



INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research

Volume 5 Nomor 4 Tahun 2025 Page 7132-7142

E-ISSN 2807-4238 and P-ISSN 2807-4246

Website: <https://j-innovative.org/index.php/Innovative>

Perancangan Aplikasi Deteksi Motif Songke Manggarai Berbasis Pengolahan Citra Digital untuk Promosi dan Pemasaran Sentra IKM Tenun Molas Poco Lembor

Wilhelmus Sabatani Jangku^{1✉}, Marius Yosef Seran², I Wayan Pio Pratama³,
I Putu Eka Sudarsana⁴, Sisilia Fhelly Djun⁵, Kristoforus Toni Harjo⁶, I Made Dwija Oka Negara⁷,
Angling G.C. Widiyanto⁸
Politeknik eLBajo Commodus
Email: willy.jangku@gmail.com^{1✉}

Abstrak

Penelitian ini bertujuan merancang dan mengembangkan aplikasi berbasis pengolahan citra digital untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan motif Songke Manggarai. Dengan memanfaatkan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) berbasis MobileNetV2 dan teknik augmentasi data, sistem mampu mendeteksi enam jenis motif Songke dengan akurasi mencapai 95%. Aplikasi ini dibangun berbasis web menggunakan Flask sebagai backend dan TensorFlow/Keras sebagai engine machine learning. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem dapat membantu pelaku IKM dalam mendokumentasikan, mengenali, serta mempromosikan produk tenun Songke secara digital, sekaligus memperluas jangkauan pasar melalui teknologi.

Kata Kunci: *Pengolahan Citra Digital, Motif Songke, CNN, MobileNetV2, Aplikasi Web*

Abstract

This study aims to design and develop a digital image processing-based application to detect and classify Songke Manggarai motifs. By utilizing a Convolutional Neural Network (CNN) algorithm with MobileNetV2 architecture and data augmentation techniques, the system successfully detects six types of Songke motifs with an accuracy of 95%. The application is web-based, built with Flask as the backend and TensorFlow/Keras as the machine learning engine. The results indicate that the system assists SMEs in documenting, identifying, and promoting Songke woven products digitally while expanding market reach through technology.

Keywords: *Digital Image Processing, Songke Motifs, CNN, MobileNetV2, Web Application*

PENDAHULUAN

Kain Songke Manggarai merupakan warisan budaya tekstil Indonesia yang memiliki nilai estetika dan filosofi tinggi. Setiap motifnya, seperti Jok, Mata Manuk, Ntala, Ranggong, Rempa Teke, dan Wela Kaweng, menyiratkan makna yang mencerminkan identitas sosial dan kearifan lokal masyarakat Manggarai. Namun, identifikasi dan klasifikasi motif Songke hingga saat ini masih bergantung pada metode manual yang bersifat turun-temurun. Hal ini mengakibatkan keterbatasan dalam dokumentasi digital serta promosi yang hanya mengandalkan pameran dan penjualan tradisional. Kondisi ini menyulitkan para pelaku Industri Kecil dan Menengah (IKM) untuk memperluas jangkauan pasar di era digital.

Dalam studi pengolahan citra digital pada tekstil tradisional, beberapa metode telah berhasil digunakan untuk mengenali pola motif secara otomatis. Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang dikombinasikan dengan *Support Vector Machine* (SVM) mampu mengenali motif batik dengan tingkat akurasi tinggi karena efektif mengekstraksi ciri tekstur (Fatimah & Agustin, 2025). Selain itu, metode *Local Binary Pattern* (LBP) juga banyak diaplikasikan untuk klasifikasi tekstur kain karena kecepatannya dan keakuratannya pada dataset kecil hingga sedang (Lian & Dong, 2024). Namun, pendekatan berbasis ekstraksi fitur manual memiliki keterbatasan dalam mengenali variasi pola yang sangat kompleks dan kemiripan visual antar-motif, seperti yang terdapat pada Songke Manggarai.

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, teknologi deep learning dengan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) telah menjadi solusi unggulan. CNN mampu belajar fitur secara otomatis tanpa perlu ekstraksi manual, menjadikannya efektif untuk klasifikasi motif tekstil dengan kerumitan tinggi. Khususnya, *MobileNetV2* yang memanfaatkan transfer learning terbukti efisien pada dataset berukuran kecil hingga sedang, seperti pada identifikasi motif kain tenun Sumbawa yang mencapai akurasi >98% (Handayani et al.,

2022). Akan tetapi, penerapan metode ini pada motif Songke masih sangat terbatas, sehingga peluang pengembangan aplikasi khusus untuk Songke terbuka lebar.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem berbasis pengolahan citra digital yang mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan motif Songke Manggarai secara otomatis. Sistem ini mengimplementasikan pendekatan transfer learning dengan arsitektur *MobileNetV2* agar mampu membedakan motif-motif Songke yang memiliki kemiripan visual tinggi dengan tingkat akurasi yang optimal. Diharapkan, hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi terhadap digitalisasi dokumentasi motif Songke dan mendukung promosi serta pemasaran kain Songke bagi pelaku IKM di era teknologi.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian terapan dengan pendekatan eksperimental kuantitatif yang bertujuan mengembangkan dan menguji sistem klasifikasi motif Songke berbasis deep learning dengan *transfer learning*. Kerangka CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) diadaptasi sebagai metodologi karena fleksibilitasnya dalam mengelola siklus proyek data mining, mulai dari pemahaman domain hingga *deployment* aplikasi (Handayani et al., 2022). Modifikasi dilakukan agar sesuai dengan konteks pengolahan citra tekstil tradisional, sehingga setiap tahap penelitian mendukung pencapaian model klasifikasi yang akurat dan aplikatif.

Objek penelitian berupa gambar digital enam motif Songke Manggarai, yaitu Motif Jok, Mata Manuk, Ntala, Ranggong, Rempa Teke, dan Wela Kaweng. *Dataset* dikumpulkan melalui dokumentasi kain Songke asli di sentra IKM tenun Manggarai menggunakan kamera resolusi tinggi untuk menjaga detail visual (Salam & Harjoko, 2025). Total 600 gambar dikategorikan ke dalam tiga subset: pelatihan (480), validasi (60), dan pengujian (60) dengan distribusi seimbang. Proses labeling divalidasi oleh ahli tenun lokal untuk memastikan akurasi (Kanugroho et al., 2022).

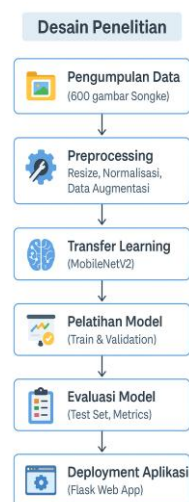
Pada tahap *preprocessing*, semua gambar diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel untuk memenuhi standar input *MobileNetV2*. Nilai piksel dinormalisasi ke rentang [0,1] guna mempercepat konvergensi dan menjaga stabilitas pelatihan. Augmentasi data seperti rotasi acak, *flipping horizontal*, *zoom*, *shifting* dan *shear* diterapkan untuk meningkatkan variasi dataset dan mencegah *overfitting*, mengingat ukuran *dataset* yang terbatas (Kaur et al., 2024).

Model klasifikasi dikembangkan menggunakan *transfer learning* dengan arsitektur *MobileNetV2* yang telah dilatih pada *ImageNet*. *MobileNetV2* dipilih karena efisien dan ringan untuk aplikasi web. Bagian *feature extractor* dibekukan untuk mempertahankan fitur

visual umum, sementara *classifier head* dimodifikasi dengan *GlobalAveragePooling2D*, *Dense* (512 unit, *ReLU*), *Dropout* 50% dan *output layer softmax* (6 unit) untuk mengenali enam kelas motif Songke yang kompleks secara visual (Gulzar, 2023).

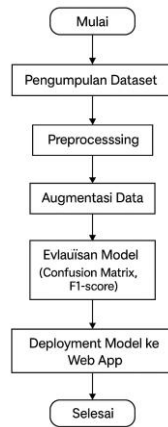
Pelatihan model menggunakan *optimizer Adam* dengan *loss categorical_crossentropy* dan metrik akurasi. *EarlyStopping* dan *ModelCheckpoint* diterapkan untuk mencegah *overfitting* dan menyimpan model dengan performa validasi terbaik dalam format .h5 (Fauziah, 2023). Model ini kemudian diuji pada data uji untuk mengevaluasi generalisasi, dengan metrik evaluasi berupa *confusion matrix*, *precision*, *recall* dan *F1-score* (Ariani et al., 2025).

Setelah model tervalidasi, *deployment* dilakukan dengan mengintegrasikan model ke aplikasi web berbasis *Flask* sebagai *backend*, serta *HTML*, *CSS*, dan *JavaScript* untuk *frontend* (Garg et al., 2021). Aplikasi memungkinkan pengguna mengunggah gambar motif Songke dan menerima hasil deteksi secara *real-time* lengkap dengan tingkat akurasi. Proses penelitian secara keseluruhan divisualisasikan dalam Gambar 1 berikut sebagai bagan desain penelitian:



Gambar 1. Bagan Desain Penelitian

Selain itu, alur langkah penelitian lebih rinci divisualisasikan pada Gambar 2 *Flowchart* Langkah Penelitian:



Gambar 2. Langkah Penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Deskripsi Dataset

Dataset penelitian terdiri dari 600 gambar enam motif Songke Manggarai: Jok, Mata Manuk, Ntala, Ranggong, Rempa Teke, dan Wela Kaweng. Dataset dibagi menjadi 480 gambar pelatihan (Train), 60 gambar validasi (Validation), dan 60 gambar pengujian (Test) dengan distribusi seimbang di setiap kelas. Distribusi dataset ditunjukkan pada Tabel 4.1.

Tabel 1. Jumlah Citra per Subfolder

Folder	Jumlah Gambar/Kelas	Total Gambar
Train	80	480
Validation	10	60
Test	10	60

Preprocessing menggunakan *ImageDataGenerator* (Keras) meliputi *resizing* ke 224×224 piksel, normalisasi piksel [0–1], dan augmentasi data (rotasi, flipping, zoom, shifting) untuk meningkatkan generalisasi model. Proses ini divisualisasikan pada Gambar 4.1.

```

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
# Path dataset
train_path = "/content/drive/My Drive/SongkeUji/motifsongke/TRAIN"
val_path = "/content/drive/My Drive/SongkeUji/motifsongke/VALIDATION"
# Preprocessing: augmentasi data & normalisasi
image_size = (224, 224) # Ukuran gambar
batch_size = 32
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1.0/255,
    rotation_range=30,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
)
val_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1.0/255)
# Load data langsung dari folder
train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    train_path,
    target_size=image_size,
    batch_size=batch_size,
    class_mode='categorical'
)
val_generator = val_datagen.flow_from_directory(
    val_path,
    target_size=image_size,
    batch_size=batch_size,
    class_mode='categorical'
)

```

Found 480 images belonging to 6 classes.
Found 60 images belonging to 6 classes.

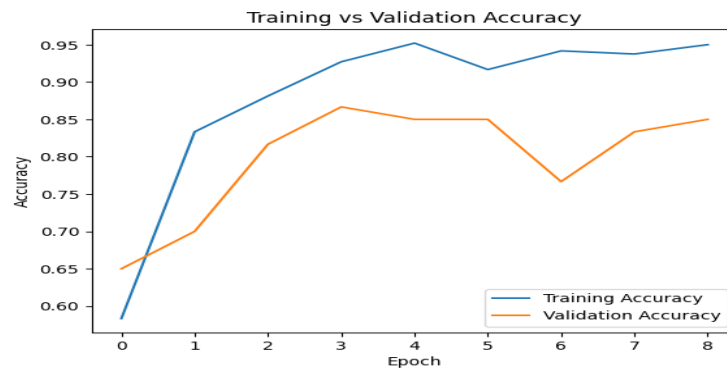
Gambar 3. Proses *Preprocessing* dan Augmentasi Gambar

2. Arsitektur Model

Model klasifikasi dibangun dengan *transfer learning MobileNetV2*. Layer *pretrained* dibekukan untuk menjaga fitur visual umum, sementara *custom head* ditambahkan (*GlobalAveragePooling2D*→*Dense 512 ReLU*→*Dropout 0.5*→*Dense output softmax*). Total parameter 2,9 juta, dengan hanya 658 ribu parameter yang dilatih (23%).

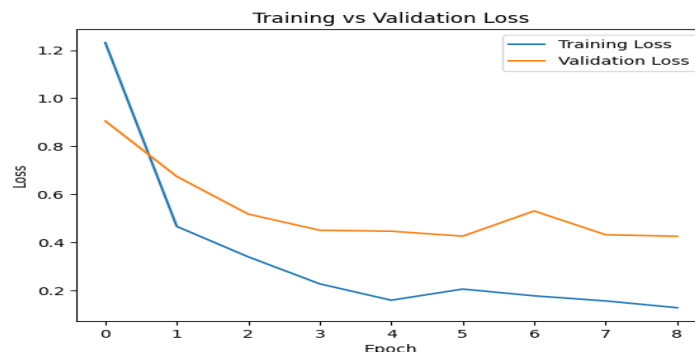
3. Hasil Pelatihan Model

Model dilatih menggunakan data train dan divalidasi dengan data validation selama maksimal 50 *epoch* menggunakan mekanisme *EarlyStopping* dan *ModelCheckpoint*. Model terbaik disimpan dalam format .h5 untuk memastikan performa optimal pada tahap evaluasi dan implementasi aplikasi deteksi motif Songke. Hasil pelatihan menunjukkan akurasi pelatihan meningkat konsisten hingga >95%, sedangkan akurasi validasi stagnan dan menurun setelah *epoch* ke-5. Hal ini mengindikasikan model belajar sangat baik pada data pelatihan namun kurang optimal pada data baru. Visualisasi hasil akurasi pelatihan dan validasi dapat dilihat pada Gambar 4 berikut.



Gambar 4. Plot Akurasi Pelatihan (*Training Accuracy*) dan Akurasi Validasi (*Validation Accuracy*)

Selain itu, training loss terus menurun, sementara *validation loss* mulai fluktuatif setelah beberapa *epoch*, yang menunjukkan adanya gejala *overfitting*. Visualisasi *plot loss* dapat dilihat pada Gambar 5 berikut.



Gambar 5. Hasil *Plot Loss*

Fenomena *overfitting* ini menjadi penting dalam konteks deteksi motif Songke, karena model harus mampu mengenali motif pada kain Songke dengan variasi warna, pola, dan

kualitas gambar di dunia nyata. Oleh karena itu, strategi seperti augmentasi data, *dropout*, dan *fine-tuning* sangat diperlukan agar model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan akurat saat digunakan pada aplikasi deteksi motif Songke berbasis web.

4. Evaluasi Model

Pengujian dilakukan pada 60 gambar uji untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mendeteksi enam jenis motif Songke. Hasilnya menunjukkan akurasi tinggi sebesar 95%, di mana 57 dari 60 gambar berhasil diklasifikasikan dengan benar. Tiga kesalahan klasifikasi tercatat, yaitu satu gambar motif Mata Manuk yang salah teridentifikasi sebagai Rempa Teke, serta dua gambar motif Ranggong yang juga diklasifikasikan sebagai Rempa Teke. Kesalahan ini kemungkinan disebabkan oleh kemiripan visual antara motif-motif tersebut. Hasil evaluasi lebih lanjut divisualisasikan dalam confusion matrix pada Gambar 6 berikut.



Gambar 6. Confusion Matrix

Selain itu, ringkasan evaluasi metrik ditunjukkan pada Tabel 2, yang memperlihatkan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk setiap kategori motif Songke. Model menunjukkan kinerja sangat baik pada sebagian besar kelas, dengan nilai *F1-score* rata-rata mendekati 1.00, kecuali pada motif Ranggong dan Rempa Teke yang sedikit lebih rendah.

Tabel 2. *Classification Report*

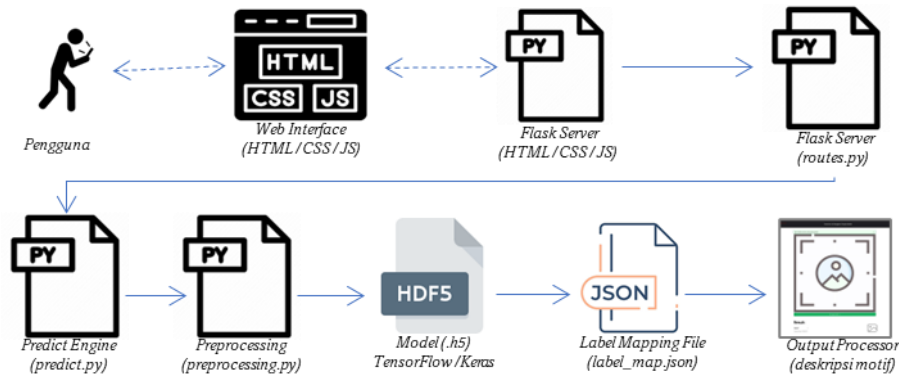
Kategori	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Motif Jok	1.00	1.00	1.00
Motif Mata Manuk	1.00	0.90	0.95
Motif Ntala	1.00	1.00	1.00
Motif Ranggong	1.00	0.80	0.89
Motif Rempa Teke	0.77	1.00	0.87

Motif Wela Kaweng	1.00	1.00	1.00
Accuracy	0.95		

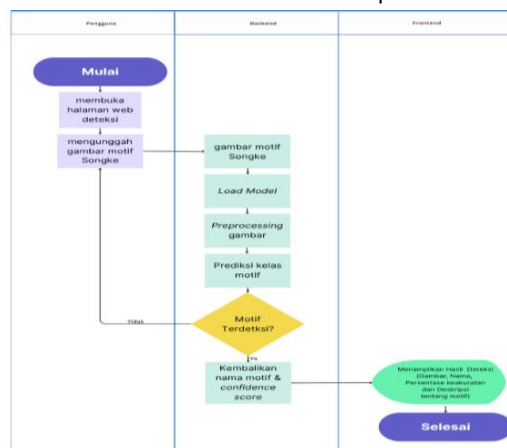
Hasil ini membuktikan bahwa model cukup andal untuk diterapkan pada aplikasi deteksi motif Songke, meskipun diperlukan perbaikan untuk membedakan motif yang memiliki kemiripan pola visual.

5. Integrasi ke Aplikasi

Aplikasi deteksi berbasis web dikembangkan menggunakan Flask (backend) dan HTML/CSS/JS (frontend). Arsitektur sistem ditampilkan pada Gambar 7, dan alur kerja sistem pada Gambar 8.

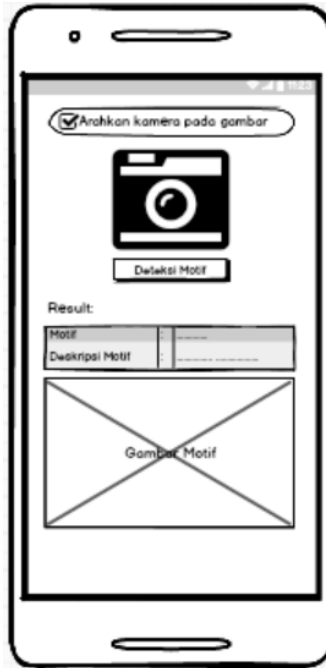


Gambar 7. Arsitektur Aplikasi



Gambar 8. Flowchart Alur Kerja Sistem

UI sederhana memudahkan pengguna mengunggah gambar dan melihat hasil deteksi secara real-time.



Gambar 9. Rancangan *User Interface* Sistem

Pembahasan

Penelitian ini menunjukkan bahwa *MobileNetV2* dengan *transfer learning* efektif untuk klasifikasi citra motif kain songke dengan dataset terbatas. Akurasi 95% membuktikan kemampuan model untuk mengenali pola visual kompleks. Hasil ini lebih tinggi dibandingkan studi sebelumnya pada motif batik menggunakan CNN biasa ($\pm 90\%$). Keberhasilan disebabkan oleh: *Preprocessing* dan augmentasi yang baik, *Transfer learning* dari *MobileNetV2* (memanfaatkan fitur *pretrained*) dan *Dropout* (0.5) untuk mengurangi *overfitting*. Namun, kesalahan pada Motif Ranggong dan Mata Manuk menunjukkan perlunya Dataset lebih besar dengan variasi gambar nyata dan *Fine-tuning* layer awal *MobileNetV2* agar lebih adaptif ke motif kain. Integrasi ke aplikasi berbasis web menunjukkan potensi penerapan nyata di sentra tenun Manggarai, sebagai alat bantu edukasi dan promosi warisan budaya.

SIMPULAN

Aplikasi deteksi motif Songke berbasis pengolahan citra digital dengan arsitektur CNN *MobileNetV2* telah berhasil dikembangkan dan menunjukkan performa yang sangat baik. Sistem ini bermanfaat untuk pelaku IKM dalam mendokumentasikan dan mempromosikan motif Songke secara digital. Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas dataset dan mengeksplorasi arsitektur model lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Ariani, D. D., Zuhriyah, S., Puspaningrum, E. Y., & Pallawabonang, M. (2025). Identification of Papua Cenderawasih Batik Motifs using Local Binary Pattern and K-Nearest Neighbor. *Sistemasi*, 14(2), 623. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v14i2.5008>
- Fatimah, N. S., & Agustin, S. (2025). Bagian Artikel Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Local Binary Pattern (LBP) dan Support Vector Machine (SVM). *Algoritma*, 22(1). <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-1.2208>
- Fauziah, M. R. (2023). *Deep Learning Fruit Image Classification Dengan Menggunakan Metode CNN*. Medium. <https://medium.com/%4019611097/deep-learning-fruit-image-classification-dengan-menggunakan-metode-cnn-d09a8e81a7ec>
- Garg, S., Pundir, P., Rathee, G., Gupta, P. K., Garg, S., & Ahlawat, S. (2021). On Continuous Integration / Continuous Delivery for Automated Deployment of Machine Learning Models using MLOps. *Proceedings - 2021 IEEE 4th International Conference on Artificial Intelligence and Knowledge Engineering, AIKE 2021, Ci*, 25–28. <https://doi.org/10.1109/AIKE52691.2021.00010>
- Gulzar, Y. (2023). Fruit Image Classification Model Based on MobileNetV2 with Deep Transfer Learning Technique. *Sustainability (Switzerland)*, 15(3). <https://doi.org/10.3390/su15031906>
- Handayani, S., Zuhdi, A., & Shofiati, R. (2022). Implementation of Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and Support Vector Machine (SVM) Methods for Recognition of Batik Bekasi Motifs Implementation of Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and Support Vector Machine (SVM) Methods for Recognition of B. *Intelmatiks*, 2(2), 67–72. <https://doi.org/10.25105/itm.v2i2.14423>
- Kanugroho, M. T., Rahman, M. A., & Wihandika, R. C. (2022). Klasifikasi Batik dengan Ekstraksi Fitur Tekstur Local Binary Pattern dan Metode K-Nearest Neighbor. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(10), 4788–4794. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Kaur, H., Rani, V., Kumar, M., Sachdeva, M., Mittal, A., & Kumar, K. (2024). Federated learning: a comprehensive review of recent advances and applications. *Multimedia Tools and Applications*, 83(18), 54165–54188. <https://doi.org/10.1007/s11042-023-17737-0>
- Lian, Y., & Dong, Y. (2024). Texture Classification Method Based on Local Enhancement and Non-local Median Patterns. *Academic Journal of Science and Technology*, 11(1), 88–96. <https://doi.org/10.54097/6xvc9784>
- Salam, J. G. J., & Harjoko, A. (2025). *Klasifikasi Motif Tenun Manggarai Ntt Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GlcM)* [Universitas Gadjah Mada,]. <https://etd.repository.ugm.ac.id/penelitian/detail/250434>