

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Dalam era digital saat ini, pemanfaatan *Artificial Intelligence* (AI) telah merambah di berbagai bidang, termasuk upaya pelestarian budaya. Sejumlah penelitian terdahulu telah membahas penggunaan AI dalam konteks ini, khususnya dalam pengembangan model untuk mengidentifikasi warisan budaya.

Berangkat dari kebutuhan tersebut, beberapa penelitian telah berfokus pada pengembangan model AI untuk mengenali pakaian yang digunakan dalam tarian tradisional Indonesia. Salah satunya adalah penelitian oleh Herwinsyah dan Jaya pada tahun 2024. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model AI menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan pakaian tradisional berdasarkan jenis tarian yang dikenakan. Penelitian ini menggunakan dataset berjumlah 2.100 citra pakaian tradisional yang di kategorikan ke dalam 3 jenis tarian: Tari Saman dari Aceh, Tari Baksa Kembang dari Kalimantan Selatan, dan Tari Jaipong dari Jawa Barat. Dataset tersebut di bagi menjadi 80% *training set* dan 20% *test set*. Model dievaluasi menggunakan *confusion matrix* dan mencapai tingkat akurasi sebesar 79,34% pada data validasi serta 90% pada pengujian dengan 10 gambar baru. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa CNN memiliki potensi yang baik dalam mengklasifikasikan pakaian tarian tradisional Indonesia, meskipun akurasinya masih dapat ditingkatkan dengan penambahan dataset dan optimasi model [7].

Penelitian lainnya yang dilakukan oleh Nawaz dkk. Pada tahun 2018 juga membahas klasifikasi pakaian tradisional menggunakan CNN. Penelitian ini berfokus pada lima jenis pakaian tradisional Bangladesh, yaitu Fatua, Salwar Kamiz, Lungi, Panjabi, dan Saree. Dataset yang digunakan terdiri dari 1.933 gambar, yang kemudian dibagi menjadi 80% untuk *training set* (1.494), dan 20% untuk *testing set* (389 gambar). Penelitian ini membagi prosesnya menjadi dua tahap utama, yaitu pengumpulan dan *preprocessing* gambar menggunakan teknik *web scraping* serta klasifikasi pakaian tradisional dengan model CNN berbasis GoogLeNet Inception. Model yang dikembangkan diuji menggunakan tiga jenis *optimizer* (SGD, Adam, dan RMSProp), di mana RMSProp menghasilkan akurasi

terbaik sebesar 92,05% pada *training set* dan 89,22% pada *testing set* [8]. Penelitian ini menunjukkan bagaimana pemilihan arsitektur CNN, teknik optimasi model, serta pembagian dataset yang berperan penting dalam meningkatkan akurasi klasifikasi pakaian tradisional, yang dapat menjadi referensi bagi pengembangan sistem pengenalan pakaian tradisional Indonesia dalam penelitian ini.

Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh Schindler dkk. Pada tahun 2018 memperlihatkan jumlah data sampel yang jauh lebih besar dibandingkan penelitian sebelumnya. Dalam penelitiannya, mereka mengembangkan model untuk mengklasifikasikan *fashion* berdasarkan kategori produk serta gender menggunakan CNN dengan berbagai arsitektur, seperti VGG16, VGG19, InceptionV3, serta model CNN *custom*. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang melatih model dari awal, penelitian ini lebih berfokus pada *fine-tuning* model *pre-trained* untuk meningkatkan akurasi. Dataset yang digunakan terdiri dari 234.884 gambar pakaian yang dikategorikan ke dalam 39.474 jenis produk, dengan pembagian 80% untuk *training set* (187.907 gambar) dan 20% untuk *testing set* (46.977 gambar). Untuk evaluasi awal, dataset ini diseleksi lebih lanjut menjadi 23.305 gambar, sebelum diterapkan pada skala yang lebih besar. Model terbaik yang dikembangkan, yaitu *fine-tuned* InceptionV3, berhasil mencapai akurasi 79,4% pada dataset skala kecil dan 86,3% pada dataset skala besar [9].

Penelitian ke empat yang dilakukan oleh Shin dkk. Pada tahun 2023 juga memperlihatkan data yang cukup besar dengan total 60.000 jumlah gambar yang dibagi menjadi 80% *training set* (48.000) dan 20% *validation set* (12.000). Dalam penelitian ini, mereka mengembangkan model untuk mengklasifikasikan *fashion* dengan menggunakan teknik CNN dengan berbagai arsitektur seperti *Custom CNN*, LeNet, LSTM, dan BiLSTM. Berbeda dengan penelitian sebelumnya, penelitian ini berfokus pada optimalisasi struktur model CNN dan penggunaan algoritma pembaruan *learning rate* dinamis untuk meningkatkan akurasi klasifikasi dan mengurangi waktu pelatihan. Pada model *Custom CNN*, mereka menggunakan fungsi aktivasi ReLu, Dropout (0.25 – 0.5) untuk mencegah *overfitting*, dan juga *softmax* untuk klasifikasi akhir. Dari beberapa model yang digunakan, *custom CNN* memiliki akurasi yang paling tertinggi yaitu mencapai 92.87% dengan *loss* 0.20. Perbedaan dari penelitian di atas dan penelitian yang dilakukan saat ini yaitu

convolusi yang dilakukan penelitian sebelumnya ada 4 kali *convolusi* sedangkan penelitian sekarang hanya menggunakan 2 kali *convolusi* [10].

Penelitian berikutnya yang dilakukan oleh Ding dkk. Pada tahun 2023 juga membahas klasifikasi pakaian tradisional suku *She* dari berbagai daerah di China dengan menggunakan teknik CNN. Penelitian ini berfokus pada 5 jenis pakaian tradisional etnis *She*, yaitu *Jingning*, *Fu'an*, *Luoyuan*, *Xiapu*, dan *Fuding*. Berbeda dari penelitian sebelumnya yang memiliki ribuan dataset, pada penelitian ini hanya memiliki 370 gambar dataset yang dibagi menjadi 80% *training set* (296 gambar) dan 20% *test set* (74 gambar). Penelitian ini berfokus untuk mengembangkan metode otomatis untuk mengenali dan mengklasifikasikan pakaian dengan fokus pada fitur warna dengan menggunakan kombinasi algoritma FPA dan CNN. Pada model CNN yang mereka gunakan, mereka menggunakan 5 kali *convolusi* dengan menggunakan 2 fungsi *aktivasi* yaitu *ReLU* dan *Sigmoid*. Mereka juga menggunakan 3 *layers* *Max Pooling* dengan fungsi menurunkan resolusi dan mencegah *overfitting*. Evaluasi tes pada penelitian ini membuktikan bahwa metode FPA-CNN yang digunakan sangat efektif dalam mengklasifikasikan pakaian tradisional suku *She* dengan akurasi yang tinggi yaitu 98,38% berkat dari penggabungan fitur warna yang dioptimalkan [11].

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Aditya dkk. Pada tahun 2023 yang meneliti klasifikasi gambar pakaian (*FashionMNIST*) dengan menggunakan CNN. Penelitian ini berfokus pada 10 kelas pakaian yaitu *T-shirt/top*, *trouser*, *pullover*, *dress*, *coat*, *sandal*, *shirt*, *sneaker*, *bag*, dan *ankle boot*. Pada penelitian ini memiliki 60.000 gambar dataset yang di bagi menjadi *training set* 80% (48.000 gambar), *validation set* 20% (12.000 gambar), dan *testing set* menggunakan 10.000 data baru. Model CNN yang digunakan terdiri dari beberapa lapisan *convolutional* yang diikuti dengan *pooling layer* dan diakhiri dengan *fully connected layer*. Untuk mengurangi *overfitting*, digunakan teknik regularisasi seperti *dropout* pada beberapa layer tertentu. Fungsi aktivasi *ReLU* yang digunakan pada layer tersembunyi, sedangkan *softmax* digunakan pada layer *output* untuk menghasilkan klasifikasi ke dalam 10 kelas. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model ini mampu mencapai akurasi yang cukup tinggi dalam mengklasifikasikan gambar pakaian dari dataset *FashionMNIST* [12].

Berbeda dengan penelitian-penelitian sebelumnya yang umumnya hanya mengklasifikasikan pakaian berdasarkan beberapa kategori terbatas seperti jenis tarian atau kelompok *fashion* umum, penelitian ini mengembangkan model klasifikasi untuk 14 kelas pakaian tradisional dari berbagai daerah di Sulawesi. Dataset yang digunakan berjumlah 1.880 gambar, yang dikategorikan ke dalam kelas seperti Banian (Mongondow), Biliu (Gorontalo), Bodo (Bugis), Dolomani (Buton), Kabasaran (Minahasa), Kaboroko (Buton), Koje (Kaili), Lambu Mori (Muna), Makuta (Gorontalo), Pokko (Toraja), Seppa Talung (Toraja), Tonaas Wangko (Minahasa), Walian Wangko (Minahasa), Jas Tutu (Bugis). Selain itu, jika beberapa penelitian terdahulu menggunakan *Module* seperti *TensorFlow* atau dari sumber lain, penelitian ini secara spesifik mengimplementasikan pelatihan model menggunakan *PyTorch* dengan pendekatan dari awal (*from scratch*) maupun *transfer learning* pada beberapa arsitektur populer seperti CNN Konvensional, InceptionV3, dan MobileNetV2. Penelitian ini juga menerapkan teknik aktivasi ReLU pada *hidden layers*, serta menggunakan strategi seperti *early stopping* untuk menghindari *overfitting*. Dengan cakupan kelas yang lebih luas, jumlah data yang cukup representatif, serta pengujian komprehensif pada tiga arsitektur yang berbeda, penelitian ini menghadirkan pendekatan yang lebih terintegrasi dan terfokus pada pelestarian budaya lokal melalui klasifikasi visual pakaian tradisional. Untuk memudahkan perbandingan, dibuat tabel yang dapat membandingkan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya. Tabel perbandingan dapat dilihat pada Tabel 2. 1.

Tabel 2. 1 Perbandingan Penelitian

Keterangan	Peneliti					
	Joel Christian Ngongoloy	[7]	[8]	[9]	[10]	[11]
Jumlah Dataset	1.880 gambar	2.100 gambar	1.933 gambar	234.884 gambar	60.000 Gambar	370 Gambar
Pembagian Dataset	80% Training, 10% Validation, 10% Testing;	80% Training, 20% Testing;	80% Training, 20% Testing;	80% Training, 20% Testing;	80% training, 20% testing	80% Training, 20% Testing
Objek Klasifikasi	Pakaian tradisional Sulawesi	Pakaian tari tradisional Indonesia (Tari Saman, Tari Baksa Kembang, Tari Jaipong)	Pakaian tradisional Bangladesh (Fatua, Salwar Kamiz, Lungi, Panjabi, Saree)	Pakaian fashion umum (kategori produk dan gender)	Pakaian fashion umum	Pakaian tradisional etnis She (Jingning, Fu'an, Luoyuan, Xiapu, Fuding)
Preprocessing Data	Resize gambar Normalisasi warna Augmentasi (akan diuji);	Resize gambar, Normalisasi warna;	Web scraping, Resize gambar, Augmentasi (Shear, Zoom, Flipping);	Resize gambar, Augmentasi (Flipping, Shifting, Zoom);	Resize Gambar, Augmentasi, Learning Rate Adjustment	Resize gambar, Fokus fitur warna, Augmentasi

Model AI	InceptionV3, CNN, MobileNetV2;	CNN	GoogLeNet Inception;	VGG16, VGG19, InceptionV3, Custom CNN;	Custom CNN, LeNet, LSTM, BiLSTM	CNN + FPA (Feature Pixel Algorithm)
Optimasi Model	Adam;	-	SGD, Adam, RMSProp (RMSProp terbaik);	Fine-tuning pre- trained model	Dynamic learning rate, Dropout	Penggabungan CNN dengan FPA, Dropout
Evaluasi Model	Confusion matrix, Pengujian dengan gambar baru;	Confusion matrix, Pengujian dengan 10 gambar baru;	Confusion matrix	Confusion matrix	Evaluasi Akurasi & Loss	Evaluasi Akurasi dengan Testing
Tingkat Akurasi	TBD	79,34% (validasi), 90% (uji coba 10 gambar baru);	92,05% (training), 89,22% (testing);	79,4% (skala kecil), 86,3% (skala besar);	92,87% (Custom CNN), Loss 0.20	98,38%