakan model umum *InceptionResNet-V2* yang sudah dilatih sebelumnya menggunakan *ImageNet* dengan ditambahkan mengatur *batch size*, *dense* dan *dropout* terlihat pada gambar 6 berikut.



Gambar 6. Arsitektur Inception ResNet V2 Usulan

Pada arsitektur *InceptionResNet-V2* usulan menggunakan input shape 299x299 yang merupakan input default dari *Inception ResNet V2*. *GlobalAveragePooling2D* berfungsi mengubah *output feature map 3D* (8, 8, 1536) menjadi *vector 1D* (1536) dengan menghitung rata-rata global di setiap *channel*. Tujuannya untuk menyederhanakan fitur tanpa kehilangan makna, mengurangi jumlah parameter dan menjadikan model lebih general agar tidak *overfitting*. *BatchNormalization* berfungsi untuk menormalkan nilai fitur agar memiliki distribusi stabil. Meningkatkan kestabilan dan mempercepat pelatihan. *Dense* berfungsi sebagai *fully connected layer* dengan 128 neuron. Mengubah vector 1536 fitur menjadi 128 representasi yang lebih padat. *Dropout* berfungsi untuk mencegah *overfitting* dengan menonaktifkan 50% *neuron* secara acak selama proses *training* dan membuat model lebih *robust* dan tidak bergantung pada *neuron* tertentu. *Dense kedua* untuk *layer output* dengan 14 *neuron* sesuai jumlah kelas target.

## 2.5 Training

Pada pelatihan model arsitektur VGG-16 dan *InceptionResNet-V2* sebelumnya telah dilatih menggunakan dataset pada *ImageNet*. Pada penelitian ini menggunakan 9 skenario pelatihan dengan menentukan beberapa *hyperparameter* untuk proses pelatihan, detail dijelaskan pada tabel 1.

Tabel 1. Rincian Skenario Pelatihan Pada Arsitektur VGG-16 dan *InceptionResNet-V2*

Hyperparameter					
Skenario	Batch Size	Optimizer	Learning Rate	Dropout	Epoch
1	16	Adam	$1 \times 10^{-3}$	50%	20
2	32	Adam	$1 \times 10^{-3}$	50%	20
3	64	Adam	$1 \times 10^{-3}$	50%	20
4	16	Adam	$1 \times 10^{-3}$	50%	20
5	16	Adam	$1 \times 10^{-4}$	50%	20
6	16	Adam	$1 \times 10^{-5}$	50%	20
7	16	Adam	$1 \times 10^{-5}$ dan $1 \times 10^{-4}$	50%	20
8	16	Adam	$1 \times 10^{-5}$ dan $1 \times 10^{-4}$	50%	50
9	16	Adam	$1 \times 10^{-5}$ dan $1 \times 10^{-4}$	50%	100

Pada skenario pelatihan arsitektur VGG-16 dan *InceptionResNet-V2* ditentukan *hyperparameter* sebelum proses *training* dan *testing* pada model. Sesuai detail yang terdapat pada tabel 1 Menghasilkan hasil percobaan seperti pada tabel 2 dan tabel 3 berikut.

Tabel 2. Hasil Pelatihan Arsitektur VGG-16

Model	Batch Size	Train Acc	Train Loss	Val Acc	Val Loss
VGG-16	16	0.9917	0.0982	0.9970	0.0469
	32	0.9872	0.1458	0.9940	0.0711
	64	0.9866	0.1631	0.9926	0.0810
	16	0.9814	0.0901	0.9970	0.0285
	16	0.9917	0.1055	0.9955	0.0468
	16	0.9935	0.1030	0.9970	0.0473
	16	0.9970	0.0429	1.0000	0.0144
	16	0.9985	0.0088	1.0000	0.0117
	16	<b>0.9991</b>	0.0005	1.0000	0.0065

Hasil terbaik yang di dapatkan dari pelatihan pada skenario 1 sampai skenario 9 pada arsitektur VGG-16 yaitu pada skenario 9 menggunakan *batch size 16*, *learning rate*  $1 \times 10^{-5}$  dan *100 epoch* menghasilkan *train accuracy* sebesar 99,91% dan *validation accuracy* sebesar 100% sehingga skenario 9 yang akan dijadikan *best model training VGG-16* untuk selanjutnya dilakukan *testing* pada data *testing* yang sudah disiapkan.

Tabel 3. Hasil Pelatihan Arsitektur *InceptionResNet-V2*

Model	Batch Size	Train Acc	Train Loss	Val Acc	Val Loss
Inception ResNet V2	16	0.9985	0.0100	1.0000	0.0087
	32	0.9982	0.0060	1.0000	0.0083
	64	0.9964	0.0046	1.0000	0.0134
	16	0.9982	0.0068	1.0000	0.0044
	16	0.9988	0.0068	1.0000	0.0056
	16	0.9985	0.0084	1.0000	0.0057
	16	0.9979	0.0081	1.0000	0.0053
	16	0.9988	0.0006	1.0000	0.0047
	16	<b>0.9994</b>	0.0002	<b>1.0000</b>	0.0020

Hasil terbaik yang di dapatkan dari pelatihan pada skenario 1 sampai skenario 9 pada arsitektur *InceptionResNet-V2* yaitu pada skenario 9 menggunakan *batch size 16*, *learning rate*  $1 \times 10^{-4}$  dan *100 epoch* menghasilkan *train accuracy* sebesar 99,94% dan *validation accuracy* sebesar 100% sehingga skenario 9 yang akan dijadikan *best model training InceptionResNet-V2* untuk selanjutnya dilakukan *testing* pada data *testing* yang sudah disiapkan. Dari kedua arsitektur yang dilatih pada arsitektur *InceptionResNet-V2* menghasilkan akurasi lebih tinggi saat proses

pelatihan. Selanjutnya kedua model yang dihasilkan akan di uji pada proses *testing* untuk mengetahui arsitektur mana yang menghasilkan performa terbaik saat *testing*.

## 2.6 Testing

Pada proses pengujian dilakukan untuk menentukan kemampuan model arsitektur yang dihasilkan dalam proses pelatihan[22], dalam mengklasifikasikan samphyan banten upakara adat Bali yang diambil dari *Buku Teknik Matetuasan*. Selanjutnya, model yang sudah dilatih saat proses *training* akan menerima masukan atau input gambar yang belum pernah digunakan dalam proses *training* sebelumnya. Pada tahap ini, jenis samphyan banten yang telah dipelajari oleh sistem selama proses pelatihan akan dijadikan acuan untuk melakukan proses identifikasi dan klasifikasi sesuai kelas yang sudah diketahui pada proses pelatihan sebelumnya. Hasil testing yang diperoleh dievaluasi menggunakan *confusion* matriks klasifikasi dengan menganalisis hasil akurasi, F1 Score, presisi dan recall.

Dalam penelitian ini, menggunakan 9 skenario pelatihan pada masing-masing arsitektur. Pada skenario ke-9, arsitektur VGG-16 dengan *batch size* 16, *learning rate*  $1 \times 10^{-5}$ , dan 100 epoch, menghasilkan akurasi training 99,91% dan akurasi validasi 100%, dengan loss training 0,0005 dan loss validasi 0,0065. Kemudian pada arsitektur InceptionResNet-V2 dengan *batch size* 16, *learning rate*  $1 \times 10^{-4}$ , dan 100 epoch, menghasilkan akurasi *training* 99,94% dan akurasi validasi 100%, dengan *loss training* 0,0002 dan loss validasi 0,0020. Perbandingan dataset yang digunakan adalah 80:20, yaitu 80% data citra *training* dan 20% data citra *testing*.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Hasil Pengujian

Pengujian dilakukan dengan memasukkan citra satu per satu ke model yang telah dilatih, dan memastikan model dapat mengklasifikasikan dengan benar. Data uji yang digunakan terdiri dari 140 citra, yang terbagi menjadi 14 kelas, masing-masing dengan 10 citra. Hasil prediksi dicatat dan disajikan dalam *confusion* matrix, yang digunakan untuk menghitung akurasi, presisi, recall, dan *F1-score*.

Berikut adalah hasil uji model terbaik dari kedua arsitektur usulan dalam penelitian ini, yang dapat dilihat pada tabel 4 dan tabel 5.

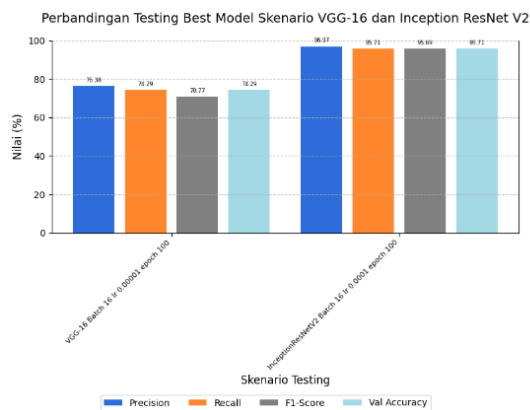
Tabel 4. Hasil Pengujian Akurasi Model Arsitektur VGG-16

Jenis	Benar		Salah	
	Jumlah Data	Presentase (%)	Jumlah Data	Presentase (%)
Cili	9	90	1	10
Dapetan	10	100	0	0
Gebogan	10	100	0	0
JaetGuwak	5	50	5	50
Jerimpen	8	80	2	20
LisPrayascita	7	70	3	30
Nagasari	10	100	0	0
Padma	0	0	10	100
Pengambهان	10	100	0	0
Penyeneng	7	70	3	30
Peras	2	20	8	80
Plaus	9	90	1	10
Sambutan	7	70	3	30
WurasSari	10	100	10	100

Tabel 5. Hasil Pengujian Akurasi Model Arsitektur Inception ResNet V2

Jenis	Benar		Salah	
	Jumlah Data	Presentase (%)	Jumlah Data	Presentase (%)
Cili	9	90	1	10
Dapetan	10	100	0	0
Gebogan	10	100	0	0
JaetGuwak	10	100	0	0
Jerimpen	10	100	0	0
LisPrayascita	10	100	0	0
Nagasari	10	100	0	0
Padma	10	100	0	0
Pengambهان	10	100	0	0
Penyeneng	10	100	0	0
Peras	9	10	1	10
Plaus	10	100	0	0
Sambutan	10	100	0	0
WurasSari	6	60	4	40

Berdasarkan tabel 4 hasil pengujian akurasi model arsitektur VGG-16 menghasilkan akurasi sebesar 74,29% dengan nilai *precision* 76,38% , *recall* 74,29% dan *f1-score* 70,77%. Tabel 5 hasil pengujian akurasi model arsitektur Inception ResNet V2 menghasilkan akurasi sebesar 95,71% dengan nilai *precision* 96,97%, nilai *recall* 95,71% dan *f1-score* sebesar 95,69%. Perbandingan *testing best* model dari kedua arsitektur usulan dapat dilihat pada grafik perbandingan berikut.



Gambar 7. Grafik Perbandingan *Testing Best* Model Skenario VGG-16 dan Inception ResNet V2

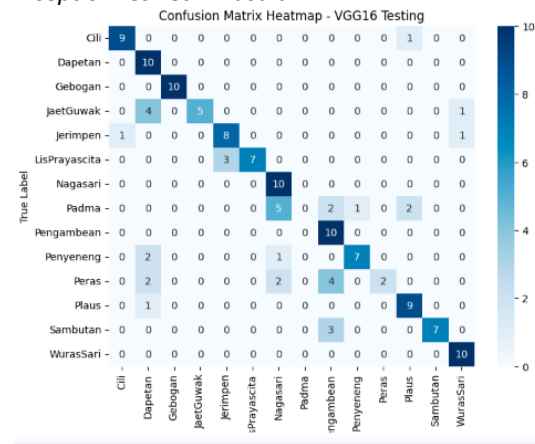
Berdasarkan grafik perbandingan hasil uji coba atau *testing* skenario terbaik pada masing-masing arsitektur usulan yang telah dilakukan, skenario 9 arsitektur InceptionResNet-V2 dengan *batch size* 16, *learning rate*  $1 \times 10^{-4}$  dan *dropout* 50% memiliki akurasi tertinggi yakni 95,71% dengan nilai *precision* 96,97%, nilai *recall* 95,71% dan *f1-score* sebesar 95,69% pada data *testing*.

Batch size 16 menghasilkan performa yang lebih baik dibanding batch size 32 dan 64 karena menghasilkan gradien yang lebih bervariasi sehingga meningkatkan kemampuan generalisasi model dan penggunaan learning rate sebesar 0,0001 menghasilkan performa terbaik pada arsitektur Inception-ResNet-V2 karena memberikan keseimbangan antara stabilitas pelatihan dan kemampuan adaptasi bobot pretrained, dibandingkan learning rate yang terlalu besar maupun terlalu kecil.

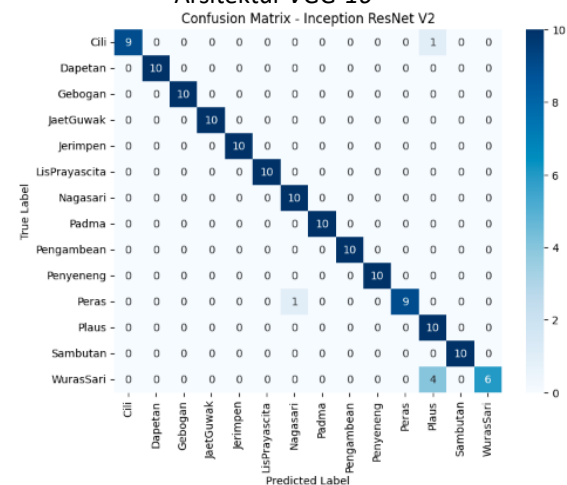
### 3.2 Hasil Evaluasi Model

Tahap evaluasi performa dilakukan untuk menilai efektivitas algoritma yang digunakan[23], pada model Convolutional

Neural Network. Pengujian dilakukan menggunakan *confusion matrix* sebagai metode untuk mendapatkan nilai performansi keberhasilan dari proses klasifikasi yang dilakukan pada dataset serta beberapa metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall* , dan *F-1 Score*. Berikut pada gambar 8 dan 9 merupakan *confusion matrix* yang memuat analisis metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F-1 Score* pada hasil pengujian arsitektur VGG-16 dan InceptionResNet-V2 usulan.



Gambar 8. Confusion Matrix Data Testing Arsitektur VGG-16



Gambar 9. Confusion Matrix Data Testing Arsitektur InceptionResNet-V2

Berdasarkan *confusion matrix* diatas, pada gambar 10 dan 11 merupakan hasil nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F-1 Score* pada hasil pengujian arsitektur VGG-16 dan arsitektur InceptionResNet-V2.



Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Cili	0.9000	0.9000	0.9000	10
Dapetan	0.5263	1.0000	0.6897	10
Gebogan	1.0000	1.0000	1.0000	10
JaetGuwak	1.0000	0.5000	0.6667	10
Jerimpen	0.7273	0.8000	0.7619	10
LisPrayascita	1.0000	0.7000	0.8235	10
Nagasari	0.5556	1.0000	0.7143	10
Padma	0.0000	0.0000	0.0000	10
Pengambean	0.5263	1.0000	0.6897	10
Penyeneng	0.8750	0.7000	0.7778	10
Peras	1.0000	0.2000	0.3333	10
Plaus	0.7500	0.9000	0.8182	10
Sambutan	1.0000	0.7000	0.8235	10
WurasSari	0.8333	1.0000	0.9091	10
accuracy			0.7429	140
macro avg	0.7638	0.7429	0.7077	140
weighted avg	0.7638	0.7429	0.7077	140

Gambar 10. *Classification Report* Hasil Pengujian Arsitektur VGG-16

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Cili	1.0000	0.9000	0.9474	10
Dapetan	1.0000	1.0000	1.0000	10
Gebogan	1.0000	1.0000	1.0000	10
JaetGuwak	1.0000	1.0000	1.0000	10
Jerimpen	1.0000	1.0000	1.0000	10
LisPrayascita	1.0000	1.0000	1.0000	10
Nagasari	0.9091	1.0000	0.9524	10
Padma	1.0000	1.0000	1.0000	10
Pengambean	1.0000	1.0000	1.0000	10
Penyeneng	1.0000	1.0000	1.0000	10
Peras	1.0000	0.9000	0.9474	10
Plaus	0.6667	1.0000	0.8000	10
Sambutan	1.0000	1.0000	1.0000	10
WurasSari	1.0000	0.6000	0.7500	10
accuracy			0.9571	140
macro avg	0.9697	0.9571	0.9569	140
weighted avg	0.9697	0.9571	0.9569	140

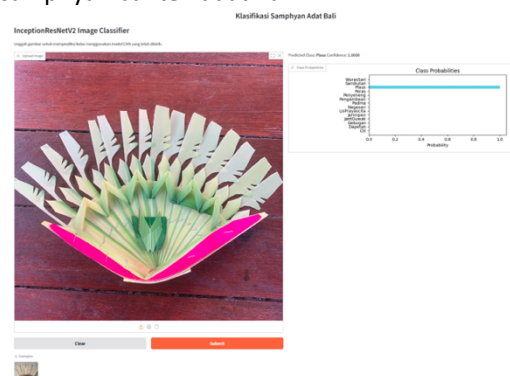
Gambar 11. *Classification Report* Hasil Pengujian Arsitektur InceptionResnet-V2

Berdasarkan hasil evaluasi *confusion matrix* pada hasil pengujian model VGG-16 dan InceptionResnet-V2, Model VGG-16 menghasilkan akurasi sebesar 74,29 %, lumayan bagus tetapi masih banyak kesalahan dalam proses deteksi objek, dari 140 gambar, model dapat mendeteksi objek benar sebanyak 104 gambar. Salah deteksi objek sebanyak 36 gambar. Model memiliki nilai presisi 73,38% dan nilai *F1-Score* 70,77%. Sedangkan pada model arsitektur InceptionResnet-V2 ini memiliki performa yang sangat baik. Dari 140 gambar, model dapat mendeteksi objek dengan benar sebanyak 134 gambar (95,71%), salah mendeteksi objek sebanyak 6 gambar, dan gagal mendeteksi objek sebanyak 6 gambar. Model memiliki nilai presisi 96,42%, yang berarti bahwa model dapat memprediksi objek

dengan benar sebanyak 95,71% dari total objek yang diprediksi. Nilai recall model adalah 95,71%, yang menunjukkan bahwa model dapat mendeteksi objek dengan benar sebanyak 95,71% dari total objek yang ada. Nilai F1-score model adalah 96,06%, yang merupakan rata-rata harmonis dari presisi dan recall. Nilai F1-score yang tinggi ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam hal presisi dan recall.

### 3.2 Implementasi Pengujian Model Pada Website

Web adalah sistem yang menyediakan informasi dalam bentuk teks, gambar, suara, dan lain-lain, yang disimpan di server Web Internet dan disajikan dalam bentuk hiperteks[24]. Model dengan performa terbaik nantinya akan disimpan dalam format .h5, untuk selanjutnya digunakan dalam pengujian dengan data baru oleh pengguna pada halaman website. Data ini kemudian akan dimasukkan ke dalam model yang telah dimuat untuk melakukan prediksi. Hasil prediksi dari model akan ditampilkan kepada pengguna dalam bentuk visual yang mudah dipahami, yakni grafik persentase. Ini akan membantu pengguna untuk menginterpretasikan hasil prediksi dengan lebih baik. Pada gambar 12 berikut merupakan tampilan website yang digunakan untuk pengujian klasifikasi samphyen banten adat Bali.



Gambar 12. Tampilan Website Pengujian Klasifikasi Samphyen Banten Adat Bali

Berdasarkan ilustrasi pada gambar 12. pengguna mengunggah data baru ke halaman website dan hasil prediksi akan ditampilkan dalam bentuk grafik batang kelas yang sesuai.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, Penelitian ini telah menghasilkan citra samphyen banten yang termuat dalam *Buku Teknik Matetuan* yang dikumpulkan sebagai dataset melalui proses akuisisi yang tepat dan ditemukan 14 jenis samphyen banten sebagai kelas citra samphyen. Arsitektur *CNN* usulan terbaik pada penelitian ini yakni menggunakan arsitektur *InceptionResNet-V2* dengan kombinasi *optimizer Adam*, *batch size* 16, *learning rate* yakni  $1 \times 10^{-4}$ , *dropout* 50% dan *epoch* 100.

Berdasarkan hasil penelitian ini, beberapa saran yang dapat diberikan untuk perbaikan sistem dan penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut: Dapat memperbanyak data citra pada masing-masing kelas dan memperbanyak data kelas sehingga sistem mampu berkembang tidak hanya pada ke-14 kelas yang disebutkan dalam dataset. Dapat dibandingkan dengan metode lainnya untuk mendapatkan tingkat akurasi yang lebih baik dalam kasus yang serupa. Serta melakukan perbandingan dengan beberapa optimizer lain seperti RMSProp, SGD dan Momentum.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. H. Suputra, U. P. Ganesha, and K. Buleleng, "Revealing the Characteristics of Balinese Dance Maestros by Analyzing Silhouette Sequence Patterns Using Bag of Visual Movement with HoG and SIFT Features," vol. 15, no. 1, pp. 89–104, 2021, doi: 10.5614/itbj.ict.res.appl.2021.15.1.6.
- [2] I. Ayu, T. Puspa, N. Putu, S. Dewi, I. Bagus, and S. Saitya, "Komunikasi Simbolik dalam Penggunaan Upakara Yajña pada Ritual Hindu," vol. 14, no. 1, pp. 20–28, 2019.
- [3] I. W. Suharta, "RELEGIUSITAS BANTEN SIAP SAJI DI TENGAH TRANSFORMASI BUDAYA MASYARAKAT BALI," *J. PENJAMINAN MUTU, Lemb. PENJAMINAN MUTU, Univ. HINDU NEGERI, I GUSTI BAGUS SUGRIWA DENPASAR*, vol. Volume 8 N, no. Relegiusitas Banten Siap Saji, p. 12, 2022, [Online]. Available: <http://ojs.uhnsugriwa.ac.id/index.php/JPM>
- [4] B. P. dan P. H. P. K. Negara and B. P. Keuangan, "Peraturan Daerah (Perda) Provinsi Bali Nomor 4 Tahun 2014 tentang PELESTARIAN WARISAN BUDAYA BALI," BPK Negara. [Online]. Available: <https://peraturan.bpk.go.id/Details/22242>
- [5] G. Civic, E. Journal, C. Experience, and C. Knowledge, "Eksistensi Tradisi Dan Budaya Masyarakat Bali," vol. 2, no. 2, pp. 67–80, 2020.
- [6] I. P. Gede *et al.*, "Klasifikasi Judul Berita Bahasa Indonesia Menggunakan Support Vector Machine Dan Seleksi Fitur Mutual Information," vol. 22, no. 1, pp. 69–79, 2025.
- [7] M. A. Vgg-, N. Luh, W. Rahayu, N. Gunantara, and M. Sudarma, "Klasifikasi Jajanan Khas Bali Untuk Preservasi Pengetahuan Kuliner Lokal," vol. 7, no. 1, pp. 1–14, 2024.
- [8] Y. Riyanto, D. Riana, Y. Riyanto, and D. Riana, "Klasifikasi penyakit citra daun anggur menggunakan model CNN-VGG16 Grape leaf image disease classification using CNN-VGG16 model," vol. 9, no. October, pp. 218–223, 2021, doi: 10.14710/jtsiskom.2021.14013.
- [9] G. Sridhar, I. J. Chawathe, S. Kandi, and S. Gogikar, "Brain Tumor Classification Using Inception Resnet V2 Convolutional," vol. 12, no. 3, pp. 712–720, 2024.
- [10] I. Bakti *et al.*, "Arsitektur Convolutional Neural Network InceptionResNet-V2 Untuk Pengelompokan Pneumonia Chest X-Ray," vol. 1, no. 77, pp. 35–42, 2023.
- [11] I. D. Maysanjaya, "Klasifikasi Pneumonia pada Citra X-rays Paru-paru dengan Convolutional Neural Network ( Classification of Pneumonia Based on Lung X-rays Images using Convolutional Neural Network )," vol. 9, no. 2, pp. 190–195, 2020.
- [12] I. G. Ayu, A. Diatri, N. Wayan, S. Saraswati, and N. W. Wardani, "COVID-19 Chest X-Ray Detection Performance through Variations of Wavelets Basis Function," vol. 21, no. 1, pp. 31–42, 2021, doi: 10.30812/matrik.v21i1.1089.
- [13] S. Program, O. Mathematics, and F. O. Mathematics, "Image Classification Comparison Using Neural Network and Support Vector Machine Algorithm

- With VGG16 As Feature Extraction Method,” vol. 1, no. 3, pp. 41–52, 2024.
- [14] K. Alomar, H. I. Aysel, and X. Cai, “Data Augmentation in Classification and Segmentation: A Survey and New Strategies,” *J. Imaging*, vol. 9, no. 2, p. 46, 2023, doi: 10.3390/jimaging9020046.
- [15] M. E. Prasetyo *et al.*, “Klasifikasi Ragam Kendaraan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network ( Cnn ),” vol. 2, no. 2, pp. 142–148, 2023.
- [16] I. M. Arya, A. Dwija, I. M. Gede, and I. G. Aris, “JTIM : Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia Perbandingan Algoritma Naive Bayes Berbasis Feature Selection Gain Ratio dengan Naive Bayes Kovensional dalam Prediksi Komplikasi Hipertensi,” vol. 6, no. 1, pp. 37–49, 2024.
- [17] Z. Jiang, Y. Liu, Z. Shao, and K. Huang, “applied sciences An Improved VGG16 Model for Pneumonia Image Classification,” 2021.
- [18] A. S. Mashuri and A. Sunyoto, “Klasifikasi Penyakit Pada Daun Cabai Menggunakan Arsitektur VGG16,” vol. 6, no. 2, pp. 296–304, 2024, doi: 10.33650/jeecom.v4i2.
- [19] A. Eko, B. Yoni, Y. Munarko, H. Adi, and Z. Ibrahim, “Convolutional Neural Network featuring VGG-16 Model for Glioma Classification,” vol. 6, no. September, pp. 660–666, 2022.
- [20] I. P. A. Suputra, I. G. A. Gunadi, and I. M. G. Sunarya, “Hyperparameter Optimization with MobileNet Architecture and VGG Architecture for Urban Traffic Density Classification Using Bali Camera Image Data,” vol. 9, no. 3, pp. 1132–1145, 2025.
- [21] M. Ichwan and A. Olga Zerlinda, “MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database Implementasi Arsitektur InceptionResNet-v2 dan Squared Hinge Loss (Studi Kasus Klasifikasi Pose Yoga),” *J. MIND J. / ISSN*, vol. 7, no. 2, pp. 124–138, 2022.
- [22] I. M. G. Sunarya, I. W. Treman, P. Zasya, and E. Satya, “Classification of Rice Growth Stage on UAV Image Based on Convolutional Neural Network Method Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika : JANAPATI | 147,” vol. 12, no. 1, pp. 146–155, 2023.
- [23] N. Wayan, Y. Wiani, I. M. A. Wirawan, K. Yota, and E. Aryanto, “Klasifikasi Gerakan Tangan Berbasis Sinyal sEMG,” vol. 11, no. 1, pp. 121–128, 2025.
- [24] D. A. N. A. Genetika, “Sistem Rekomendasi Perjalanan Wisata Berbasis Expert System,” vol. 5, no. 1, pp. 47–54, 2022.