

Assurance of Learning (AOL)
Deep Learning



Oleh:

Mohamad Ridho Farhan	(2602097454)
Cherylene Callista Reksohartono	(2602087024)
Crysantha Monica Lim	(2602090076)

Universitas Bina Nusantara
2024

A. Introduction

Motif batik Indonesia, yang terkenal karena keragamannya, diakui secara global sebagai warisan budaya yang harus dilestarikan. Pengenalan motif batik secara manual memerlukan keahlian khusus dan waktu yang cukup lama. Dengan kemajuan teknologi, pengenalan motif batik secara otomatis menggunakan metode deep learning dapat memudahkan identifikasi dan klasifikasi motif batik, yang bermanfaat dalam pelestarian budaya dan industri kreatif.

Task yang Akan Dilakukan

pada project kali ini kami ingin membangun model deep learning yang mampu mengklasifikasikan motif batik Indonesia berdasarkan gambar yang ada dalam dataset. Tugas utama yang akan dilakukan adalah:

- Mengembangkan model deep learning berbasis Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan motif batik.
- Melatih model untuk mengenali dan membedakan berbagai kategori motif batik.
- Mengevaluasi kinerja model untuk memastikan akurasi dan keandalannya dalam klasifikasi motif batik.

Hasil Analisa Sederhana Terhadap Data

Dataset yang digunakan mengandung gambar-gambar motif batik yang dikategorikan. Analisis awal menunjukkan:

- **Ukuran dan Resolusi Gambar :** Dataset motif batik Indonesia mengandung gambar-gambar dengan variasi ukuran dan resolusi yang cukup luas. Gambar-gambar ini diambil dari berbagai sumber termasuk Google Images, Instagram, dan database batik lokal. Variasi ukuran ini perlu diharmonisasi dalam tahap pra-pemrosesan agar dapat digunakan secara efektif dalam model deep learning
- **Distribusi Kategori :** Dataset ini terdiri dari beberapa kategori motif batik, seperti Batik Kawung, Batik Parang, Batik Mega Mendung, dan lain-lain. Distribusi gambar per kategori relatif merata, namun terdapat beberapa kategori yang lebih dominan. Misalnya, kategori motif Batik Parang memiliki jumlah gambar yang lebih banyak dibandingkan kategori lainnya. Distribusi yang tidak merata ini dapat menyebabkan model cenderung lebih baik dalam mengklasifikasikan kategori dengan lebih banyak data dibandingkan kategori dengan lebih sedikit data ([Kaggle](#)).
- **Kualitas Gambar :** Kualitas gambar dalam dataset bervariasi dari yang sangat baik hingga yang kurang baik. Beberapa gambar mungkin buram atau memiliki resolusi rendah, yang dapat mempengaruhi performa model klasifikasi. Gambar-gambar dengan kualitas rendah ini perlu diidentifikasi dan, jika mungkin, diperbaiki atau difilter untuk mengurangi noise dalam data. Ini penting untuk memastikan bahwa model dapat belajar dari data yang representatif dan berkualitas tinggi
- **Variabilitas Gambar :** Dataset juga mengandung variasi dalam hal orientasi dan kondisi pencahayaan gambar. Beberapa gambar mungkin memiliki sudut pandang yang berbeda atau variasi dalam pencahayaan yang dapat mempengaruhi interpretasi motif. Oleh karena itu, augmentasi data seperti rotasi, flipping, dan perubahan pencahayaan sangat disarankan untuk meningkatkan robusta model terhadap variasi tersebut.

- **Keterwakilan Motif :** Selain itu, motif-motif yang lebih umum seperti Batik Mega Mendung dan Batik Parang memiliki representasi yang lebih banyak dalam dataset. Sedangkan motif-motif yang lebih jarang atau kurang dikenal mungkin tidak terwakili dengan baik. Ini bisa menyebabkan bias dalam model, di mana model lebih akurat untuk motif yang sering muncul dan kurang akurat untuk motif yang lebih jarang.

Alur Proses

1. Persiapan Data
2. Eksplorasi Data
3. Pra-Pemrosesan Data
4. Pengembangan Model Deep Learning
5. Pelatihan Model
6. Evaluasi Model
7. Interpretasi Hasil

B. Metodologi

Metode Penyelesaian Masalah

Proyek ini berfokus pada klasifikasi motif batik dengan menggunakan tiga model deep learning yang berbeda: model sederhana yang dibangun dari awal, MobileNetV2 dengan teknik regularisasi, dan EfficientNetB2 dengan augmentasi data serta pengaturan parameter yang lebih kompleks. Setiap model akan dievaluasi berdasarkan kinerja klasifikasinya. Berikut adalah langkah-langkah yang diambil dalam proyek ini:

1. *Data Preparation (Persiapan Data):* Memastikan data yang digunakan bersih dan siap untuk digunakan dalam proses pelatihan model. Langkah ini melibatkan pengumpulan data, pembersihan data, dan pemilahan data berdasarkan kategori.

Langkah-langkah:

- **Pengumpulan Data:** Data gambar motif batik diambil dari [Kaggle](#). Dataset berisi berbagai gambar motif batik yang dikategorikan berdasarkan jenis motif.
- **Pembersihan Data:** Gambar yang tidak relevan atau memiliki kualitas rendah dihapus atau diperbaiki. Proses ini termasuk pemeriksaan gambar yang rusak dan duplikat.
- **Resize Gambar:** Gambar diubah ukurannya menjadi konsisten, misalnya 128x128 piksel, untuk memastikan keseragaman saat masuk ke model deep learning ([Kaggle](#)) ([Kaggle](#)).

- **Kategorisasi:** Gambar diklasifikasikan ke dalam folder berdasarkan kategori motif seperti Batik Bali, Batik Betawi, dan Batik Sogan.

2. *Data Exploration and Preprocessing (Eksplorasi dan Pra-Pemrosesan Data)* : Memahami karakteristik data dan memastikan data siap digunakan dalam pelatihan model. Langkah ini melibatkan analisis deskriptif dan augmentasi data untuk meningkatkan variasi dan kualitas dataset.

Langkah-langkah:

- **Analisis Deskriptif:** Analisis distribusi gambar berdasarkan kategori menggunakan visualisasi seperti histogram dan bar chart untuk memahami sebaran data ([Kaggle](#)) ([Kaggle](#)).
- **Augmentasi Data:** Teknik augmentasi seperti rotasi, flipping, dan perubahan pencahayaan diterapkan untuk meningkatkan jumlah dan variasi data. Augmentasi membantu model untuk lebih robust terhadap variasi dalam data yang sebenarnya ([Kaggle](#)).
- **Normalisasi:** Gambar dinormalisasi agar pixel values berada dalam range yang seragam, biasanya antara 0 dan 1, untuk mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan kinerja model.

3. *Model Development (Pengembangan Model)* : Mengembangkan tiga model deep learning dengan pendekatan yang berbeda untuk klasifikasi gambar motif batik.

Langkah-langkah:

- **Model 1:** Model sederhana yang dibangun dari awal tanpa augmentasi. Ini berfungsi sebagai baseline untuk evaluasi model lainnya.
 - **Struktur:** Terdiri dari beberapa lapisan Convolutional dan MaxPooling diikuti oleh lapisan Dense untuk klasifikasi ([Kaggle](#)) ([Kaggle](#)).
- **Model 2:** MobileNetV2 dengan penambahan teknik regularisasi seperti Dropout dan Batch Normalization.
 - **Struktur:** MobileNetV2 diimpor sebagai base model dengan layer tambahan untuk Dropout dan Batch Normalization untuk mengurangi overfitting.
- **Model 3:** EfficientNetB2 dengan augmentasi data ekstensif dan pengaturan parameter yang lebih kompleks.
 - **Struktur:** EfficientNetB2 digunakan sebagai base model dengan layer tambahan untuk Dropout, Batch Normalization, dan pengaturan learning rate yang dinamis.

4. *Model Training (Pelatihan Model)* : Melatih model untuk mempelajari pola dalam data dan mengklasifikasikan gambar dengan tepat.

Langkah-langkah:

- **Optimisasi:** Model dilatih menggunakan optimizer Adam dengan pengaturan learning rate yang sesuai. Optimizer ini membantu dalam mempercepat konvergensi model selama pelatihan.
- **Validasi:** Data dibagi menjadi data latih dan data validasi. Validasi silang digunakan untuk memastikan model tidak overfitting dan memiliki performa yang baik pada data yang tidak terlihat selama pelatihan.
- **Callbacks:** EarlyStopping dan ReduceLROnPlateau digunakan untuk menghentikan pelatihan saat model mulai overfitting atau jika learning rate perlu dikurangi untuk stabilisasi pembelajaran model.

5. *Model Evaluation (Evaluasi Model):* Mengevaluasi kinerja model untuk memastikan bahwa model dapat mengklasifikasikan gambar dengan akurat.

Langkah-langkah:

- **Metrik Evaluasi:** Model dievaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk mengukur kinerja klasifikasi model .
- **Confusion Matrix:** Matrix ini digunakan untuk menganalisis kesalahan klasifikasi dan memahami pola kesalahan yang terjadi.

6. *Results Interpretation (Interpretasi Hasil) :* Menganalisis hasil klasifikasi untuk memahami kekuatan dan kelemahan setiap model dan memberikan rekomendasi untuk model terbaik.

Langkah-langkah:

- **Analisis Hasil:** Hasil klasifikasi dianalisis untuk memahami kinerja model pada berbagai kategori motif batik. Analisis ini mencakup identifikasi gambar yang salah diklasifikasikan dan pemahaman pola kesalahan.
- **Rekomendasi Model Terbaik:** Model terbaik dipilih berdasarkan kinerjanya dalam mengklasifikasikan gambar motif batik. Rekomendasi diberikan untuk perbaikan model di masa depan.

C. Hasil Experiment

Feature	Convolutional Model 1	Convolutional Model 2 (with Augmentation + less batch size)	Transfer Learning Model (MobileNetV2)	Transfer Learning Model (MobileNetV2) with Dropout and Batch Normalization	Transfer Learning Model (MobileNetV2) with Dropout and Batch Normalization and Regularization	Transfer Learning Model (EfficientNetB2)	Transfer Learning Model (EfficientNetB2) with less batch size and augmentation	Transfer Learning Model (EfficientNetB2) with less batch size and augmentation (more zoom)
Model Type	Custom CNN	Custom CNN	Pre-trained MobileNetV2 + Custom Layers	Pre-trained MobileNetV2 + Custom Layers	Pre-trained MobileNetV2 + Custom Layers	Pre-trained EfficientNetB2 + Custom Layers	Pre-trained EfficientNetB2 + Custom Layers	Pre-trained EfficientNetB2 + Custom Layers
Base Model	N/A	N/A	MobileNetV2 (ImageNet weights)	MobileNetV2 (ImageNet weights)	MobileNetV2 (ImageNet weights)	EfficientNetB2 (ImageNet weights)	EfficientNetB2 (ImageNet weights)	EfficientNetB2 (ImageNet weights)
Trainable Base	N/A	N/A	No (base model is frozen)	No (base model is frozen)	No (base model is frozen)	No (base model is frozen)	Partially (last 20 layers unfrozen)	Partially (last 20 layers unfrozen)
Batch size	32	15	32	32	32	32	5	5
Layers	Conv2D, MaxPooling2D, Flatten, Dense	Conv2D, MaxPooling2D, Flatten, Dense	Flatten, Dense	Flatten, Dense, Batch Normalization, Dropout, Dense	GlobalAveragePooling2D, Dense, Batch Normalization, Dropout, Dense	GlobalAveragePooling2D, Dense, Batch Normalization, Dropout, Dense	GlobalAveragePooling2D, Dense, Batch Normalization, Dropout, Dense	GlobalAveragePooling2D, Dense, Batch Normalization, Dropout, Dense
Conv2D Layers	4 layers (32, 64, 128, 256 filters)	4 layers (32, 64, 128, 256 filters)	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Dense Layers	2 layers (512 units, 3 units)	2 layers (512 units, 3 units)	2 layers (512 units, 3 units)	2 layers (512 units, 3 units)	2 layers (512 units, 3 units)	2 layers (512 units, 3 units)	2 layers (512 units, 3 units)	2 layers (512 units, 3 units)
Batch Normalization Layer	N/A	N/A	N/A	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Dropout Layer	N/A	N/A	N/A	Yes (0.5)	Yes (0.5)	Yes (0.5)	Yes (0.5)	Yes (0.5)
Regularization	N/A	N/A	N/A	N/A	Yes (L2 regularization with l2(0.01))	Yes (L2 regularization with l2(0.01))	Yes (L2 regularization with l2(0.01))	Yes (L2 regularization with l2(0.01))
Activation Functions	ReLU, Softmax	ReLU, Softmax	ReLU, Softmax	ReLU, Softmax	ReLU, Softmax	ReLU, Softmax	ReLU, Softmax	ReLU, Softmax
Optimizer	Adam	Adam	Adam (learning rate = 1e-4)	Adam (learning rate = 1e-4)	Adam (learning rate = 1e-3)	Adam (learning rate = 1e-3)	Adam (learning rate = 1e-3)	Adam (learning rate = 1e-3)
Loss Function	Categorical Crossentropy	Categorical Crossentropy	Categorical Crossentropy	Categorical Crossentropy	Categorical Crossentropy	Categorical Crossentropy	Categorical Crossentropy	Categorical Crossentropy
Metrics	Accuracy	Accuracy	Accuracy	Accuracy	Accuracy	Accuracy	Accuracy	Accuracy
Epochs	100	100	100	100	100	100	100	100
Early Stopping	Yes (monitor='val_loss', patience=10)	Yes (monitor='val_loss', patience=10)	Yes (monitor='val_loss', patience=10)	Yes (monitor='val_loss', patience=10)	Yes (monitor='val_loss', patience=10)	Yes (monitor='val_loss', patience=10)	Yes (monitor='val_loss', patience=10)	Yes (monitor='val_loss', patience=10)
Data Augmentation	Rescale (1/255)	Rotation, Width/Height Shift, Zoom, Horizontal Flip, Shear, Fill Mode, Rescale	Rescale (1/255)	Rescale (1/255)	Rescale (1/255)	Rescale (1/255)	Width (0.2) and Height (0.2) Shift, Zoom (0.3), Rescale	Width (0.2) and Height (0.2) Shift, Zoom (0.5), Rescale
Fit Function Parameters	new_train, epochs=epoch, validation_data=new_valid, callbacks=[early_stopping]	new_train, epochs=epoch, validation_data=new_valid, callbacks=[early_stopping]	new_train, epochs=100, validation_data=new_valid, callbacks=[early_stopping]	new_train, epochs=100, validation_data=new_valid, callbacks=[early_stopping]	new_train, epochs=100, validation_data=new_valid, callbacks=[early_stopping]	new_train, epochs=100, validation_data=new_valid, callbacks=[early_stopping]	new_train, epochs=100, validation_data=new_valid, callbacks=[early_stopping]	new_train, epochs=100, validation_data=new_valid, callbacks=[early_stopping]
Evaluation								
Precision	batik-bali: 0.31 batik-betawi: 0.44 batik-sogan: 0.25	batik-bali: 0.00 batik-betawi: 0.75 batik-sogan: 0.38	batik-bali: 0.43 batik-betawi: 0.38 batik-sogan: 0.00	batik-bali: 0.33 batik-betawi: 0.40 batik-sogan: 0.14	batik-bali: 0.40 batik-betawi: 0.50 batik-sogan: 0.67	batik-bali: 0.00 batik-betawi: 0.35 batik-sogan: 0.00	batik-bali: 0.56 batik-betawi: 1.00 batik-sogan: 0.64	batik-bali: 0.56 batik-betawi: 1.00 batik-sogan: 0.58
Recall	batik-bali: 0.33 batik-betawi: 0.00 batik-sogan: 0.38	batik-bali: 0.00 batik-betawi: 0.33 batik-sogan: 0.89	batik-bali: 0.38 batik-betawi: 0.67 batik-sogan: 0.00	batik-bali: 0.38 batik-betawi: 0.44 batik-sogan: 0.11	batik-bali: 0.50 batik-betawi: 0.56 batik-sogan: 0.44	batik-bali: 0.00 batik-betawi: 1.00 batik-sogan: 0.00	batik-bali: 0.62 batik-betawi: 0.67 batik-sogan: 0.78	batik-bali: 0.62 batik-betawi: 0.56 batik-sogan: 0.78
F1-Score	batik-bali: 0.38 batik-betawi: 0.44 batik-sogan: 0.15	batik-bali: 0.00 batik-betawi: 0.46 batik-sogan: 0.53	batik-bali: 0.40 batik-betawi: 0.48 batik-sogan: 0.00	batik-bali: 0.35 batik-betawi: 0.42 batik-sogan: 0.12	batik-bali: 0.44 batik-betawi: 0.53 batik-sogan: 0.53	batik-bali: 0.00 batik-betawi: 0.51 batik-sogan: 0.00	batik-bali: 0.59 batik-betawi: 0.80 batik-sogan: 0.70	batik-bali: 0.59 batik-betawi: 0.71 batik-sogan: 0.67
Accuracy	0.35	0.42	0.35	0.31	0.5	0.35	0.69	0.65
Training and Validation Loss								

D. Analisis Hasil Experiment

a. Model CNN 1

model CNN yang dibuat khusus untuk mengklasifikasikan gambar ke dalam tiga kelas motif batik: batik-bali, batik-betawi, dan batik-sogan. Model ini menggunakan beberapa lapisan konvolusi dan pooling untuk mengekstraksi fitur-fitur visual penting dari gambar.

Struktur Model:

- Lapisan Konvolusi: Model ini memiliki 4 lapisan konvolusi dengan filter bertingkat 32, 64, 128, dan 256. Setiap lapisan konvolusi menggunakan fungsi aktivasi ReLU yang membantu model menangkap non-linearitas dalam data gambar.
- Lapisan MaxPooling: Digunakan setelah setiap lapisan konvolusi untuk mengurangi dimensi fitur dan mengurangi risiko overfitting.
- Lapisan Dense: Terdiri dari dua lapisan dense dengan 512 unit pada lapisan pertama dan 3 unit pada lapisan kedua untuk klasifikasi ke dalam tiga kelas.
- Optimizer: Adam, yang dikenal dengan kecepatan konvergensi yang baik dan efisiensinya dalam mengoptimalkan parameter model.
- Fungsi Kehilangan: Categorical Crossentropy digunakan untuk menghitung error pada klasifikasi multi-kelas.
- Data Augmentation: Dilakukan normalisasi dengan rescale 1./255 untuk mempersiapkan data input yang seragam.

Evaluasi Model:

1. Precision:
 - batik-bali: 0.31
 - batik-betawi: 0.44
 - batik-sogan: 0.25
2. Precision : mengukur proporsi prediksi positif yang benar. Precision untuk batik-bali dan batik-sogan rendah, menunjukkan banyak prediksi salah untuk kedua kelas ini.
3. Recall:
 - batik-bali: 0.33
 - batik-betawi: 0.00
 - batik-sogan: 0.38
4. Recall mengukur seberapa baik model dapat menangkap semua sampel yang benar dari suatu kelas. Nilai recall yang sangat rendah untuk batik-betawi (0.00) menunjukkan bahwa model gagal mengenali gambar dari kelas ini dengan benar.

5. F1-Score:

- batik-bali: 0.38
- batik-betawi: 0.44
- batik-sogan: 0.15

6. F1-Score adalah rata-rata harmonis dari precision dan recall. Nilai yang rendah menunjukkan bahwa model tidak seimbang antara precision dan recall serta tidak cukup baik dalam menangani kelas tertentu, terutama batik-sogan.

7. Accuracy: 0.35

Akurasi keseluruhan sebesar 35% menunjukkan bahwa model hanya mampu mengklasifikasikan sekitar sepertiga dari gambar dengan benar, yang menandakan performa yang jauh di bawah standar untuk aplikasi praktis.

Grafik Training dan Validation Loss:

Grafik menunjukkan penurunan konsisten pada training loss namun peningkatan fluktuatif pada validation loss. Ini adalah indikasi overfitting, di mana model terlalu cocok dengan data pelatihan tetapi gagal dalam generalisasi terhadap data validasi yang tidak terlihat selama pelatihan.

Kesimpulan

Dari hasil evaluasi, dapat disimpulkan bahwa **CNN Model 1** menunjukkan performa yang kurang memadai untuk klasifikasi motif batik. Masalah utama termasuk overfitting, rendahnya recall untuk kelas batik-betawi, dan akurasi keseluruhan yang rendah.

b. Model CNN 2

Model CNN yang lebih kompleks dengan tambahan augmentasi data dan ukuran batch yang lebih kecil. Tujuan dari model ini adalah untuk meningkatkan kinerja klasifikasi dengan memperkenalkan lebih banyak variasi pada data pelatihan dan melakukan pembaruan parameter yang lebih sering.

Struktur Model:

- Lapisan Konvolusi: Model ini memiliki 4 lapisan konvolusi dengan filter bertingkat (32, 64, 128, dan 256). Setiap lapisan menggunakan fungsi aktivasi ReLU yang membantu menangkap pola non-linear dalam data gambar.
- Lapisan MaxPooling: Digunakan setelah setiap lapisan konvolusi untuk mengurangi dimensi fitur dan mengurangi risiko overfitting.
- Lapisan Dense: Terdiri dari dua lapisan dense dengan 512 unit pada lapisan pertama dan 3 unit pada lapisan kedua untuk klasifikasi ke dalam tiga kelas.
- Optimizer: Adam, yang dikenal dengan kecepatan konvergensi yang baik dan efisiensinya dalam mengoptimalkan parameter model.

- Data Augmentation: Melibatkan rotasi, pergeseran lebar/tinggi, zoom, flip horizontal, shear, dan rescale (1./255) untuk memperkaya data pelatihan dan meningkatkan kemampuan generalisasi model.
- Batch Size: Model ini menggunakan batch size yang lebih kecil (15) untuk meningkatkan frekuensi pembaruan parameter selama pelatihan.
- Early Stopping: Diterapkan untuk menghentikan pelatihan ketika tidak ada peningkatan pada 'val_loss' setelah 10 epoch.

Evaluasi Model:

1. Precision:
 - batik-bali: 0.00
 - batik-betawi: 0.75
 - batik-sogan: 0.38
2. Precision mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar. Precision untuk batik-bali adalah 0, yang menunjukkan bahwa model tidak mampu membuat prediksi positif yang benar untuk kelas ini sama sekali. Batik-betawi memiliki precision yang cukup baik, tetapi batik-sogan masih di bawah 0.5.
3. Recall:
 - batik-bali: 0.00
 - batik-betawi: 0.33
 - batik-sogan: 0.89
4. Recall mengukur seberapa baik model dapat menangkap semua sampel yang benar dari suatu kelas. Nilai recall untuk batik-bali adalah 0, menunjukkan bahwa model gagal mengenali gambar dari kelas ini dengan benar. Batik-sogan memiliki recall yang sangat tinggi, menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar gambar dari kelas ini.
5. F1-Score:
 - batik-bali: 0.00
 - batik-betawi: 0.46
 - batik-sogan: 0.53
6. F1-Score adalah rata-rata harmonis dari precision dan recall. Nilai yang rendah pada batik-bali menunjukkan bahwa model tidak mampu menangani kelas ini dengan baik. Batik-betawi dan batik-sogan memiliki nilai F1-Score yang lebih baik, tetapi masih menunjukkan bahwa ada ketidakseimbangan dalam menangani berbagai kelas.
7. Accuracy: 0.42
Akurasi keseluruhan sebesar 42% menunjukkan peningkatan dari model sebelumnya, tetapi masih berada di bawah ambang batas yang

diharapkan untuk aplikasi praktis. Ini menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan dengan benar lebih dari sepertiga gambar, tetapi masih perlu perbaikan.

Grafik Training dan Validation Loss:

Grafik menunjukkan penurunan training loss yang konsisten sementara validation loss cenderung fluktuatif dan meningkat setelah beberapa epoch. Ini menunjukkan adanya indikasi overfitting di mana model belajar terlalu banyak detail dari data pelatihan tetapi gagal dalam generalisasi terhadap data validasi yang tidak terlihat selama pelatihan.

Kesimpulan

Dari hasil evaluasi, dapat disimpulkan bahwa **CNN Model 2** menunjukkan peningkatan dalam beberapa metrik kinerja dibandingkan dengan model sebelumnya, terutama pada kelas batik-betawi dan batik-sogan. Namun, model ini masih memiliki masalah utama seperti overfitting dan ketidakseimbangan dalam mengenali berbagai kelas, terutama batik-bali.

c. Transfer Learning Model (MobileNetV2)

Transfer Learning Model ini menggunakan MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet sebagai base model. Base model ini digunakan untuk mengekstraksi fitur yang sudah dilatih pada data skala besar, yang kemudian diterapkan pada data batik. Lapisan tambahan (custom layers) digunakan untuk klasifikasi akhir terhadap tiga kelas motif batik: batik-bali, batik-betawi, dan batik-sogan.

Struktur Model:

- Model Dasar: MobileNetV2 dengan bobot dari ImageNet. Base model ini dibekukan (frozen), artinya tidak akan di-train ulang untuk menjaga fitur yang telah dipelajari sebelumnya.
- Lapisan Tambahan: Terdiri dari dua lapisan dense (512 unit dan 3 unit) setelah lapisan flatten.
- Optimizer: Adam dengan learning rate yang lebih rendah ($1e-4$) untuk menghindari pembaruan parameter yang terlalu cepat, yang bisa menyebabkan kehilangan informasi penting dari model dasar.
- Data Augmentation: Hanya dilakukan rescale ($1./255$) untuk normalisasi data.
- Batch Size: 32, yang merupakan ukuran batch standar untuk training yang efektif tanpa membutuhkan terlalu banyak memori.
- Early Stopping: Diterapkan untuk menghentikan pelatihan jika tidak ada peningkatan pada 'val_loss' setelah 10 epoch.

Evaluasi Model:

1. Precision:
 - batik-bali: 0.43
 - batik-betawi: 0.38
 - batik-sogan: 0.00
2. Precision mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar. Batik-bali memiliki precision yang lebih baik dibandingkan dengan model sebelumnya, sementara batik-betawi menunjukkan performa yang moderat. Precision untuk batik-sogan adalah 0, menunjukkan bahwa model tidak mampu mengenali kelas ini sama sekali.
3. Recall:
 - batik-bali: 0.38
 - batik-betawi: 0.67
 - batik-sogan: 0.00
4. Recall mengukur seberapa baik model dapat menangkap semua sampel yang benar dari suatu kelas. Recall yang tinggi pada batik-betawi menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar gambar dari kelas ini, tetapi gagal pada batik-sogan.
5. F1-Score:
 - batik-bali: 0.40
 - batik-betawi: 0.48
 - batik-sogan: 0.00
6. F1-Score adalah rata-rata harmonis dari precision dan recall. Nilai F1-Score yang lebih baik pada batik-bali dan batik-betawi menunjukkan bahwa model ini lebih seimbang dalam menangani dua kelas tersebut. Namun, batik-sogan masih tidak terdeteksi dengan baik oleh model.
7. Accuracy: 0.35

Akurasi keseluruhan sebesar 35% menunjukkan bahwa model ini tidak menunjukkan peningkatan signifikan dari model sebelumnya. Ini berarti bahwa hanya sekitar 35% dari gambar yang berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model.

Grafik Training dan Validation Loss:

Grafik menunjukkan penurunan yang signifikan pada training loss sementara validation loss tetap tinggi dan menunjukkan pola peningkatan yang stabil. Hal ini mengindikasikan bahwa model mengalami overfitting di mana model terlalu cocok dengan data pelatihan tetapi gagal dalam generalisasi terhadap data validasi.

Kesimpulan

Dari hasil evaluasi dan analisis kode, dapat disimpulkan bahwa **Transfer Learning Model (MobileNetV2)** menunjukkan beberapa peningkatan dalam metrik kinerja, terutama pada precision dan recall untuk kelas batik-bali dan batik-betawi. Namun, model ini masih menghadapi tantangan besar dalam mengenali batik-sogan, yang mengindikasikan perlunya lebih banyak data atau augmentasi data yang lebih kuat.

d. Transfer Learning Model (MobileNetV2) with Dropout and Batch Normalization

Transfer Learning Model ini menggunakan MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet sebagai base model. MobileNetV2 adalah model yang efisien dan ringan untuk ekstraksi fitur dari gambar. Pada model ini, lapisan tambahan yang digunakan mencakup dropout dan batch normalization, yang bertujuan untuk meningkatkan stabilitas pelatihan dan kemampuan generalisasi model.

Fitur Utama:

- Model Dasar: MobileNetV2 dengan bobot dari ImageNet. Model dasar ini dibekukan (frozen) untuk mempertahankan pengetahuan yang diperoleh dari pelatihan pada dataset besar dan umum seperti ImageNet.
- Lapisan Tambahan: Model ini menambahkan lapisan dense, batch normalization, dan dropout untuk klasifikasi gambar ke dalam tiga kelas batik: batik-bali, batik-betawi, dan batik-sogan.
- Optimizer: Adam dengan learning rate yang rendah ($1e-4$) untuk menghindari pembaruan parameter yang terlalu cepat dan kehilangan informasi penting.
- Data Augmentation: Dilakukan normalisasi data dengan rescale ($1./255$) untuk memastikan data input memiliki skala yang seragam.
- Batch Size: 32, yang seimbang antara kebutuhan memori dan kecepatan pelatihan.
- Early Stopping: Diterapkan untuk menghentikan pelatihan ketika tidak ada peningkatan pada 'val_loss' setelah 10 epoch untuk mencegah overfitting.

Evaluasi Model:

1. Precision:
 - batik-bali: 0.33
 - batik-betawi: 0.40
 - batik-sogan: 0.14
2. Precision mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar. Nilai precision untuk batik-betawi lebih tinggi dibandingkan dengan batik-bali dan batik-sogan, menunjukkan model memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengenali batik-betawi.
3. Recall:

- batik-bali: 0.38
 - batik-betawi: 0.44
 - batik-sogan: 0.11
4. Recall mengukur seberapa baik model dapat menangkap semua sampel yang benar dari suatu kelas. Batik-betawi memiliki recall yang lebih baik, namun batik-sogan sangat rendah, menunjukkan bahwa model gagal mengenali banyak gambar dari kelas batik-sogan.
 5. F1-Score:
 - batik-bali: 0.35
 - batik-betawi: 0.42
 - batik-sogan: 0.12
 6. F1-Score adalah rata-rata harmonis dari precision dan recall. Nilai F1-Score yang lebih tinggi pada batik-betawi menunjukkan bahwa model lebih seimbang dalam mengenali dan memprediksi gambar dari kelas ini dibandingkan dengan batik-bali dan batik-sogan.
 7. Accuracy: 0.31

Akurasi keseluruhan sebesar 31% menunjukkan bahwa model ini memiliki kinerja yang cukup rendah, dengan hanya sekitar 31% dari total gambar yang diklasifikasikan dengan benar. Ini mengindikasikan bahwa model masih perlu ditingkatkan untuk dapat diaplikasikan dalam konteks praktis.

Grafik Training dan Validation Loss:

Grafik menunjukkan penurunan yang signifikan pada training loss sementara validation loss menurun lebih lambat dan kemudian tetap stabil. Ini mengindikasikan bahwa model mungkin tidak overfitting, tetapi juga tidak cukup belajar untuk generalisasi yang baik pada data validasi.

Kesimpulan

Dari hasil evaluasi dan analisis kode, dapat disimpulkan bahwa **Transfer Learning Model (MobileNetV2) dengan Dropout dan Batch Normalization** menunjukkan peningkatan dalam beberapa metrik kinerja, terutama dalam menjaga kestabilan pelatihan dan mengurangi overfitting. Namun, model ini masih mengalami kesulitan dalam mengenali batik-sogan, yang mengindikasikan perlunya lebih banyak data atau augmentasi yang lebih kuat untuk kelas ini.

e. Transfer Learning Model (MobileNetV2) with Dropout and Batch Normalization and Regularization

Transfer Learning Model ini menggunakan MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet sebagai base model. Model ini menggunakan lapisan tambahan (custom layers) yang mencakup dropout, batch normalization, dan regularization untuk meningkatkan stabilitas pelatihan dan kemampuan generalisasi model.

Struktur Model:

- **Model Dasar:** MobileNetV2 dengan bobot dari ImageNet. Model dasar ini dibekukan (frozen) untuk mempertahankan pengetahuan yang diperoleh dari pelatihan pada dataset besar seperti ImageNet.
- **Lapisan Tambahan:** Lapisan tambahan terdiri dari GlobalAveragePooling2D, dense, batch normalization, dan dropout yang dirancang untuk meningkatkan klasifikasi gambar ke dalam tiga kelas batik: batik-bali, batik-betawi, dan batik-sogan.
- **Optimizer:** Adam dengan learning rate yang lebih tinggi ($1e-3$) untuk mempercepat proses konvergensi tanpa kehilangan stabilitas.
- **Data Augmentation:** Hanya dilakukan rescale ($1./255$) untuk normalisasi data.
- **Batch Size:** 32, seimbang antara kebutuhan memori dan kecepatan pelatihan.
- **Regularization:** L2 regularization dengan nilai λ 0.01 untuk mencegah overfitting dengan menambah penalti pada bobot yang besar.
- **Early Stopping:** Diterapkan untuk menghentikan pelatihan ketika tidak ada peningkatan pada 'val_loss' setelah 10 epoch, mencegah overfitting.

Evaluasi Model:

1. Precision:
 - batik-bali: 0.40
 - batik-betawi: 0.50
 - batik-sogan: 0.67
2. Precision mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar. Precision untuk batik-sogan menunjukkan peningkatan signifikan, menunjukkan bahwa model ini lebih baik dalam mengidentifikasi batik-sogan dibandingkan dengan model sebelumnya.
3. Recall:
 - batik-bali: 0.50
 - batik-betawi: 0.56
 - batik-sogan: 0.44
4. Recall mengukur seberapa baik model dapat menangkap semua sampel yang benar dari suatu kelas. Nilai recall yang lebih tinggi pada batik-bali dan batik-betawi menunjukkan bahwa model ini dapat mengenali sebagian besar gambar dari kelas tersebut.

5. F1-Score:

- batik-bali: 0.44
- batik-betawi: 0.53
- batik-sogan: 0.53

6. F1-Score adalah rata-rata harmonis dari precision dan recall. Nilai yang lebih tinggi pada semua kelas menunjukkan bahwa model ini lebih seimbang dalam mengenali dan memprediksi gambar dari berbagai kelas batik.

7. Accuracy: 0.50

Akurasi keseluruhan sebesar 50% menunjukkan bahwa model ini berhasil mengklasifikasikan setengah dari gambar dengan benar. Ini menunjukkan peningkatan yang signifikan dari model sebelumnya, yang menunjukkan bahwa penggunaan regularisasi, batch normalization, dan dropout efektif dalam meningkatkan kinerja model.

Grafik Training dan Validation Loss:

Grafik menunjukkan penurunan yang konsisten pada training loss dan validation loss, yang hampir sejajar. Ini menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting dan dapat generalisasi dengan baik pada data yang tidak terlihat sebelumnya.

Kesimpulan

Dari hasil evaluasi dan analisis kode, dapat disimpulkan bahwa **Transfer Learning Model (MobileNetV2) dengan Dropout, Batch Normalization, dan Regularization** menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam metrik kinerja, terutama dalam precision, recall, dan F1-score pada semua kelas. Model ini mampu mengenali gambar dari semua kelas dengan lebih baik dan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik dibandingkan dengan model sebelumnya.

f. Transfer Learning Model (EfficientNetB2)

Transfer Learning Model ini menggunakan EfficientNetB2 yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet sebagai base model. EfficientNetB2 adalah model yang dikenal efisien dan memberikan kinerja tinggi dalam ekstraksi fitur dari gambar. Model ini menggunakan lapisan tambahan (custom layers) yang mencakup dropout, batch normalization, dan regularization untuk meningkatkan stabilitas pelatihan dan kemampuan generalisasi.

Struktur Model:

- Model Dasar: EfficientNetB2 dengan bobot dari ImageNet. Model dasar ini dibekukan (frozen) untuk mempertahankan pengetahuan yang diperoleh dari pelatihan pada dataset besar dan umum seperti ImageNet.

- Lapisan Tambahan: Lapisan tambahan terdiri dari GlobalAveragePooling2D, dense, batch normalization, dan dropout untuk klasifikasi gambar ke dalam tiga kelas batik: batik-bali, batik-betawi, dan batik-sogan.
- Optimizer: Adam dengan learning rate yang lebih tinggi ($1e-3$) untuk mempercepat proses konvergensi tanpa kehilangan stabilitas.
- Data Augmentation: Hanya dilakukan rescale ($1./255$) untuk normalisasi data.
- Batch Size: 32, seimbang antara kebutuhan memori dan kecepatan pelatihan.
- Regularization: L2 regularization dengan nilai λ 0.01 untuk mencegah overfitting dengan menambah penalti pada bobot yang besar.
- Early Stopping: Diterapkan untuk menghentikan pelatihan ketika tidak ada peningkatan pada 'val_loss' setelah 10 epoch untuk mencegah overfitting.

Evaluasi Model:

1. Precision:
 - batik-bali: 0.00
 - batik-betawi: 0.35
 - batik-sogan: 0.00
2. Precision mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar. Precision untuk batik-sogan dan batik-bali sangat rendah, menunjukkan bahwa model tidak mampu membuat prediksi positif yang benar untuk kedua kelas ini. Batik-betawi memiliki precision yang lebih baik tetapi masih jauh dari ideal.
3. Recall:
 - batik-bali: 0.00
 - batik-betawi: 1.00
 - batik-sogan: 0.00
4. Recall mengukur seberapa baik model dapat menangkap semua sampel yang benar dari suatu kelas. Recall untuk batik-betawi mencapai 1.00, menunjukkan bahwa model mampu mengenali semua gambar dari kelas ini. Namun, batik-bali dan batik-sogan memiliki nilai recall yang sangat rendah, yang menunjukkan bahwa model gagal mengenali gambar dari kelas ini.
5. F1-Score:
 - batik-bali: 0.00
 - batik-betawi: 0.51
 - batik-sogan: 0.00

6. F1-Score adalah rata-rata harmonis dari precision dan recall. Nilai yang sangat rendah untuk batik-bali dan batik-sogan menunjukkan bahwa model ini tidak seimbang dalam mengenali dan memprediksi gambar dari kedua kelas ini. F1-Score yang lebih tinggi untuk batik-betawi menunjukkan performa yang lebih baik pada kelas ini.
7. Accuracy: 0.35
Akurasi keseluruhan sebesar 35% menunjukkan bahwa model ini berhasil mengklasifikasikan sekitar sepertiga dari gambar dengan benar. Ini menunjukkan kinerja yang cukup rendah dan menunjukkan bahwa model memerlukan peningkatan lebih lanjut untuk dapat digunakan dalam aplikasi praktis.

Grafik Training dan Validation Loss:

Grafik menunjukkan penurunan yang konsisten pada training loss dan validation loss. Meskipun demikian, nilai validation loss yang tidak jauh berbeda dari training loss menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting tetapi juga tidak memiliki kemampuan generalisasi yang baik pada data validasi.

Kesimpulan

Dari hasil evaluasi dan analisis kode, dapat disimpulkan bahwa **Transfer Learning Model (EfficientNetB2)** dengan Dropout, Batch Normalization, dan Regularization menunjukkan bahwa meskipun penggunaan teknik regulasi membantu dalam menjaga kestabilan pelatihan, model ini masih mengalami kesulitan dalam mengenali batik-bali dan batik-sogan. Model ini mampu mengenali gambar batik-betawi dengan sangat baik tetapi gagal dalam mengidentifikasi dua kelas lainnya.

g. Transfer Learning Model (EfficientNetB2) with less batch size and augmentation

Transfer Learning Model (EfficientNetB2) dengan Batch Size Kecil dan Augmentasi menggunakan EfficientNetB2 yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet sebagai base model. Model ini menggunakan lapisan tambahan yang mencakup dropout, batch normalization, dan regularization untuk meningkatkan stabilitas pelatihan dan kemampuan generalisasi. Pada model ini, batch size yang lebih kecil digunakan bersama augmentasi data yang lebih kuat untuk meningkatkan variasi data pelatihan dan meningkatkan kinerja model pada data yang tidak terlihat sebelumnya.

Struktur Model:

- Model Dasar: EfficientNetB2 dengan bobot dari ImageNet. Model dasar ini dilatih sebagian, dengan 20 lapisan terakhir yang tidak dibekukan (unfrozen) untuk memungkinkan penyesuaian lebih lanjut pada data pelatihan baru.

- Lapisan Tambahan: Lapisan tambahan terdiri dari GlobalAveragePooling2D, dense, batch normalization, dan dropout untuk klasifikasi gambar ke dalam tiga kelas batik: batik-bali, batik-betawi, dan batik-sogan.
- Optimizer: Adam dengan learning rate yang lebih tinggi ($1e-3$) untuk mempercepat proses konvergensi tanpa kehilangan stabilitas.
- Data Augmentation: Dilakukan augmentasi dengan pergeseran lebar/tinggi sebesar 20%, zoom sebesar 30%, dan normalisasi data dengan rescale ($1./255$).
- Batch Size: 5, yang memungkinkan pembaruan parameter yang lebih sering dan penanganan variasi data yang lebih detail.
- Regularization: L2 regularization dengan nilai lambda 0.01 untuk mencegah overfitting dengan menambah penalti pada bobot yang besar.
- Early Stopping: Diterapkan untuk menghentikan pelatihan ketika tidak ada peningkatan pada 'val_loss' setelah 10 epoch, mencegah overfitting.

Evaluasi Model:

1. Precision:
 - batik-bali: 0.56
 - batik-betawi: 1.00
 - batik-sogan: 0.64
2. Precision mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar. Nilai precision yang tinggi untuk batik-betawi (1.00) menunjukkan bahwa model ini sangat baik dalam mengenali kelas ini dengan benar. Batik-bali dan batik-sogan juga menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam precision.
3. Recall:
 - batik-bali: 0.62
 - batik-betawi: 0.67
 - batik-sogan: 0.78
4. Recall mengukur seberapa baik model dapat menangkap semua sampel yang benar dari suatu kelas. Recall yang lebih tinggi pada batik-sogan dan batik-bali menunjukkan bahwa model ini lebih baik dalam mengenali sebagian besar gambar dari kelas-kelas ini dibandingkan dengan model sebelumnya.
5. F1-Score:
 - batik-bali: 0.59
 - batik-betawi: 0.80
 - batik-sogan: 0.70

6. F1-Score adalah rata-rata harmonis dari precision dan recall. Nilai yang lebih tinggi pada semua kelas menunjukkan bahwa model ini lebih seimbang dalam mengenali dan memprediksi gambar dari berbagai kelas batik.
7. Accuracy: 0.69
Akurasi keseluruhan sebesar 69% menunjukkan bahwa model ini berhasil mengklasifikasikan sekitar dua pertiga dari gambar dengan benar. Ini menunjukkan peningkatan yang signifikan dari model sebelumnya dan mengindikasikan bahwa pendekatan yang digunakan dalam model ini efektif dalam meningkatkan kinerja klasifikasi.

Grafik Training dan Validation Loss:

Grafik menunjukkan penurunan yang konsisten pada training loss dan validation loss, dengan validation loss yang mengikuti pola yang mirip dengan training loss. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik pada data validasi.

Kesimpulan

Dari hasil evaluasi dan analisis kode, dapat disimpulkan bahwa **Transfer Learning Model (EfficientNetB2) dengan Batch Size Lebih Kecil dan Augmentasi** menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam metrik kinerja, terutama dalam precision, recall, dan F1-score pada semua kelas. Model ini mampu mengenali gambar dari semua kelas dengan lebih baik dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik.

h. Transfer Learning Model (EfficientNetB2) with less batch size and augmentation (more zoom)

Transfer Learning Model (EfficientNetB2) dengan Batch Size Kecil dan Augmentasi (Zoom Lebih Besar) menggunakan EfficientNetB2 yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet sebagai base model. Model ini menggunakan lapisan tambahan yang mencakup dropout, batch normalization, dan regularization untuk meningkatkan stabilitas pelatihan dan kemampuan generalisasi. Dengan augmentasi data yang lebih kuat, terutama pada aspek zoom, model ini diharapkan dapat menangkap variasi data yang lebih luas.

Struktur Model:

- Model Dasar: EfficientNetB2 dengan bobot dari ImageNet. Model dasar ini dilatih sebagian, dengan 20 lapisan terakhir yang tidak dibekukan (unfrozen) untuk memungkinkan penyesuaian lebih lanjut pada data pelatihan baru.
- Lapisan Tambahan: Lapisan tambahan terdiri dari GlobalAveragePooling2D, dense, batch normalization, dan dropout untuk klasifikasi gambar ke dalam tiga kelas batik: batik-bali, batik-betawi, dan batik-sogan.

- Optimizer: Adam dengan learning rate yang lebih tinggi ($1e-3$) untuk mempercepat proses konvergensi tanpa kehilangan stabilitas.
- Data Augmentation: Dilakukan augmentasi dengan pergeseran lebar/tinggi sebesar 20%, zoom sebesar 50%, dan normalisasi data dengan rescale ($1./255$).
- Batch Size: 5, yang memungkinkan pembaruan parameter yang lebih sering dan penanganan variasi data yang lebih detail.
- Regularization: L2 regularization dengan nilai λ 0.01 untuk mencegah overfitting dengan menambah penalti pada bobot yang besar.
- Early Stopping: Diterapkan untuk menghentikan pelatihan ketika tidak ada peningkatan pada 'val_loss' setelah 10 epoch, mencegah overfitting.

Evaluasi Model:

1. Precision:
 - batik-bali: 0.56
 - batik-betawi: 1.00
 - batik-sogan: 0.58
2. Precision mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar. Nilai precision yang sangat tinggi untuk batik-betawi menunjukkan bahwa model ini sangat baik dalam mengenali kelas ini dengan benar. Batik-bali dan batik-sogan juga menunjukkan precision yang cukup baik, meskipun masih ada ruang untuk perbaikan.
3. Recall:
 - batik-bali: 0.62
 - batik-betawi: 0.56
 - batik-sogan: 0.78
4. Recall mengukur seberapa baik model dapat menangkap semua sampel yang benar dari suatu kelas. Nilai recall yang tinggi pada batik-sogan dan batik-bali menunjukkan bahwa model ini lebih baik dalam mengenali sebagian besar gambar dari kelas-kelas ini dibandingkan dengan model sebelumnya. Meskipun recall untuk batik-betawi sedikit lebih rendah, model ini masih berhasil mengenali sebagian besar gambar dari kelas ini.
5. F1-Score:
 - batik-bali: 0.59
 - batik-betawi: 0.71
 - batik-sogan: 0.67

6. F1-Score adalah rata-rata harmonis dari precision dan recall. Nilai yang lebih tinggi pada semua kelas menunjukkan bahwa model ini lebih seimbang dalam mengenali dan memprediksi gambar dari berbagai kelas batik, meskipun ada sedikit penurunan pada batik-betawi dibandingkan dengan precision-nya.
7. Accuracy: 0.65
Akurasi keseluruhan sebesar 65% menunjukkan bahwa model ini berhasil mengklasifikasikan sekitar dua pertiga dari gambar dengan benar. Ini menunjukkan peningkatan yang signifikan dari model sebelumnya dan mengindikasikan bahwa pendekatan yang digunakan dalam model ini efektif dalam meningkatkan kinerja klasifikasi.

Grafik Training dan Validation Loss:

Grafik menunjukkan penurunan yang konsisten pada training loss dan validation loss, dengan validation loss yang mengikuti pola yang mirip dengan training loss. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik pada data validasi. Beberapa fluktuasi pada validation loss dapat menunjukkan bahwa model masih bisa ditingkatkan lebih lanjut, terutama dalam menangani variasi data yang lebih kompleks.

Kesimpulan

Dari hasil evaluasi dan analisis kode, dapat disimpulkan bahwa **Transfer Learning Model (EfficientNetB2) dengan Batch Size Kecil dan Augmentasi (Zoom Lebih Besar)** menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam metrik kinerja, terutama dalam precision, recall, dan F1-score pada semua kelas. Model ini mampu mengenali gambar dari semua kelas dengan lebih baik dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik. Penggunaan teknik augmentasi data yang lebih kuat, terutama pada aspek zoom, serta penggunaan batch size yang lebih kecil terbukti efektif dalam meningkatkan kinerja model.

E. Kesimpulan Akhir

setelah melakukan serangkaian experiment dan analisis dalam proyek ini kami menemukan beberapa kesimpulan :

- 1) **Efektivitas Transfer Learning dengan EfficientNetB2** : Penggunaan EfficientNetB2 sebagai model dasar terbukti sangat efektif dalam menangkap fitur gambar yang relevan, meskipun dataset yang digunakan dalam proyek ini terbatas. Model ini mampu mengidentifikasi motif batik dengan cukup baik setelah beberapa lapisan akhir dari model dasar dilatih ulang untuk dataset khusus ini.
- 2) **Pengaruh Augmentasi Data** : Augmentasi data dengan teknik seperti pergeseran lebar/tinggi dan zoom yang lebih besar meningkatkan kinerja model secara signifikan. Ini membantu model dalam menangani variasi gambar yang lebih luas dan meningkatkan kemampuan generalisasi, terutama pada kelas yang sebelumnya sulit dikenali.
- 3) **Signifikansi Penggunaan Batch Size Kecil** : Penggunaan batch size yang lebih kecil memungkinkan model untuk memperbarui parameter lebih sering, yang sangat berguna untuk menangani dataset yang lebih kecil dan bervariasi. Ini membantu model untuk lebih peka terhadap pola-pola kecil dalam data pelatihan.
- 4) **Peningkatan melalui Dropout dan Batch Normalization** : Penggunaan teknik regularisasi seperti dropout dan batch normalization sangat penting untuk mencegah overfitting dan meningkatkan kestabilan pelatihan. Ini memastikan bahwa model tidak hanya belajar dari data pelatihan, tetapi juga mampu menggeneralisasi pola pada data yang tidak terlihat sebelumnya.
- 5) **Keberhasilan dalam Meningkatkan Akurasi Klasifikasi** : Model terakhir menunjukkan peningkatan akurasi klasifikasi hingga 69% setelah dilakukan optimasi melalui augmentasi data dan penyesuaian hyperparameter. Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi strategi yang digunakan efektif dalam meningkatkan kinerja model untuk tugas klasifikasi gambar motif batik.
- 6) **Kinerja Kelas Spesifik** : Model menunjukkan kinerja yang berbeda pada masing-masing kelas batik. Batik-betawi berhasil dikenali dengan sangat baik oleh model, namun batik-bali dan batik-sogan masih membutuhkan lebih banyak data atau augmentasi yang lebih kuat untuk mencapai kinerja yang serupa.

F. Referensi

<https://pyimagesearch.com/2017/12/11/image-classification-with-keras-and-deep-learning/>

https://www.tensorflow.org/tutorials/images/transfer_learning

<https://www.tensorflow.org/hub>

<https://research.google/blog/efficientnet-improving-accuracy-and-efficiency-through-automl-and-model-scaling/>

https://www.tensorflow.org/tutorials/images/data_augmentation

<https://autokeras.com/>

<https://github.com/topics/deep-learning>

