

Implementasi Convolutional Neural Network dengan Arsitektur MobileNetV2 Untuk Pengklasifikasi Kesegaran Daging

Arif Tirtana¹, Ricky Sebastian Irawan²

^{1,2}Program Studi Informatika, Sekolah Tinggi Informatika & Komputer Indonesia

email: ¹arif.tirtana@stiki.ac.id, ²201111035@mhs.stiki.ac.id

Abstract: Beef is a major food commodity in Indonesia, but selecting high-quality beef can be challenging. In 2023, cases of rotten beef being sold in markets highlighted ongoing issues with meat quality. Image processing technology using deep learning, particularly Convolutional Neural Networks (CNN) with MobileNetV2 architecture, offers a solution to this problem. This technology is implemented in a mobile application to detect beef freshness. The model was trained on 2080 images, consisting of 1040 fresh beef images and the remaining rotten beef images, and was evaluated using a confusion matrix, achieving an accuracy of 94%. This application helps users obtain information about beef freshness, reduces health risks, and ensures meat quality in the market. The study results indicate that the designed application is effective in classifying beef freshness.

Keywords: Freshness of Beef; Convolutional Neural Network; MobileNetV2

Abstrak: Daging sapi adalah salah satu komoditas pangan utama di Indonesia, namun memilih daging sapi yang baik tidaklah mudah. Pada tahun 2023, ditemukan daging sapi busuk dijual di pasaran, menunjukkan masalah berkelanjutan dalam kualitas daging. Teknologi pengolahan citra dengan deep learning, khususnya menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2, menjadi solusi untuk permasalahan ini. Teknologi ini diimplementasikan dalam aplikasi perangkat bergerak untuk mendeteksi kesegaran daging sapi. Model dilatih dengan 2080 citra, terdiri dari 1040 citra daging sapi segar dan sisanya merupakan citra daging sapi busuk, dan dievaluasi menggunakan confusion matrix dengan hasil akurasi 94%. Aplikasi ini membantu pengguna mendapatkan informasi tentang kesegaran daging sapi, mengurangi risiko kesehatan, dan memastikan kualitas daging di pasaran. Hasil penelitian menunjukkan bahwa aplikasi yang dirancang efektif dalam mengklasifikasikan kesegaran daging sapi.

Kata kunci: Kesegaran Daging; Convolutional Neural Network; MobileNetV2

Pendahuluan

Daging sapi merupakan salah satu komoditas pangan dengan kandungan gizi yang tinggi. Kandungan protein dalam daging sapi memiliki peran yang penting dalam memenuhi kebutuhan nutrisi harian manusia, guna mendukung berbagai fungsi organ dan menambah stamina yang dibutuhkan manusia untuk menjalani aktifitas sehari-hari (Al-Jabbar, Fitriyah, and Maulana 2021).

Namun terdapat fenomena yang terjadi dimasyarakat bahwa menentukan dan memilih daging sapi yang segar untuk dikonsumsi dipasaran bukan hal yang mudah. Banyak ditemukan pedagang yang tidak bertanggung jawab menjual daging yang tidak layak dikonsumsi demi meraih keuntungan (Prabowo,

Erwanto, and Rahayu 2021). Menilai kesegaran daging dapat menggunakan beberapa kriteria, beberapa diantaranya adalah menggunakan warna dan tekstur daging. Namun karena adanya keterbatasan pengetahuan dan masyarakat terkait kriteria tersebut membuat masyarakat kesulitan membedakan mana daging yang segar dan tidak (Asmoro and Solichin 2024). Sehingga penelitian untuk menganalisis kesegaran daging menjadi hal yang penting saat ini.

Teknik pengolahan citra dapat dimanfaatkan untuk mengatasi permasalahan tersebut, dikarenakan teknik ini bertujuan untuk mengenali objek dalam gambar melalui segmentasi gambar daging sapi, serta memisahkan bagian yang relevan dengan latar belakang untuk

kemudian dilakukan proses analisis lebih lanjut. Selanjutnya pengolahan citra digunakan untuk menentukan fitur utama dari gambar daging sapi, seperti warna dan struktur yang diperlukan untuk mengukur kesegaran daging (Jumadi, Yupianti, and Sartika 2021).

Pembelajaran mesin merupakan cabang dari kecerdasan buatan yang bertujuan untuk memprediksi hasil berdasarkan data yang tersedia. Pembelajaran mesin mempelajari pengenalan pola dan menghubungkannya dengan label yang telah ditentukan sebelumnya. Sehingga memungkinkan sistem untuk melakukan klasifikasi data baru secara otomatis berdasarkan pola yang telah dipelajari (Fitirani and Lesmana 2024). Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu algoritma yang dapat membantu pengolahan citra dan klasifikasi (Azmi, Defit, and Sumijan 2023).

Dalam CNN terdapat beberapa arsitektur, salah satunya adalah MobileNetV2 (Maulana et al. 2024). Arsitektur MobileNetV2 merupakan pengembangan dari model sebelumnya, yang sangat sesuai untuk digunakan untuk aplikasi perangkat bergerak dengan kapasitas memori dan komputasi yang terbatas. Kelebihan MobileNetV2 adalah dapat mengurangi penggunaan memori sehingga dapat mempersingkat waktu untuk proses komputasi sehingga dapat menghasilkan proses klasifikasi yang lebih cepat. Sehingga dari latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk merancang aplikasi perangkat bergerak untuk mengklasifikasikan kesegaran daging dengan menggunakan CNN dengan arsitektur MobileNetV2.

Landasan Teori

Menjelaskan dasar teori yang mendasari penelitian, termasuk Convolutional Neural Networks (CNN), dan MobileNetV2.

Convolutional Neural Network (CNN)

Merupakan jenis arsitektur jaringan pada jaringan saraf tiruan yang dibuat khusus guna memproses dan menganalisis data visual seperti gambar. CNN sangat efektif untuk mengenali pola dan fitur yang terdapat pada data visual, sehingga banyak digunakan dalam beberapa jenis aplikasi (ANHAR and PUTRA 2023). Dalam CNN terdapat beberapa komponen utama antara lain:

1. Convolutional Layer

Lapisan ini merupakan bagian inti dari CNN, pada proses ini gambar dilakukan proses konvolusi dengan filter atau kernel, yang digunakan untuk menghasilkan feature map. Proses ini bertindak untuk mendeteksi fitur-fitur seperti tepi, tekstur, maupun pola lainnya.

2. Pooling Layer

Pooling layer digunakan untuk mengurangi dimensi pada feature map, sehingga mengurangi jumlah parameter dan komputasi yang ada pada jaringan. Pada tahap ini dilakukan beberapa operator yakni: max pooling berfungsi untuk mengambil nilai tertinggi dari grid cell dan mengirimkannya ke tahap berikutnya dan average pooling digunakan untuk memungkinkan informasi dari seluruh bidang reseptif untuk dipertimbangkan, tidak hanya nilai tertinggi seperti halnya pada max pooling.

3. Fully Connected Layer

Setelah melalui tahap sebelumnya, data yang telah diproses disatukan menjadi satu dimensi dan diteruskan ke lapisan yang terhubung. Neuron-neuron dihubungkan dengan semua neuron pada lapisan sebelumnya. Tahap ini berfungsi untuk melakukan klasifikasi berdasarkan fitur-fitur yang telah diekstraksi sebelumnya.

MobileNetV2

Arsitektur jaringan saraf tiruan yang diperuntukkan oleh aplikasi yang

memerlukan efisiensi tinggi, seperti pada aplikasi perangkat bergerak. MobileNetV2 merupakan versi penyempurnaan dari versi sebelumnya. Struktur dasar yang terdapat pada MobileNetV2 merupakan blok bottleneck konvolusi terpisah (Adhinata et al. 2021).

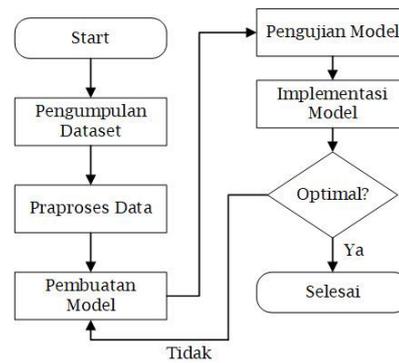
Tabel 1 Arsitektur MobileNetV2

Layer	Input Size	r	s	e	c
Convolutional 3 x 3	224 x 224 x 3	1	2	-	32
Bottleneck	112 x 112 x 32	1	1	1	16
Bottleneck	112 x 112 x 16	2	2	6	24
Bottleneck	56 x 56 x 24	3	2	6	32
Bottleneck	28 x 28 x 32	4	2	6	64
Bottleneck	14 x 14 x 64	3	1	6	96
Bottleneck	14 x 14 x 96	3	2	6	160
Bottleneck	7 x 7 x 160	1	1	6	320
Convolutional 1 x 1	7 x 7 x 320	1	1	-	1280
Average Pooling 7 x 7	7 x 7 x 1280	1	-	-	-
Convolutional 1 x 1	1 x 1 x 1280	-	-	-	k

Tabel diatas merupakan struktur CNN dengan berbagai jenis lapisan, masing-masing memiliki peran khusus dalam memproses data menjadi fitur yang lebih abstrak. Variabel dalam tabel meliputi: Layer, jenis lapisan seperti konvolusional atau bottleneck; Input Size, ukuran input dalam format tinggi x lebar x jumlah saluran; r (Stride), langkah filter saat melintasi input yang mempengaruhi ukuran output; s (Kernel Size), ukuran filter yang digunakan dalam konvolusi; e (Ekspansi), faktor ekspansi yang memperbesar dimensi saluran fitur sebelum mengurangnya kembali; dan c (Jumlah Filter/Channels), jumlah filter yang menentukan jumlah saluran fitur yang dihasilkan.

Metodologi

Dalam penelitian ini melakukan beberapa tahapan penelitian sebagai berikut:



Gambar 1 Diagram Alur Penelitian

Pengumpulan Dataset

Pengumpulan dataset adalah proses pengumpulan data untuk penelitian identifikasi daging sapi segar dan tidak segar. Dataset yang digunakan berasal dari situs Kaggle www.kaggle.com, berjudul "LOCBEEF: Beef Quality Image dataset" oleh Maxwell, dengan total 3268 citra. Penelitian ini memanfaatkan 2080 data latih dan 624 data uji dari dataset tersebut.

Praproses Data

Augmentasi data adalah proses transformasi citra asli. Dalam penelitian ini, penulis melakukan augmentasi dengan mengubah ukuran citra (resize) menjadi 224x224 pixel, pembalikan (flipping), penyesuaian kecerahan dan kontras, serta rotasi untuk menyesuaikan input pada arsitektur CNN MobileNetV2.

Proses anotasi data melibatkan pelabelan objek daging sapi pada gambar untuk mendeteksi kesegarannya. Anotasi ini mempermudah sistem dalam training untuk mengenali daging sapi segar dan tidak segar.

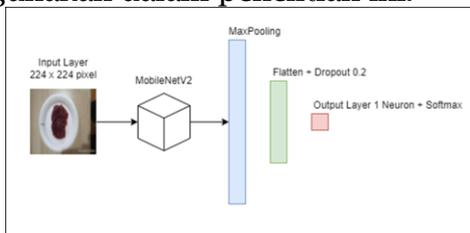
Tahap ini melibatkan persiapan pengolahan dan klasifikasi data, di mana data kesegaran daging sapi dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian. Data pelatihan (70%) digunakan untuk mencari hasil terbaik, sedangkan data pengujian (30%) digunakan untuk menguji model yang dihasilkan. Dari 2080 citra, data dibagi sesuai proporsi tersebut.

Tabel 2 Pembagian Data Penelitian

Jenis Data	Data Training (70%)	Data Testing (30%)
Segar	728	312
Tidak Segar	728	312
Total	1456	624

Pembuatan Model

Pada penelitian ini, model yang digunakan adalah MobileNetV2, yang sudah dilatih dan disimpan di library TensorFlow dan Keras. Untuk memastikan model berfungsi optimal, dilakukan penyesuaian dan peningkatan selama pelatihan. Berikut adalah gambaran model yang digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 2 Rancangan Model Penelitian

Dalam penelitian ini, tuning hyperparameter dilakukan untuk mengoptimalkan kinerja model. Proses ini mencakup penyesuaian parameter seperti fungsi loss, optimizer, learning rate, dan jumlah epoch. Dengan tuning hyperparameter, model dapat memberikan hasil yang lebih akurat dan efisien pada data baru, serta meningkatkan kemampuan generalisasi terhadap dataset spesifik yang digunakan.

Pelatihan Model

Pelatihan model adalah langkah kunci dalam pengembangan sistem pembelajaran mesin dan kecerdasan buatan. Proses ini melibatkan pemberian data pelatihan untuk mengidentifikasi pola dan menyesuaikan parameter model. Untuk meningkatkan stabilitas dan efisiensi, data biasanya dibagi menjadi beberapa kelompok kecil, dan model diperbarui secara iteratif pada setiap kumpulan data. Fungsi loss, seperti `sparse_categorical_crossentropy`,

digunakan untuk mengukur kesalahan model, dan optimizer seperti Adam, dengan learning rate 0,0001, mengoptimalkan model selama 20 epoch.

Selama pelatihan, performa model dipantau dengan data validasi, yang tidak digunakan untuk pelatihan namun untuk mengukur keakuratan model. Penilaian berkelanjutan membantu mengidentifikasi masalah seperti overfitting dan memastikan model dapat memprediksi data baru dengan baik setelah pelatihan.

Pengujian Model

Pengujian model adalah tahap krusial dalam pengembangan sistem pembelajaran mesin. Setelah model dilatih, evaluasi dilakukan dengan data uji yang belum pernah dilihat model untuk menilai kemampuannya dalam generalisasi. Proses ini mengukur kinerja model dengan membandingkan hasil prediksi dengan label sebenarnya, menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, dan recall untuk menilai kemampuan model dalam mengenali pola dan membuat prediksi.

Pengujian juga mengidentifikasi masalah seperti overfitting, di mana model terlalu spesifik pada data pelatihan, atau underfitting, di mana model gagal mengenali pola penting. Evaluasi yang menyeluruh membantu dalam menentukan penyesuaian yang diperlukan atau penerapan teknik tambahan, seperti regularisasi atau data augmentation, untuk meningkatkan kinerja model pada data baru.

Implementasi Model

Implementasi model adalah tahap di mana model yang telah dilatih dan diuji diintegrasikan ke dalam aplikasi Android. Dalam penelitian ini, model disimpan di Firebase, platform cloud yang menyediakan solusi penyimpanan dan hosting yang aman dan cepat. Firebase

memungkinkan akses real-time ke model, sehingga aplikasi dapat menggunakan model untuk prediksi secara langsung. Melalui Firebase, penulis dapat memanfaatkan fitur seperti sinkronisasi data real-time untuk pemindaian kesegaran daging sapi.

Hasil dan Pembahasan

Pada bab ini menyajikan analisis dan interpretasi hasil dari eksperimen yang dilakukan. Hasil pengujian model melibatkan evaluasi kinerja menggunakan data uji dan confusion matrix

Pre-processing Data

Pada tahap ini, seluruh dataset diubah ukurannya menjadi 224x224 pixel untuk menyesuaikan dengan input layer MobileNetV2 dan menambah variasi data pelatihan melalui transformasi acak. Proses ini menggunakan library imgaug dan cv2 untuk pengolahan citra. Setelah augmentasi, hasil citra disimpan di penyimpanan lokal. Berikut adalah segmen program augmentasi data yang digunakan dalam penelitian ini.

```
aug = iaa.Sequential([
    iaa.Flipplr(0.5),
    iaa.Affine(rotate=(-20, 20)),
    iaa.Multiply((0.8, 1.2)),
    iaa.LinearContrast((0.75, 1.5)),
])

output_dir = r"E:\Kuliah\Kuliah\Skripsi\Baru\Aug\Baru"
os.makedirs(output_dir, exist_ok=True)

for title in files:
    class_output_dir = os.path.join(output_dir, title)
    os.makedirs(class_output_dir, exist_ok=True)
    os.chdir(address.format(title))
    counter = 0
    for i in data[title]:
        img = cv2.imread(i)
        img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
        img_resized = cv2.resize(img, (224, 224))
        img_augmented = aug(image=img_resized)

        img_augmented_path = os.path.join(class_output_dir,
            f"{title}_{counter}.jpg")
        cv2.imwrite(img_augmented_path,
            cv2.cvtColor(img_augmented, cv2.COLOR_RGB2BGR))

        image_data.append(img_augmented)
        image_target.append(title)
```

Gambar 3 Segmen Augmentasi Data

Labeling Data

Pada tahap ini, data yang telah diaugmentasi dan disimpan di penyimpanan lokal dipindahkan ke Google Drive. Selanjutnya, dilakukan pelabelan data untuk memungkinkan model membedakan kelas dari setiap data.

```
plt.figure(figsize=(15,15))
for i in range(1,17):
    fig = np.random.choice(np.arange(size))
    plt.subplot(4,4,i)
    plt.imshow(image_data[fig])
    if image_target[fig]=='Fresh':
        c='green'
    else:
        c='red'
    plt.title(image_target[fig], color=c)
    plt.xticks([], plt.yticks([]))
plt.show()
```

Gambar 4 Segmen Labeling Data

Splitting Data

Pada tahap ini, data yang telah diaugmentasi dan disimpan di penyimpanan lokal dipindahkan ke Google Drive. Selanjutnya, data dilabeli untuk memungkinkan model membedakan kelas setiap data.

```
x = image_data / 255.0
y = labels.transform(image_target)
train_images, val_images,
train_labels, val_labels =
train_test_split(x, y,
test_size=0.3, random state=123)
```

Gambar 5 Segmen Splitting Data

Pemodelan CNN MobileNetV2

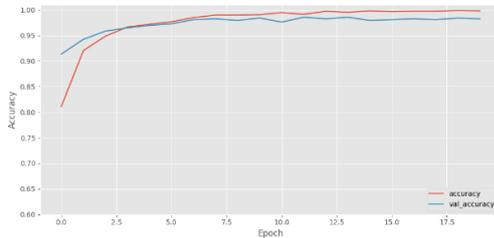
Setelah preprocessing data selesai, tahap berikutnya adalah perancangan model. Pada tahap ini, digunakan model CNN dengan transfer learning MobileNetV2. Dalam pendekatan transfer learning, lapisan ekstraksi fitur menggunakan lapisan dari MobileNetV2. Berikut adalah segmen program untuk memanggil model MobileNetV2.

```
input_tensor = Input(shape=(224, 224, 3))
base_model =
MobileNetV2(input_tensor=input_tensor,
include_top=False)
for layer in base_model.layers:
    layer.trainable = False
x = MaxPooling2D(pool_size=(2,
2))(base_model.output)
x = Flatten()(x)
x = Dropout(0.2)(x)
output_tensor = Dense(2,
activation='softmax')(x)
```

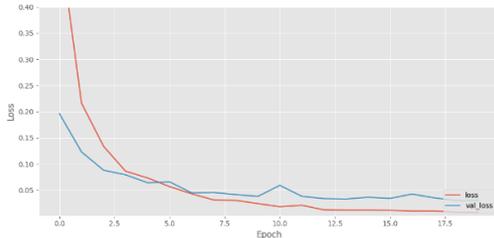
Gambar 6 Segmen Pemodelan

Pada penelitian ini, penulis menggunakan batch size default yaitu 32 dan fungsi loss sparse categorical crossentropy yang cocok untuk klasifikasi multi-class dengan label

integer. Optimizer yang digunakan adalah Adaptive Moment Estimation (ADAM) dengan learning rate 0,0001. Kemudian model dilatih selama 20 iterasi.



Gambar 7 Hasil Akurasi



Gambar 8 Hasil Loss

Gambar diatas menunjukkan dua grafik yang menggambarkan kinerja model selama pelatihan dan validasi. Grafik sebelah atas menunjukkan perubahan akurasi model seiring jumlah epoch. Sumbu x mewakili jumlah epoch dan sumbu y menunjukkan akurasi. Terdapat dua kurva: akurasi pelatihan (accuracy) dan akurasi validasi (val_accuracy). Akurasi pelatihan meningkat tajam pada awalnya dan kemudian mendatar mendekati nilai maksimum, menunjukkan model belajar dengan baik. Akurasi validasi juga mengikuti pola serupa, meskipun sedikit lebih fluktuatif. Hasil akhir menunjukkan akurasi dan loss pelatihan sebesar 99,86% dan 0,077%, serta akurasi dan loss validasi sebesar 98,56% dan 0,0303%. Arsitektur MobileNetV2 menunjukkan hasil pelatihan yang stabil.

Pengujian

Pada penelitian ini, pengujian dilakukan menggunakan confusion matrix pada model yang telah dilatih dengan 2080 citra. Pengujian menggunakan 624 citra baru, terdiri

dari 312 citra daging sapi segar dan 312 citra daging sapi busuk. Hasil pengujian dari confusion matrix adalah sebagai berikut:

Tabel 3 Hasil Confusion Matrix

True Positive	True Negative	False Positive	False Negative
280	311	32	1

Dari hasil pengujian menggunakan confusion matrix, dapat disimpulkan bahwa model mengklasifikasi daging sapi segar dengan benar sebanyak 280 sampel dan melakukan kesalahan klasifikasi pada 32 sampel. Model juga berhasil mengklasifikasi daging sapi tidak segar sebanyak 311 citra, dengan kesalahan klasifikasi hanya 1 citra. Dengan informasi ini, hasil pengujian confusion matrix dapat dihitung sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{280 + 311}{280 + 32 + 311 + 1} = 0,94 \times \frac{100}{100} = 94\%$$

$$Precision = \frac{280}{280 + 32} = 0,89 \times \frac{100}{100} = 89\%$$

$$Recall = \frac{280}{280 + 1} = 0,99 \times \frac{100}{100} = 99\%$$

$$F_1\ Score = \frac{2 \times 0,89 \times 0,99}{0,89 + 0,99} = 0,93 \times \frac{100}{100} = 93\%$$

Dari perhitungan confusion matrix, dapat disimpulkan bahwa akurasi yang diperoleh termasuk dalam kategori klasifikasi yang sangat baik (excellent classification).

Kesimpulan

Hasil evaluasi model menggunakan confusion matrix mendapatkan hasil yang maksimal, dengan akurasi model sebesar 94%, menunjukkan bahwa model termasuk dalam excellent classification. Dengan adanya sistem ini, diharapkan masyarakat dapat menggunakan aplikasi untuk mendapatkan informasi tentang kesegaran daging sapi

sebelum diolah. Implementasi sistem ini mendukung peningkatan standar keamanan pangan, mengurangi risiko kesehatan, dan memperkuat kepercayaan konsumen terhadap produk yang mereka beli. Penelitian selanjutnya dapat mengumpulkan dan melabeli lebih banyak citra daging sapi, termasuk variasi dari berbagai sumber dan kondisi penyimpanan, sehingga dapat membantu meningkatkan akurasi dan generalisasi model. Penambahan data dari berbagai jenis daging atau bahkan produk daging lainnya juga dapat digunakan untuk memperluas hasil penelitian.

Referensi

- Adhinata, Faisal Dharma, Nia Annisa Ferani Tanjung, Widi Widayat, Gracia Rizka Pasfica, and Fadlan Raka Satura. 2021. "Comparative Study of VGG16 and MobileNetV2 for Masked Face Recognition." *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer Dan Informatika* 7(2):230. doi: 10.26555/jiteki.v7i2.20758.
- Al-Jabbar, Habib Muhammad, Hurriyatul Fitriyah, and Rizal Maulana. 2021. "Sistem Klasifikasi Kesegaran Daging Sapi Berdasarkan Citra Menggunakan Metode Naïve Bayes Berbasis Raspberry Pi." *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer* 5(4):1646-53.
- Anhar, Anhar, And Rahma Adi Putra. 2023. "Perancangan Dan Implementasi Self-Checkout System Pada Toko Ritel Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)." *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika* 11(2):466. doi: 10.26760/elkomika.v11i2.466.
- Asmoro, Phaksi Bangun, and Achmad Solichin. 2024. "Penerapan Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Kualitas Daging Sapi Pada Aplikasi Berbasis Android." *Faktor Exacta* 16(4):286-98. doi: 10.30998/faktorexacta.v16i4.19564.
- Azmi, Khairul, Sarjon Defit, and Sumijan Sumijan. 2023. "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat." *Jurnal Unitek* 16(1):28-40. doi: 10.52072/unitek.v16i1.504.
- Fitirani, Rizki, and Nadella Lesmana. 2024. "Masa Depan Pembelajaran Mesin: Tren Dan Tantangan." *Jurnal Pembelajaran Mesin* 32(5):210-225.
- Jumadi, Juju, Yupianti Yupianti, and Devi Sartika. 2021. "Pengolahan Citra Digital Untuk Identifikasi Objek Menggunakan Metode Hierarchical Agglomerative Clustering." *JST (Jurnal Sains Dan Teknologi)* 10(2):148-56. doi: 10.23887/jstundiksha.v10i2.33636.
- Maulana, Sandy Andika, Shabrina Husna Batubara, Yohanna Permata, Putri Pasaribu, Hermawan Syahputra, and Fanny Ramadhani. 2024. "Deteksi Burung Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Dengan Model Arsitektur Mobilenetv2." 8(4):6108-14.
- Prabowo, Ade, Danang Erwanto, and Putri Nur Rahayu. 2021. "Klasifikasi Kesegaran Daging Sapi Menggunakan Metode Ekstraksi Tekstur GLCM Dan KNN Freshness Classification of Beef Using GLCM Texture Extraction Method and KNN." *Elektro Luceat* 7(1):74-81.