

KLASIFIKASI MOTIF PADA TENUN TRADISIONAL TARUTUNG MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DAN PERANCANGAN VISUAL PRODUCT GUIDE BERBASIS WEBSITE

Rinay Eka Nainggolan, Debi Yandra Niska, Said Iskandar Al Idrus, Kana Saputra S

Ilmu Komputer, Universitas Negeri Medan

Jalan Willem Iskandar, Pasar V Medan Estate, Percut Sei Tuan, Deli Serdang, Sumatera Utara, Indonesia

rinaekanainggolan222@gmail.com

ABSTRAK

Tarutung merupakan salah satu wilayah di Sumatera Utara yang masih aktif dalam melestarikan tradisi tenunnya. Desain kain tenun Tarutung terus berkembang dengan motif yang lebih bervariasi, mencerminkan dinamika budaya yang menggabungkan tradisi dan tren kontemporer. Hasil wawancara yang dilakukan peneliti dengan 25 pemasok songket di Tarutung menunjukkan 72% (18 orang) mengalami kesulitan mengidentifikasi jenis tenun, terutama penjual baru dan *sales promotor* yang perlu menjelaskan detail produk kepada pelanggan. Hasil wawancara juga menunjukkan 80% (20 orang) penjual kesulitan mengetahui kegunaan tenun karena keberagaman yang ada. Pembeli sering bertanya tentang penggunaan yang tepat, seperti untuk pakaian, upacara adat, keagamaan, atau dekorasi, sehingga penjual perlu memberikan informasi yang akurat. Kesulitan membedakan jenis tenun disebabkan oleh kemiripan pola akibat perbedaan satu atau dua lidi dalam proses mamutik (pembuatan motif). Penjual biasanya berdiskusi dengan sesama penjual atau memeriksanya ke pengrajin, yang tentunya memakan waktu lama. Ketidakakuratan informasi dapat mengurangi kepercayaan pelanggan, menurunkan pendapatan, dan mempersulit penentuan harga. Penjual harus memastikan informasi produk akurat untuk menghindari kerugian. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi tenun Tarutung berdasarkan motif menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN), yang diintegrasikan ke dalam sebuah *website* untuk mengidentifikasi jenis kain yang diunggah pengguna. Selain itu, *website* juga menyediakan informasi relevan yang memudahkan akses pengguna ke berbagai fitur yang tersedia. Penelitian ini menghasilkan model CNN dengan akurasi sebesar 94%, *precision* 96%, *recall* 94%, dan *F1-score* 94%.

Kata kunci : Klasifikasi, Tenun Tradisional Tarutung, *Convolutional Neural Network*

1. PENDAHULUAN

Bangsa Indonesia yang kaya akan warisan budaya, terus menjaga dan melestarikan kekayaan tersebut hingga saat ini [1].

Selain dikenal dengan keragaman bahasa daerah, tradisi, tarian, dan pakaian adatnya, Indonesia juga dikenal karena keberagaman kain tenun yang sering digunakan sebagai pakaian adat dari berbagai daerah [2].

Setiap wilayah di Indonesia memiliki keunikan motif kain tenunnya sendiri karena adanya perbedaan budaya, tradisi, jenis pekerjaan, dan letak geografis [3].

Tarutung merupakan salah satu wilayah di Indonesia yang masih aktif dalam melestarikan tradisi tenunnya [4].

Di daerah ini, tenun dimanfaatkan untuk meningkatkan pendapatan dengan cara diperjualbelikan dan juga sebagai *souvenir* untuk menarik perhatian wisatawan. Tenun Tarutung juga merupakan salah satu atribut penting yang digunakan sebagai pelengkap dalam upacara keagamaan dan upacara adat Batak Toba.

Seiring berjalannya waktu, banyak kain tenun Tarutung yang mengalami perubahan desain, sehingga memiliki motif yang lebih bervariasi [5].

Fenomena ini mencerminkan dinamika budaya yang terus berkembang, di mana warisan tradisional terjalin erat dengan tren kontemporer.

Berdasarkan wawancara yang dilakukan oleh peneliti terhadap 25 pemasok songket di Tarutung, ditemukan bahwa sebanyak 18 orang (72%) mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi jenis tenun tertentu. Permasalahan ini pun semakin signifikan bagi penjual yang baru memasuki pasar dan bagi pekerja, seperti *sales promotor*, yang membantu pemasok mempromosikan produk secara langsung kepada pelanggan.

Adapun salah satu alasan mengapa mereka sulit membedakan jenis tenun adalah karena adanya kemiripan pola pada beberapa jenis kain, yang disebabkan oleh perbedaan penggunaan satu atau dua lidi dalam proses mamutik (pembuatan motif). Untuk mengatasi kesulitan tersebut, biasanya penjual saling berdiskusi dengan sesama penjual dan memeriksa kepada pengrajin tenun yang tentunya memakan waktu yang cukup lama.

Berdasarkan hasil wawancara, ditemukan juga bahwa 20 orang (80%) dari mereka mengalami kesulitan untuk mengetahui kegunaan tenun karena keberagaman yang ada. Beberapa pembeli sering menanyakan tentang penggunaan yang sesuai untuk tenun yang mereka butuhkan, baik untuk pakaian sehari-hari, upacara adat, upacara keagamaan, atau

dekorasi rumah. Baik penjual tenun maupun *sales promotor* menghadapi tingkat kesulitan yang cukup tinggi dalam mengidentifikasi jenis tenun serta memahami kegunaannya, sesuai hasil diskusi dan observasi yang dilakukan.

Salah satu narasumber menyatakan bahwa ketidakakuratan informasi sering kali menjadi penyebab utama pelanggan enggan membeli, yang berujung pada menurunnya pendapatan para penjual. Kesulitan dalam identifikasi ini dapat mempengaruhi penentuan harga jual dan menurunkan tingkat kepercayaan pelanggan. Jika informasi yang diberikan kepada pembeli tidak akurat, mereka mungkin akan memilih untuk tidak melakukan pembelian, sehingga penjual mengalami kerugian. Penting bagi penjual untuk memastikan bahwa informasi mengenai penggunaan produk tersebut akurat, karena penggunaannya tidak boleh sembarangan.

Untuk menanggapi situasi tersebut, penerapan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat memberikan kontribusi signifikan dalam evaluasi di atas. CNN merupakan jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang sangat efektif dalam tugas pengolahan citra, termasuk klasifikasi objek [6].

CNN dirancang khusus untuk menangani data spasial seperti gambar dan memiliki keunggulan dalam mempertahankan struktur spasial dan pola yang ada pada gambar [7].

Rancang bangun aplikasi *Visual Product Guide* berbasis *website* juga diperlukan sebagai alternatif dalam mengatasi tantangan di atas. Aplikasi ini dirancang untuk menyediakan informasi konfigurasi kebutuhan produk yang mendeskripsikan spesifikasi pola dan kegunaan produk. Oleh karena itu, aplikasi ini mampu memberikan informasi yang lebih sesuai dengan kebutuhan pembeli. Keseluruhan solusi ini bertujuan untuk menyediakan fasilitas yang lebih baik dalam memberikan panduan produk secara visual dan mendukung keputusan pembelian yang lebih baik sesuai dengan kebutuhan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Identifikasi Jenis Tenun Tradisional Tarutung

Tarutung merupakan salah satu wilayah di Sumatera Utara yang dikenal karena kain tenunnya. Tenun Tarutung dibuat secara tradisional menggunakan alat tenun tangan. Kain tenun ini diproduksi dengan berbagai motif dan tentu saja memiliki beragam harga, tergantung pada Tingkat kesulitan dan variasi motif yang terdapat dalam tenunan tangan tersebut.



Bintang
Maratur

Bintang
Toraja

Harungguan

Iccor
Moror



Gambar 1. Jenis tenun tradisional tarutung

2.2. Machine Learning

Machine Learning adalah serangkaian teknik yang digunakan untuk mengelola dan menghasilkan prediksi dari kumpulan data dengan menerapkan algoritma pembelajaran untuk merepresentasikan pola-pola dalam data tersebut. Dengan *machine learning*, komputer dapat belajar secara otomatis dari data yang diberikan tanpa memerlukan bantuan eksternal [8].

Seiring dengan peningkatan jumlah data pelatihan, algoritma akan menyesuaikan diri untuk meningkatkan kinerjanya. Sistem *machine learning* bisa dikelompokkan menjadi tiga kategori berdasarkan jenis dan jumlah pengawasannya selama pelatihan, yaitu: *supervised learning*, *unsupervised learning*, dan *semi-supervised learning*.

2.3. Deep Learning

Deep learning adalah teknik *machine learning* yang menggunakan arsitektur jaringan saraf tiruan dengan banyak lapisan untuk mempelajari representasi data yang kompleks secara terstruktur. *Deep learning* dimanfaatkan untuk melakukan klasifikasi gambar, teks, atau suara dengan akurasi yang tinggi, bahkan bisa melampaui kemampuan manusia dalam beberapa kasus. Untuk mengembangkan model *deep learning*, diperlukan kumpulan data yang besar serta arsitektur jaringan saraf yang kompleks dengan banyak lapisan [9].

2.4. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah disiplin ilmu yang mempelajari cara meningkatkan kualitas gambar, seperti meningkatkan kontras, mengubah warna, dan melakukan restorasi citra [10].

Citra digital merupakan sebuah kumpulan nilai-nilai, baik real maupun kompleks, yang disusun dalam bentuk larik atau *array* dan direpresentasikan menggunakan rangkaian bit tertentu.

Format citra berwarna sering disebut sebagai citra RGB (*red-green-blue*). Setiap warna dasar

memiliki intensitasnya sendiri dengan nilai maksimum sebesar 255 atau setara dengan 8 bit.

2.5. Convolutional Neural Network (CNN)

CNN adalah jaringan saraf *multi-layered* dengan struktur yang dirancang khusus untuk mengekstraksi fitur-fitur data yang semakin kompleks dari setiap lapisan, sehingga dapat menghasilkan *output* yang akurat dan sesuai dengan input yang diberikan [11].

CNN menggunakan lapisan konvolusi dan terdiri dari dua tahap pemrosesan, yaitu *feature learning* dan *classification*.

Arsitektur *Xception (Extreme Inception)* adalah model CNN yang dikembangkan oleh peneliti Google, François Chollet, dan diperkenalkan pada tahun 2016. *Xception* merupakan penyempurnaan dari arsitektur *Inception* yang digunakan pada model GoogleNet, namun mengusung konsep yang lebih efisien dalam hal *depthwise separable convolutions* (teknik yang membagi proses konvolusi menjadi dua tahap) [12].

2.6. Evaluasi Model

Confusion matrix adalah metode evaluasi yang digunakan untuk menilai kinerja klasifikasi pada berbagai kombinasi *tuple* dan kelas.

Tabel 1. Confusion Matrix

		Nilai Aktual	
		Positif	Negatif
Nilai Prediksi	Positif	True Positif	False Positif
	Negatif	False Negatif	True Negatif

Pada Tabel 1 menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas dalam *dataset*. *Confusion matrix* memiliki beberapa metrik penilaian, termasuk *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

Precision adalah perhitungan rasio antara jumlah prediksi *True-Positif* dengan total hasil prediksi yang positif.

$$precision = \frac{True\ Positif}{(True\ Positif + False\ Positif)} \quad (1)$$

Recall menghitung rasio antara *True-Positif* (TP) dengan jumlah keseluruhan data yang seharusnya positif, yaitu *True-Positif* (TP) ditambah *False-Negative* (FN).

$$recall = \frac{True\ Positif}{(True\ Positif + False\ Negatif)} \quad (2)$$

F1-score menggabungkan harmonik rata-rata dari *precision* dan *recall*, dan berguna dalam menangani situasi apabila ada data yang tidak seimbang. *F1-score* dianggap sebagai *matrix* yang baik karena memperhitungkan dengan seimbang prediksi yang benar dan salah.

$$F1 - score = 2x \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

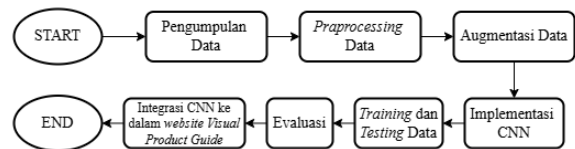
2.7. Website

Website merupakan serangkaian halaman-halaman situs yang tergabung dalam sebuah domain atau subdomain yang berlokasi di dalam *world wide web* (www) di internet. Halaman web merupakan dokumen yang dibuat menggunakan format HTML (*Hyper Text Markup Language*) yang dapat diakses melalui protokol HTTP. Protokol HTTP mengirimkan informasi dari server website untuk ditampilkan kepada pengguna melalui peramban web.

Untuk membangun sebuah halaman situs web, dibutuhkan berbagai bahasa pemrograman skrip. Bahasa pemrograman skrip tersebut mencakup: HTML (*Hyper Text Markup Language*), CSS, dan JavaScript.

3. METODE PENELITIAN

Proses penelitian untuk mengklasifikasikan jenis tenun tradisional Tarutung dengan menggunakan algoritma CNN akan mengikuti langkah-langkah yang tertera dalam diagram alur kerja berikut.



Gambar 2. Tahapan penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Dataset diperoleh dari data primer yang diambil secara langsung oleh peneliti. Citra yang dipakai berupa images dengan format JPG dimana data diperoleh dengan mengambil langsung citra menggunakan kamera *smartphone* OPPO A57 berbasis *android*. Gambar yang diambil menunjukkan seluruh atau setengah bagian dari kain tenunan.

3.2. Praprocessing Data

Praprocessing dilakukan untuk pembagian dataset menjadi 3 kategori yaitu *training*, *validation*, dan *test*, dengan persentase 80% untuk *training*, 10% untuk *validation* dan 10% untuk *testing*. Jumlah sampel yang digunakan berjumlah 1400 images untuk tenun. Untuk menangani gambar yang bukan tenun Tarutung, peneliti menambahkan kelas baru pada *dataset* model CNN, yaitu “Bukan Tenun” yang memungkinkan model dapat membedakannya.

Total *dataset* menjadi 1.500 images, dimana 1200 images digunakan untuk data *training* dan 300 images digunakan untuk data *validation* dan *testing*. Setiap gambar akan diresolusi menjadi 224 x 224 piksel dengan jumlah *channels* atau kanal warna dalam gambar adalah 3 untuk RGB, sehingga bernilai 224 x 224 x 3.

3.3. Augmentasi Data

Augmentasi data adalah teknik yang sangat berguna untuk mengurangi risiko *overfitting* pada CNN, terutama ketika jumlah sampel pelatihan

terbatas. Teknik ini melibatkan pemrosesan data latih dengan berbagai transformasi sebelum data tersebut digunakan untuk melatih model. Augmentasi data melibatkan teknik seperti rotasi, pembalikan *horizontal* maupun *vertical*, *zoom in*, *zoom out*, pergeseran, perubahan warna, *crop*, dan masih banyak lagi.

3.4. Implementasi CNN

Implementasi CNN dalam penelitian ini menggunakan arsitektur Xception yang memiliki tiga bagian utama dalam arsitekturnya (*Entry flow*, *Middle flow*, dan *Exit flow*). Pada *Entry flow*, citra input diterima oleh model, yang kemudian diproses pada *Middle flow* menggunakan *Separable Convolution*, yakni varian dari *Depthwise Separable Convolution*. Setiap layer konvolusi dan *fully connected* menggunakan fungsi aktivasi ReLU. Pada tahap akhir, diterapkan metode *Logistic Regression* untuk klasifikasi. Di bagian *Exit flow*, model Xception dimodifikasi dengan *Transfer Learning* melalui pembuatan *custom head*.

3.5. Training dan Testing Data

Training adalah proses melatih model menggunakan *dataset* yang sudah diproses. Setelah proses training selesai, langkah selanjutnya adalah menguji model menggunakan *dataset testing* terpisah. *Dataset* pengujian ini terdiri dari data yang belum pernah dilihat oleh model selama proses pelatihan. Hal ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model secara objektif dan memastikan model dapat melakukan generalisasi dengan baik pada data baru.

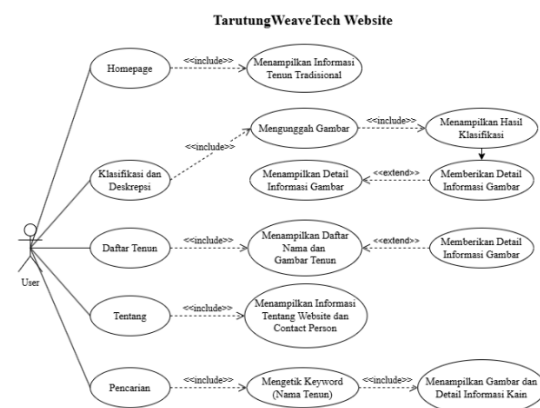
3.6. Evaluasi

Evaluasi ini melibatkan pengukuran berbagai metrik performa, seperti akurasi, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*, serta analisis *confusion matrix* untuk memahami lebih dalam bagaimana model menangani berbagai kelas dalam data pengujian.

3.7. Integrasi CNN ke Dalam Website Visual Product Guide

Model CNN yang telah dilatih akan diintegrasikan ke dalam sistem layanan web, sehingga memungkinkan model tersebut untuk berinteraksi secara langsung dengan *website* melalui antarmuka pemrograman aplikasi (API). Integrasi ini memungkinkan sistem untuk menerima gambar dari pengguna, memprosesnya menggunakan model CNN, dan mengembalikan hasil klasifikasi secara otomatis kepada pengguna melalui *website*. Dengan cara ini, *website* dapat memanfaatkan kemampuan model CNN untuk memberikan analisis dan informasi yang akurat mengenai pola tenun Tarutung.

3.8. Perancangan Sistem



Gambar 3. Use case diagram

Use Case Diagram website TarutungWeaveTech menggambarkan interaksi antara pengguna (*user*) dengan berbagai fitur yang ada di dalam *website*. *User* dapat mengakses lima fitur utama, yaitu: *Homepage*, *Klasifikasi dan Deskripsi*, *Daftar Tenun*, *Tentang*, serta *Pencarian*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan Data

Data citra yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh secara langsung dari pemasok tenun dan pengrajin yang berlokasi di Kota Tarutung Kabupaten Tapanuli Utara. Sebanyak 280 data citra telah diperoleh untuk semua jenis kelas dengan format ekstensi JPG (*Joint Photographic Experts Group*).

Pengambilan citra dilakukan secara vertical dengan menangkap seluruh atau sebagian motif tenun. Posisi pengambilan gambar diambil dari sisi yang menunjukkan motif menggunakan kamera *smartphone* OPPO A57 dengan resolusi 13 MP.

4.2. Preprocessing Data

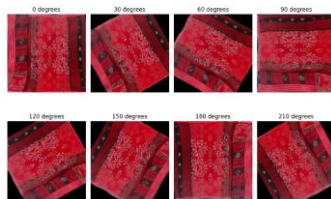
Citra yang telah dikumpulkan perlu diproses agar siap digunakan dalam model CNN. Pada tahap preprocessing data dilakukan serangkaian langkah yang mencakup:

- Seleksi Data**
Seleksi citra dapat membantu memastikan bahwa *dataset* mencakup variasi yang tepat dalam hal posisi, sudut pandang, dan kondisi pencahayaan.
- Pelabelan Data**
Pelabelan data dilakukan secara manual oleh peneliti, yang memberikan label berdasarkan kategori kelas yang relevan dengan karakteristik motif. Untuk menangani gambar yang bukan tenun Tarutung, peneliti menambahkan kelas baru pada *dataset* model CNN, yang memungkinkan model dapat membedakan antara gambar tenun Tarutung dan gambar lainnya.
- Background Removal dan Resize Image**
Setelah proses pelabelan data, dilakukan penghapusan latar belakang (*background*

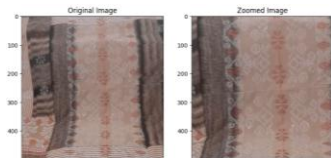
removal). Hasil dari proses ini kemudian disimpan dan dilanjutkan dengan *resize image*, yaitu teknik untuk mengubah ukuran gambar dengan menyesuaikan dimensi menjadi 500 x 500 piksel. Proses *resize image* ini penting untuk memastikan bahwa setiap gambar yang dimasukkan ke dalam model memiliki dimensi yang seragam, sehingga mendukung kinerja model secara optimal.

4.3. Augmentasi

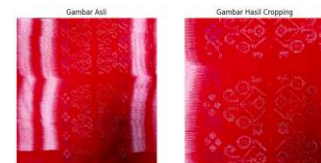
Teknik augmentasi gambar yang digunakan pada penelitian ini meliputi rotasi, *zooming*, dan *cropping*.



Gambar 4. Teknik augmentasi dengan rotasi



Gambar 5. Teknik augmentasi dengan zooming



Gambar 6. Teknik augmentasi dengan cropping

4.4. Pembagian Data Latih, Data Uji, dan Data Validasi

Sebanyak 1.500 gambar yang terdapat dalam dataset dipisahkan menjadi tiga bagian: *training*, *validation*, dan *test*.

Tabel 2. Pembagian Dataset

Dataset	Proporsi Terhadap Total Data
Training	80%
Testing	10%
Validation	10%

Pada tabel 2 terlihat bahwa proporsi untuk data *training* adalah sebanyak 80%, data *testing* 10%, dan data *validation* 10%.

4.5. Pembangunan Model CNN

Arsitektur yang digunakan sebagai *base model* ialah arsitektur Xception. Model ini dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet untuk mengekstraksi fitur penting dari gambar. Lapisan Conv2D memproses gambar input dari *base model* dengan operasi konvolusi. Filter bergerak melintasi gambar dengan

strides 1, menghitung produk titik antara filter dan bagian gambar yang sedang diproses. Proses ini menghasilkan *feature map* yang mengidentifikasi pola-pola pada berbagai lokasi gambar. Selanjutnya, fungsi aktivasi ReLU diterapkan untuk mengubah nilai negatif menjadi nol, sambil mempertahankan nilai positif tetap sama.

Lapisan *MaxPooling2D* mengurangi dimensi spasial *feature map* untuk menekan jumlah parameter dan mencegah *overfitting*. Lapisan *Dropout* menonaktifkan secara acak 50% node selama pelatihan untuk mencegah *overfitting* lebih lanjut. Lapisan *Flatten* mengubah keluaran tensor multi-dimensi dari lapisan konvolusi dan pooling menjadi vektor satu dimensi, yang kemudian diumpankan ke lapisan *Dense*. Lapisan *Dense*, dengan 15 neuron dan fungsi aktivasi *Softmax*, menghasilkan distribusi probabilitas untuk klasifikasi 15 kelas.

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
xception (Functional)	(None, 7, 7, 2048)	20861480
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 7, 7, 32)	589856
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 3, 3, 32)	0
dropout (Dropout)	(None, 3, 3, 32)	0
flatten (Flatten)	(None, 288)	0
dense (Dense)	(None, 15)	4335
Total params: 21,455,671		
Trainable params: 594,191		
Non-trainable params: 20,861,480		

Gambar 7. Arsitektur model CNN

Model dikompilasi dengan *optimizer* Adam (*learning rate* 0.001) dan fungsi *loss categorical_crossentropy* untuk klasifikasi multi-kelas.

4.6. Hyperparameter Pengujian Model

Arsitektur CNN yang digunakan pada penelitian ini diuji sebanyak 3 kali dengan jumlah epoch yang berbeda. Proses *trial* dan *error* terhadap nilai *hyperparameter* membantu arsitektur dalam menemukan kinerja yang lebih optimal.

Tabel 3. Hyperparameter Pengujian Model

No	Hyperparameter	Keterangan
1	Split data	80% Train, 10% Validation, 10% Test
2	Batch size	64
3	Layers	6
4	Optimizer	Adam
5	Learning Rate	0.001

Model dilatih selama 25 epoch, 50 epoch, dan 75 epoch.

4.7. Training Model

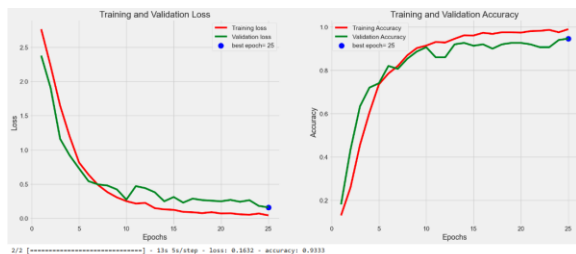
Training model dilakukan untuk mengoptimalkan kinerja model berdasarkan arsitektur yang telah dirancang.

4.8. Hasil Training Selama 25 Epoch

Pelatihan model ini menghasilkan akurasi 93,33%.

```
Epoch 1/25
19/19 [=====] - 104s 5s/step - loss: 2.7639 - accuracy: 0.1292 - val_loss: 2.3781 - val_accuracy: 0.1800
Epoch 2/25
19/19 [=====] - 82s 4s/step - loss: 2.2241 - accuracy: 0.2583 - val_loss: 1.9037 - val_accuracy: 0.4333
Epoch 3/25
19/19 [=====] - 101s 5s/step - loss: 1.6445 - accuracy: 0.4550 - val_loss: 1.1596 - val_accuracy: 0.6333
Epoch 4/25
19/19 [=====] - 82s 4s/step - loss: 1.1978 - accuracy: 0.6050 - val_loss: 0.9199 - val_accuracy: 0.7200
Epoch 5/25
19/19 [=====] - 81s 4s/step - loss: 0.8145 - accuracy: 0.7350 - val_loss: 0.7275 - val_accuracy: 0.7400
...
Epoch 25/25
19/19 [=====] - 80s 4s/step - loss: 0.0412 - accuracy: 0.9900 - val_loss: 0.1593 - val_accuracy: 0.9467
```

Gambar 8. Hasil *training* selama 25 epoch



Gambar 9. Grafik *accuracy* dan *loss* selama 25 epoch

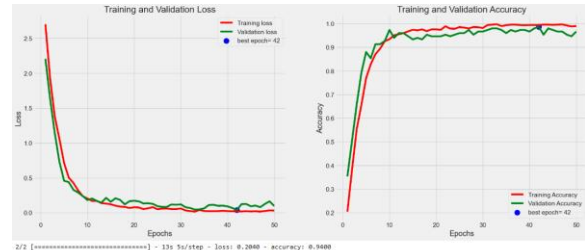
Model menganalisis data pelatihan dengan baik, di mana *training loss* dan *validation loss* menurun bertahap, menunjukkan peningkatan kinerja. Akurasi meningkat, dengan *best epoch* tercapai pada epoch ke-25, menandakan model efektif dalam mengenali pola dan piksel dalam *dataset*.

4.9. Hasil Training Selama 50 Epoch

Pelatihan model ini menghasilkan akurasi 94.00%.

```
Epoch 1/50
19/19 [=====] - 103s 5s/step - loss: 2.7024 - accuracy: 0.2042 - val_loss: 2.2063 - val_accuracy: 0.3533
Epoch 2/50
19/19 [=====] - 82s 4s/step - loss: 1.9276 - accuracy: 0.3842 - val_loss: 1.6365 - val_accuracy: 0.5067
Epoch 3/50
19/19 [=====] - 81s 4s/step - loss: 1.3819 - accuracy: 0.5550 - val_loss: 1.1446 - val_accuracy: 0.6600
Epoch 4/50
19/19 [=====] - 80s 4s/step - loss: 1.0584 - accuracy: 0.6567 - val_loss: 0.7303 - val_accuracy: 0.7933
Epoch 5/50
19/19 [=====] - 81s 4s/step - loss: 0.7133 - accuracy: 0.7692 - val_loss: 0.4573 - val_accuracy: 0.8800
...
Epoch 49/50
19/19 [=====] - 85s 5s/step - loss: 0.0323 - accuracy: 0.9883 - val_loss: 0.1626 - val_accuracy: 0.9467
Epoch 50/50
19/19 [=====] - 84s 4s/step - loss: 0.0294 - accuracy: 0.9900 - val_loss: 0.0957 - val_accuracy: 0.9667
```

Gambar 10. Hasil *training* selama 50 epoch



Gambar 11. Grafik *accuracy* dan *loss* selama 25 epoch

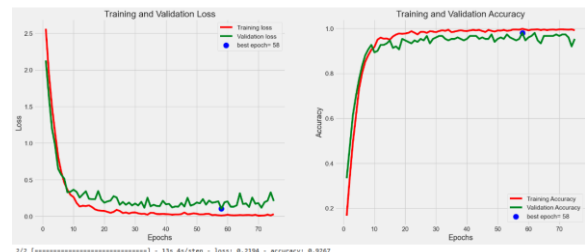
Model menganalisis data pelatihan dengan baik, dengan *training loss* dan *validation loss* yang menurun secara bertahap, menunjukkan peningkatan kinerja. Akurasi juga meningkat secara bertahap, dengan *best epoch* tercapai pada epoch ke-42, menandakan model efektif dalam mengenali pola dan piksel pada *dataset*.

4.10. Hasil Training Selama 75 Epoch

Pelatihan model ini menghasilkan akurasi 92,67%.

```
Epoch 1/75
19/19 [=====] - 106s 5s/step - loss: 2.5609 - accuracy: 0.1667 - val_loss: 2.1281 - val_accuracy: 0.3333
Epoch 2/75
19/19 [=====] - 86s 5s/step - loss: 1.9493 - accuracy: 0.3375 - val_loss: 1.6376 - val_accuracy: 0.4733
Epoch 3/75
19/19 [=====] - 93s 5s/step - loss: 1.4985 - accuracy: 0.4925 - val_loss: 1.1994 - val_accuracy: 0.6133
Epoch 4/75
19/19 [=====] - 99s 5s/step - loss: 1.1437 - accuracy: 0.6117 - val_loss: 0.9750 - val_accuracy: 0.7000
Epoch 5/75
19/19 [=====] - 85s 4s/step - loss: 0.8167 - accuracy: 0.7317 - val_loss: 0.6496 - val_accuracy: 0.7733
...
Epoch 74/75
19/19 [=====] - 79s 4s/step - loss: 0.0128 - accuracy: 0.9958 - val_loss: 0.3282 - val_accuracy: 0.9200
Epoch 75/75
19/19 [=====] - 80s 4s/step - loss: 0.0303 - accuracy: 0.9917 - val_loss: 0.2097 - val_accuracy: 0.9533
```

Gambar 12. Hasil *training* selama 75 epoch



Gambar 13. Grafik *accuracy* dan *loss* selama 75 epoch

Model menganalisis data pelatihan dengan baik, di mana *training loss* dan *validation loss* menurun bertahap, menunjukkan peningkatan kinerja. Akurasi juga meningkat, dengan *best epoch* tercapai pada epoch ke-58, menandakan model efektif dalam mengenali pola dan piksel dalam *dataset*.

Tabel 4. Ringkasan hasil pengujian

Pengujian	Layer	L. Rate	Optimizer	B. Size	Epoch	Accuracy
Pertama	6	0.001	Adam	64	25	93.33%
Kedua	6	0.001	Adam	64	50	94.00%
Ketiga	6	0.001	Adam	64	75	92.67%

Dari Tabel 4 dapat dilihat bahwa akurasi tertinggi ditemukan pada pengujian kedua di mana model arsitektur yang digunakan berhasil mengklasifikasikan jenis tenun tradisional Tarutung dengan tingkat akurasi sebesar 94.00%.

4.11. Evaluasi Model

Pada penelitian ini, *Confusion Matrix* dihasilkan dari model pada epoch ke-50, karena pada epoch tersebut akurasi model mencapai nilai yang lebih tinggi dibandingkan epoch lainnya. Pengujian dilakukan dengan menggunakan 150 data uji.

	Bintang Maratur	Bintik Toraja	Bukan Tenun	Harungguan	Iccor Moror	Maulana	Maulana Pull	Piala Kosong	Piala Pull	Polos-polos	Pucca Bunga	Sadum	Semi Tumtuman	Sibolang Rasta	Tumtuman
Bintang Maratur	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Bintik Toraja	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Bukan Tenun	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0
Harungguan	0	0	0	8	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0
Iccor Moror	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Maulana	0	0	0	0	0	10	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Maulana Pull	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0
Piala Kosong	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0
Piala Pull	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0
Polos-polos	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13	0	0	0	0	0
Pucca Bunga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0
Sadum	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0
Semi Tumtuman	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0
Sibolang Rasta	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	8	0
Tumtuman	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	5

Gambar 14. *Confusion matrix* pada pengujian model dengan 50 epoch

Terlihat bahwa model berhasil mendeteksi 141 gambar dengan benar, sedangkan 9 gambar lainnya salah.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Total data yang diprediksi benar}}{\text{Total data uji}} \times 100\% \quad (4)$$

$$\text{Akurasi} = \frac{141}{150} \times 100\% = 94\%$$

Tabel 5. Hasil Perhitungan *Precision*, *Recall*, dan *F1-score*

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
Bintang Maratur	1.00	1.00	1.00
Bintik Toraja	0.92	0.92	0.92
Bukan Tenun	1.00	0.80	0.89
Harungguan	1.00	0.80	0.89
Iccor Moror	1.00	1.00	1.00
Maulana	1.00	0.91	0.95
Maulana Pull	0.93	1.00	0.97
Piala Kosong	0.91	1.00	0.95
Piala Pull	1.00	1.00	1.00
Polos-polos	0.87	1.00	0.93
Pucca Bunga	0.90	1.00	0.95
Sadum	1.00	0.89	0.94
Semi Tumtuman	0.82	1.00	0.90
Sibolang Rasta	1.00	0.89	0.94
Tumtuman	1.00	0.83	0.91
Rata-rata	0.96	0.94	0.94
<i>Accuracy</i>	94.00%		

Dari Tabel 5 dapat dilihat bahwa model klasifikasi menunjukkan performa yang sangat baik dengan rata-rata *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 0.96, 0.94, dan 0.94, serta akurasi keseluruhan 94%.

4.12. Integrasi CNN ke Dalam Website

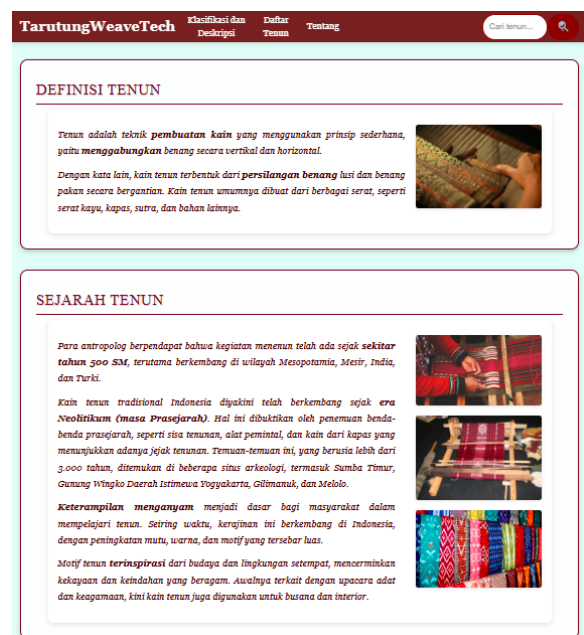
Peneliti menggunakan *Anaconda Navigator* sebagai pengelola lingkungan pengembangan. Model CNN dibangun menggunakan *Jupyter Notebook* yang dapat mengeksplorasi data menggunakan *python*. Model disimpan dengan ekstensi *.h5*. Pengembangan website kemudian dilanjutkan di *Visual Studio Code*.

Pembangunan *backend* dilakukan dengan bahasa pemrograman *python* dengan *framework Flask* yang menyediakan *endpoint* untuk memudahkan pengguna mengunggah gambar, memprosesnya, dan mengembalikan hasil prediksi melalui API.

Pembangunan *Frontend* menggunakan bahasa pemrograman *JavaScript*, *HTML*, dan *CSS*.

4.13. Halaman Home

Halaman *home* merupakan halaman utama yang pertama kali dilihat oleh pengunjung ketika *website* diakses. Halaman pada penelitian ini berisi konten mengenai Definisi Tenun, Sejarah Tenun, Tenun Tradisional Tarutung, dan Proses Pembuatan Tenun Tradisional Tarutung.

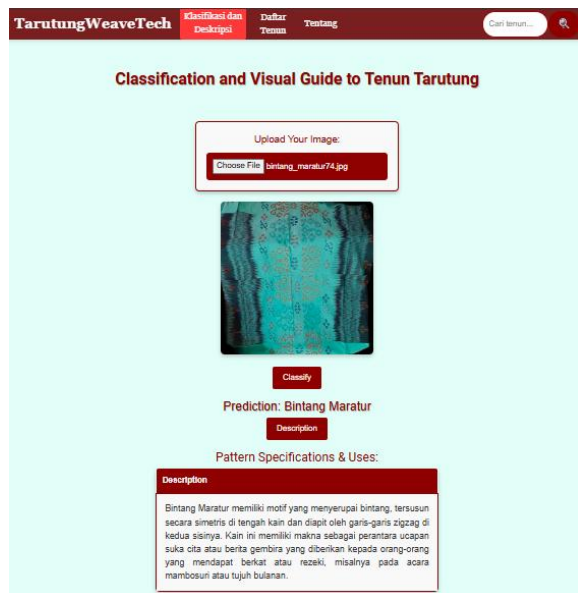


Gambar 15. Halaman *home website* TarutungWeaveTech

4.14. Halaman Klasifikasi dan Deskripsi

Halaman ini merupakan hasil integrasi model CNN untuk mengklasifikasikan jenis tenun Tarutung. Fitur ini bekerja dengan cara memilih gambar terlebih dahulu, kemudian menekan tombol "Classify" untuk memproses klasifikasi. Setelah hasil klasifikasi muncul, pengguna dapat mengklik tombol

"Description" untuk melihat deskripsi tenun yang mencakup spesifikasi pola dan kegunaan kain tenun yang telah diklasifikasikan.



Gambar 16. Halaman klasifikasi dan deskripsi

4.15. Halaman Daftar Tenun

Halaman Daftar Tenun menampilkan berbagai motif tenun, lengkap dengan gambar dan nama. Saat pengguna mengklik nama tenun, akan ditampilkan spesifikasi pola dan kegunaan masing-masing tenun.

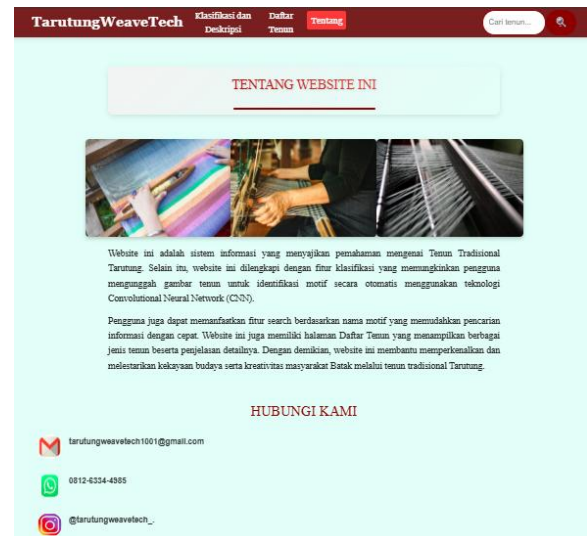


Gambar 16. Halaman daftar tenun

4.16. Halaman Tentang

Halaman Tentang berisi informasi untuk membantu pengunjung memahami tujuan dan isi dari website ini. Halaman ini juga mencantumkan kontak

yang dapat dihubungi untuk memberikan kritik dan saran.



Gambar 17. Halaman tentang

4.17. Fitur Pencarian Tenun

Halaman ini memiliki fitur pencarian yang memungkinkan pengguna mencari tenun berdasarkan nama dengan mengetik *keyword* sesuai jenis motif yang terdaftar.



Gambar 18. Halaman fitur pencarian tenun

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Algoritma CNN telah berhasil dibangun menggunakan arsitektur Xception dengan data berjumlah 100 sampel untuk setiap kelasnya. Berdasarkan hasil *hyperparameter tuning*, model terbaik diperoleh pada epoch 50, dengan rasio pembagian data *training*, *testing*, dan *validation* sebesar 80:10:10. Model menggunakan *optimizer* Adam dengan *learning rate* 0.001 dan menghasilkan

akurasi sebesar 94%. Website untuk identifikasi tenun tradisional Tarutung berdasarkan motifnya telah berhasil diterapkan dan berfungsi dengan baik pada komputer lokal menggunakan *framework Flask*. Website ini memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar tenun dan memperoleh hasil klasifikasi jenis motif, serta informasi terkait spesifikasi dan kegunaannya. Saran untuk penelitian selanjutnya mencakup mencoba variasi arsitektur CNN yang berbeda, melakukan tuning lebih lanjut seperti penyesuaian nilai learning rate, jumlah filter, atau ukuran batch, serta menguji model dengan dataset yang lebih besar. Selain itu, penambahan jumlah kelas tenun Tarutung lainnya juga disarankan untuk meningkatkan generalisasi model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. M. Sutaba, "PERAWATAN WARISAN BUDAYA: MEMBANGUN MASA DEPAN BANGSA SEBUAH PENELITIAN PENDAHULUAN (Preservation of Cultural Heritage: Building The Future of The Nation a Preliminary Study)," J. Penelit. Arkeol. Papua dan Papua Barat, vol. 11, no. 2, hal. 111–130, 2020, doi: 10.24832/papua.v11i2.249.
- [2] G. C. Utomo dan M. Yunita, "Kain Tenun Di Industri Mode Indonesia," Folio, vol. Volume 3, no. Nomor 1, hal. (hlm.4-5), 2022.
- [3] T. Juita, N. Luh, dan P. Tejawati, "Makna Filosofi Motif Kain Tenun Songke Di Desa Ponng Lengor Kecamatan Rahong Utara Kabupaten Manggarai Nusa Tenggara Timur," Nirwasita, vol. 3, no. 1, hal. 43–50, 2022.
- [4] M. I. Ilm, G. J. Kiswara, dan S. Mustika, "NUSANTARA: Jurnal Ilmu Pengetahuan Sosial Perpajakan," Nusan. J. Ilmu Pengetah. Sos., vol. 9, no. 4, hal. 1483–1490, 2022.
- [5] N. Ginting, D. C. Y. Simanjuntak, dan L. R. Tampubolon, "Analisis Brand, Inovasi Dan Budaya Terhadap Keputusan Pembelian Songket Tenun Tarutung," Jkbm (Jurnal Konsep Bisnis Dan Manajemen), vol. 5, no. 1, hal. 76, 2020, doi: 10.31289/jkbm.v5i1.1873.
- [6] E. H. Rachmawanto et al., "PERFORMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM DEEP LAYERS RESNET-50 UNTUK KLASIFIKASI MRI TUMOR," hal. 6–12, 2024.
- [7] A. D. K. Zulfiansyah, H. Kusuma, dan M. Attamimi, "Rancang Bangun Sistem Pendeteksi Keaslian Uang Kertas Rupiah Menggunakan Sinar UV dengan Metode Machine Learning," J. Tek. ITS, vol. 12, no. 2, 2023, doi: 10.12962/j23373539.v12i2.118320.
- [8] E. Hasibuan et al., "Implementasi Machine Learning untuk Prediksi Harga Mobil Bekas dengan Algoritma Regresi Linear berbasis Web," J. Ilm. Komputasi, vol. 21, no. 4, hal. 595–602, 2022, doi: 10.32409/jikstik.21.4.3327.
- [9] R. K. Putri, M. Athoillah, A. Haqiqiyah, dan F. W. A. Lestari, "Deteksi Penggunaan Masker Wajah Dengan Algoritma Deep Learning," Snhrp, no. 2023, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://snhrp.unipasby.ac.id/prosiding/index.php/snhrp/article/view/751>
- [10] F. A. P. Efran, Khairil, dan J. Jumadi, "Implementasi Metode K-Means Clustering Pada Segmentasi Citra Digital," J. Media Infotama, vol. 18, no. 2, hal. 291–301, 2022.
- [11] E. Fitrilia, S. Hutagalung, dan P. Sitompul, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Metode Cnn Untuk Klasifikasi Jenis Ulos Batak Toba," Student Sci. Creat. J., vol. 1, no. 4, hal. 1–19, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.55606/sscj-amik.v1i4.1541>
- [12] I. Anugrah, A. C. Siregar, dan B. C. Octariadi, "Perbandingan Model Arsitektur CNN Dengan Metode Transfer Learning Untuk Klasifikasi Spesies Ikan Laut," Progresif J. Ilm. Komput., vol. 20, no. 1, hal. 444, 2024, doi: 10.35889/progresif.v20i1.1834.