

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Rerajahan Ulap-Ulap merupakan salah satu ekspresi visual khas dalam kebudayaan Hindu Bali yang berfungsi sebagai elemen sakral dalam ritual upacara *mlaspas* (penyucian bangunan suci maupun rumah tinggal). Secara umum, *ulap-ulap* berbentuk selembar kain putih berukuran panjang kurang lebih 20–30 cm dengan lebar sekitar 15–20 cm (Dharmawan & Suryawan, 2020). Pada permukaan kain tersebut digoreskan simbol berupa aksara suci (aksara *nyasa pranawa/modre*) dan ornamen tertentu menggunakan tinta hitam yang sarat makna religius dan filosofis. Pembuatan *ulap-ulap* tidak dilakukan secara sembarangan, melainkan oleh individu yang telah melalui proses penyucian diri dan memiliki otoritas spiritual, seperti Pemangku/Pinandita maupun Pandita, sehingga legitimasi sakralitasnya tetap terjaga dalam praktik keagamaan. Selain berfungsi sebagai simbol perlindungan spiritual, *rerajahan ulap-ulap* juga diyakini memiliki kekuatan metafisik yang berperan sebagai media penolak energi negatif serta penjaga keseimbangan spiritual suatu bangunan atau tempat suci. Dalam tradisi Hindu Bali, *rerajahan* dipahami sebagai gambar atau tulisan simbolik yang mengandung kekuatan religius dan magis yang digunakan sebagai sarana ritual serta penolak bala dalam praktik keagamaan masyarakat Bali (Pendit, 2023). Setiap simbol yang digoreskan pada kain *ulap-ulap* memiliki makna tertentu yang berkaitan dengan konsep kosmologi Hindu Bali, seperti perlindungan dari unsur *bhuta kala*, penyucian ruang, serta harmonisasi hubungan antara manusia, alam, dan Tuhan yang dikenal dalam konsep *Tri Hita Karana* (Simrana et al., 2023).

Di era digital saat ini, perkembangan teknologi *computer vision* dan *deep learning* telah mendorong pemanfaatan citra visual tradisional dalam konteks pengenalan otomatis melalui komputasi, yang sebelumnya terbatas pada interpretasi manual oleh pakar atau seniman. Salah satu masalah utama yang dihadapi adalah pelestarian *rerajahan ulap-ulap* itu sendiri akibat kepercayaan masyarakat bahwa mempelajari *rerajahan* secara mendalam dapat menimbulkan gangguan mental atau kegilaan (Rasna, 2015). Hal ini menyebabkan sedikitnya ahli *rerajahan ulap-ulap* yang mampu menguasai dan memahami simbol-simbol sakral tersebut, sehingga pengetahuan ini semakin berkurang dan berisiko punah. Selain itu, kurangnya kajian ilmiah yang menghubungkan warisan budaya visual seperti *rerajahan ulap-ulap* dengan metode klasifikasi citra otomatis berbasis *deep learning*, khususnya dalam konteks identifikasi pola dan karakter visual yang memiliki nilai simbolik dan religius tinggi. Padahal, pengembangan model klasifikasi semacam ini dapat memperluas aplikasi teknologi pada pelestarian dan analisis budaya visual tradisional.

Salah satu perkembangan penting dalam ranah teknologi *computer vision* dan *deep learning* adalah hadirnya *Convolutional Neural Network* (CNN) (Kolang et al., 2025). CNN merupakan salah satu metode dalam jaringan saraf tiruan yang memanfaatkan beberapa lapisan (*layers*) untuk melakukan proses pembelajaran. Konsep pengembangannya terinspirasi dari mekanisme jaringan saraf pada mamalia dalam memproses persepsi visual. Dalam konteks pengenalan citra, CNN bekerja dengan mempelajari pola-pola yang terdapat pada gambar melalui data pelatihan (*training data*), yang kemudian digunakan sebagai model untuk menghasilkan keluaran yang optimal dalam proses identifikasi atau klasifikasi citra

(Kesiman et al., 2024). Dalam proses klasifikasi, CNN umumnya memerlukan jumlah data pelatihan yang relatif besar agar model dapat mempelajari pola secara optimal. Namun demikian, penerapan berbagai teknik augmentasi data dapat menjadi solusi untuk meningkatkan performa model, khususnya dalam meningkatkan kemampuan generalisasi terhadap citra yang belum pernah diproses sebelumnya. Melalui augmentasi data, variasi pada dataset dapat diperluas secara artifisial sehingga model lebih adaptif dan tidak mudah mengalami *overfitting* (N. P. D. A. S. Dewi et al., 2024).

ResNet50 dan MobileNetV2 adalah dua arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang sering digunakan dalam tugas klasifikasi citra. ResNet50 dengan penggunaan *shortcut connection*, memungkinkan model untuk belajar dari fitur yang lebih kompleks tanpa mengalami masalah *vanishing gradient* (Faturrahman dkk., 2023). Sementara itu, MobileNetV2 merupakan arsitektur CNN yang dirancang untuk mengurangi kebutuhan sumber daya komputasi yang tinggi pada proses *deep learning*, karena metode *deep learning* umumnya memerlukan perangkat dengan kemampuan komputasi yang besar. Arsitektur ini mengoptimalkan penggunaan layer konvolusi sehingga proses komputasi menjadi lebih efisien dibandingkan CNN konvensional. Versi pengembangan dari arsitektur ini, yaitu MobileNetV2, diperkenalkan pada April 2017 dengan menambahkan dua komponen utama, yaitu *linear bottleneck* dan *shortcut connections* antar *bottleneck* untuk meningkatkan efisiensi serta kinerja model (Mudzakir & Arifin, 2022).

Beberapa penelitian terdahulu telah memberikan kontribusi penting dalam pengembangan sistem klasifikasi artefak budaya menggunakan teknologi *Artificial Intelligence*, khususnya dalam domain *Convolutional Neural Network* (CNN).

Penelitian pertama oleh (Mauladi & Hermanto, 2025) mengeksplorasi klasifikasi motif kain jumputan Palembang dengan mengimplementasikan arsitektur ResNet-50. Dalam studi tersebut, peneliti menggunakan 1.000 citra dataset primer yang mencakup lima kelas motif berbeda. Fokus utama penelitian ini adalah menangani karakteristik citra *fine-grained*, di mana perbedaan visual antar kelas sangatlah tipis. Hasilnya menunjukkan bahwa penggunaan mekanisme *skip connection* pada ResNet-50 sangat efektif dalam mengekstraksi fitur kompleks tanpa mengalami degradasi performa, dengan pencapaian akurasi pengujian sebesar 88%. Hal ini memberikan indikasi kuat bahwa arsitektur ResNet-50 memiliki reliabilitas tinggi untuk mengenali pola-pola tradisional yang rumit. Selanjutnya, efektivitas CNN pada objek budaya berbasis ukiran dibahas dalam penelitian (Wardhani et al., 2024). Penelitian ini melakukan klasifikasi pada empat motif ukiran kayu Toraja (Pa'Barre Allo, Pa'Kadang Pao, Pa'Kapu' Baka, dan Pa'Manuk Londong) menggunakan arsitektur CNN kustom. Dengan total 600 citra, penelitian ini menekankan pentingnya teknik augmentasi data untuk memperkaya variasi sampel primer yang terbatas. Temuan penelitian ini sangat impresif dengan capaian akurasi pengujian hingga 98%. Studi ini menggarisbawahi bahwa algoritma pembelajaran mendalam mampu mengenali fitur geometris dan lengkungan khas pada media kayu dengan sangat presisi, yang secara karakteristik memiliki kemiripan dengan garis-garis pada *Rerajahan Ulap-Ulap* Bali.

Sementara itu, Adapun penelitian yang telah dilakukan sebelumnya dengan menerapkan arsitektur MobileNetV2 berbasis *transfer learning* untuk melakukan klasifikasi citra senjata tradisional Jawa Tengah. Dataset yang digunakan terdiri dari lima kelas senjata tradisional dengan total 785 citra. Hasil pengujian menunjukkan

bahwa model mampu mencapai akurasi sebesar 98,64% dengan nilai *loss* sebesar 0,16 (Saputra et al., 2022). Penelitian selanjutnya untuk mengklasifikasikan motif kain Jumputan Palembang. Dataset yang digunakan berjumlah 800 citra yang terdiri dari empat kelas motif. Model kemudian dilatih menggunakan beberapa skenario *optimizer*, yaitu AdamW, Adagrad, Nadam, dan SGD, dengan parameter pelatihan berupa 100 *epoch*, *batch size* 32, dan *learning rate* 0,001. Berdasarkan hasil pengujian, *optimizer* AdamW memberikan performa terbaik dengan akurasi pengujian sebesar 97%, diikuti oleh Nadam sebesar 96%, Adagrad 95%, dan SGD 90%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penggunaan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan *transfer learning* mampu menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi dalam pengenalan motif kain tradisional (Sahpira & Yohannes, 2025). Penelitian lainnya juga mengembangkan sistem klasifikasi motif kain Songket Jinengdalem menggunakan arsitektur MobileNetV2 untuk mendukung pelestarian budaya melalui teknologi pengenalan citra. Dataset yang digunakan terdiri dari beberapa motif Songket khas Bali yang diperoleh langsung dari pengrajin Songket di Desa Jinengdalem. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model MobileNetV2 mampu mencapai tingkat akurasi rata-rata 99,98% pada data pelatihan (Mahendra et al., 2025).

Secara khusus pada ranah budaya Bali, penelitian mengenai pengenalan pola *Ulap-Ulap* telah dirintis oleh (N. L. Y. A. Dewi & Santiyasa, 2021). Penelitian tersebut menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* konvensional dengan bantuan perangkat lunak MATLAB untuk mengidentifikasi pola pada bangunan *Pelinggih* dan *Bale*. Meskipun berhasil mencapai akurasi sebesar 83,33%, penelitian tersebut masih memiliki keterbatasan yang signifikan,

terutama pada jumlah dataset yang sangat minim (hanya 18 citra) dan belum digunakannya metode ekstraksi fitur otomatis seperti yang terdapat pada arsitektur CNN modern.

Beberapa penelitian tersebut menunjukkan bahwa baik ResNet50 maupun MobileNetV2 mampu menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi pada citra budaya Indonesia. Namun, penelitian dengan ResNet50 lebih menekankan pada kemampuan ekstraksi fitur mendalam untuk citra berpola kompleks, sementara MobileNetV2 menonjol dari sisi efisiensi komputasi dengan tetap mempertahankan akurasi yang kompetitif. Meskipun demikian, sebagian besar penelitian tersebut masih menitikberatkan pada penggunaan metode validasi standar (*Simple Split*) dan pencapaian nilai akurasi sebagai indikator utama performa model tanpa menguji reliabilitas model pada distribusi data secara menyeluruh.

Dalam penelitian ini, dataset citra *rerajahan ulap-ulap* memiliki karakteristik khusus, yaitu jumlah data pokok yang terbatas, variasi visual yang tinggi akibat perbedaan bentuk simbol, aksara, serta gaya goresan tangan, dan adanya kemiripan pola antar beberapa jenis *rerajahan ulap-ulap*. Dataset dibentuk melalui proses penggambaran ulang secara manual oleh lima subjek berbeda, dilengkapi dengan variasi skenario pengambilan gambar dan teknik augmentasi citra untuk mensimulasikan kondisi visual nyata. Kondisi ini mencerminkan situasi riil data *rerajahan Bali* sekaligus menghadirkan tantangan bagi arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam proses pembelajaran dan generalisasi, terutama risiko terjadinya *overfitting* akibat fitur geometri yang sangat identik.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini tidak semata-mata bertujuan untuk memperoleh akurasi tertinggi, melainkan untuk menganalisis secara

mendalam perilaku arsitektur CNN dengan kompleksitas yang berbeda melalui pendekatan yang lebih *robust* secara statistik. Eksperimen dilakukan secara komprehensif melalui perbandingan dua arsitektur utama, yaitu MobileNetV2 yang merepresentasikan model efisien, dan ResNet50 yang merepresentasikan model dengan jaringan lebih dalam. Analisis difokuskan pada pengaruh penggunaan berbagai algoritma optimasi, meliputi AdamW, Nadam, dan Adagrad, untuk menemukan mekanisme pembaruan bobot yang paling adaptif terhadap karakteristik unik citra *rerajahan ulap-ulap*.

Evaluasi performa dilakukan menggunakan metode *5 Fold Cross Validation* guna menguji stabilitas dan reliabilitas model pada setiap subset data yang berbeda. Pendekatan ini diperkuat dengan penerapan teknik regulasi seperti *Dropout* guna meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Melalui analisis komparatif yang ditinjau dari metrik akurasi, presisi, *recall*, *learning curve* efisiensi komputasi model, penelitian ini diharapkan dapat memberikan *insight* saintifik yang mendalam dalam pemilihan kombinasi arsitektur CNN dan *optimizer* yang tepat untuk klasifikasi citra budaya Bali, serta membuktikan keandalan model dalam menangani keterbatasan data secara efektif.

1.2. Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah penulis jabarkan di atas maka dapat diidentifikasi masalah-masalah sebagai berikut.

1. Citra *rerajahan ulap-ulap* Bali memiliki sifat sakral sehingga dokumentasi visualnya sangat terbatas. Dataset dalam penelitian ini memiliki keterbatasan yang signifikan, di mana hanya terdapat 5 data

pokok (master data) pada setiap kelasnya. Jumlah yang sangat minim ini menjadi tantangan teknis utama dalam melatih model CNN agar mampu melakukan generalisasi tanpa mengalami *overfitting* yang ekstrem.

2. Dataset memiliki variasi visual yang sangat tinggi karena setiap citra *rerajahan* dihasilkan melalui proses penggambaran manual oleh individu yang berbeda. Perbedaan teknik goresan tangan, ketebalan garis, dan proporsi simbol menciptakan keragaman yang besar dalam kelas yang sama (*intra-class variation*), yang sulit dipelajari model jika hanya mengandalkan sedikit data pokok.
3. Terdapat beberapa jenis *rerajahan* yang memiliki kemiripan struktur visual, penggunaan aksara, dan pola simbol yang sangat identik (*inter-class similarity*). Kondisi ini meningkatkan tingkat kesulitan dalam proses klasifikasi dan berpotensi menyebabkan kesalahan prediksi pada model yang belum teruji stabilitasnya.
4. Meskipun studi komparasi antara arsitektur CNN kompleks dan arsitektur CNN ringan telah banyak dilakukan pada berbagai domain citra budaya lainnya, belum terdapat kajian yang secara khusus menguji perilaku kedua jenis arsitektur tersebut pada citra *rerajahan ulap-ulap* Bali dengan karakteristik jumlah data pokok yang sangat ekstrem terbatas (5 data pokok per kelas). Kekhususan kondisi dataset inilah yang menjadi celah penelitian (*research gap*) yang hendak diisi, mengingat sebagian besar penelitian terdahulu pada domain serupa umumnya masih menggunakan jumlah data primer yang jauh lebih besar sebelum augmentasi, sehingga perilaku model pada kondisi data yang jauh lebih

ekstrem seperti pada penelitian ini belum terpetakan secara memadai. Terdapat kebutuhan untuk menentukan arsitektur mana yang lebih stabil dan efisien dalam mengekstraksi fitur unik *rerajahan ulap-ulap* Bali di bawah kendala jumlah sampel yang minim tersebut.

1.3. Batasan Masalah

Mengingat luasnya bidang penelitian ini maka perlu dilakukan pembatasan masalah agar penelitian dapat dilakukan secara terarah dan tidak meluas, berikut pembatasan masalah dari penelitian ini yaitu :

1. Data citra *rerajahan ulap-ulap* Bali yang digunakan bersumber dari buku referensi berjudul *Makarya Ulap-Ulap Palinggi dan Wewangunan karya* (Dharmawan & Suryawan, 2020), serta dokumentasi visual yang relevan. Dataset ini terbatas pada sembilan jenis *rerajahan ulap-ulap* tertentu, yaitu: *ulap-ulap padmasana, ulap-ulap kamulan, ulap-ulap tugu karang, ulap-ulap bale daja, ulap-ulap bale dangin, ulap-ulap bale delod, ulap-ulap bale dauh, ulap-ulap paon, dan ulap-ulap angkul-angkul*.
2. Dataset primer dibentuk melalui penggambaran ulang secara manual oleh lima orang partisipan berbeda menggunakan spidol permanen di atas media kain putih (20 × 30 cm) untuk menciptakan variasi gaya goresan. Setiap kelas memiliki 5 data pokok (master data) yang kemudian dikembangkan melalui teknik augmentasi citra dan sudut pengambilan gambar.
3. Eksperimen dibagi menjadi dua tahap validasi; tahap eksplorasi menggunakan metode *simple split* (80:20) untuk menentukan *epoch* optimal, dan tahap pengujian stabilitas menggunakan metode *5 fold cross validation*.

4. Jaringan *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan dalam penelitian ini dibatasi pada arsitektur ResNet50 dan MobileNetV2 dengan menerapkan metode *transfer learning* memanfaatkan bobot *pre-trained* dari ImageNet.
5. Parameter pelatihan dibatasi pada penggunaan *learning rate* awal konstan sebesar 0.0001 dan ukuran *batch size* sebesar 32, dengan batas maksimal pelatihan sebesar 100 *epoch*. Penerapan teknik regulasi tambahan dibatasi pada penggunaan *dropout* 0.6. Eksperimen dikembangkan ke dalam enam skenario komparasi yang membandingkan secara spesifik perilaku tiga jenis *optimizer*, yaitu adamw, nadam, dan adagrad, menggunakan metode evaluasi *5 fold cross validation*.
6. Analisis performa dibatasi pada *learning curve* berdasarkan akurasi dan *loss*, *confusion matrix* dengan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* serta efisiensi komputasi berdasarkan dengan *avg train time/epoch (s)*, *total fold time (s)*, *max ram usage (mb)*, *model size (kb)*, *best epoch saved* dan *total epoch*.
7. Penelitian ini hanya berfokus pada aspek teknis klasifikasi citra digital dan tidak membahas aspek spiritual, teologis, maupun makna simbolik *rerajahan* Bali dari sudut pandang antropologi atau budaya.

1.4. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian permasalahan yang telah dijelaskan sebelumnya, maka rumusan masalah dalam penelitian ini dapat disusun sebagai berikut.

1. Bagaimana perbandingan performa klasifikasi citra *rerajahan ulap-ulap* antara arsitektur ResNet50 dan MobileNetV2 ketika dioptimasi menggunakan algoritma adamw, nadam, dan adagrad ditinjau dari metrik akurasi, presisi, *recall*, *f1-score* dan efisiensi komputasi?
2. Bagaimana tingkat stabilitas konvergensi (*learning curve*) dan konsistensi rata-rata performa model antar subset data pada pengujian menggunakan metode *5 fold cross validation*?
3. Arsitektur dan *optimizer* manakah yang menghasilkan kombinasi paling optimal untuk klasifikasi citra *rerajahan ulap-ulap* dengan mempertimbangkan *trade-off* antara nilai akurasi, presisi, *recall*, *f1-score* dan efisiensi komputasi akhir?

1.5. Tujuan Penelitian

Merujuk pada rumusan masalah yang telah dirumuskan, tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Menganalisis perbandingan performa klasifikasi citra *rerajahan ulap-ulap* antara arsitektur ResNet50 dan MobileNetV2 melalui implementasi algoritma optimasi adamw, nadam, dan adagrad dengan parameter penilaian yang terukur berdasarkan metrik akurasi, presisi, *recall*, *f1-score* dan efisiensi komputasi.
2. Mengevaluasi tingkat stabilitas konvergensi model melalui pengamatan grafik *learning curve* serta menguji konsistensi rerata performa model di setiap subset data dengan menerapkan metode pengujian *5 fold cross validation*.

3. Menentukan kombinasi arsitektur dan *optimizer* yang paling optimal untuk klasifikasi citra *rerajahan ulap-ulap* dengan melakukan analisis perbandingan nilai antara nilai akurasi, presisi, *recall*, *f1-score* dan efisiensi komputasi akhir.

1.6. Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari hasil penelitian ini dapat diuraikan oleh penulis sebagai berikut.

1. Manfaat Teoritis

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan ilmu *computer vision* dan *deep learning*, khususnya dalam kajian komparatif arsitektur CNN pada klasifikasi citra budaya. Hasil penelitian ini memberikan pemahaman mengenai hubungan antara kompleksitas arsitektur CNN dan performa klasifikasi pada dataset yang terbatas dan memiliki variasi visual tinggi.

2. Manfaat Praktis

Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam pemilihan arsitektur CNN yang sesuai untuk pengembangan sistem klasifikasi citra budaya, khususnya *rerajahan* Bali. Selain itu, hasil penelitian ini dapat mendukung upaya dokumentasi dan pelestarian budaya Bali melalui pemanfaatan teknologi *deep learning*, serta menjadi dasar pengembangan aplikasi pengenalan citra budaya yang efisien dan akurat.