



## *Identification of Prayer Movements Using Convolutional Neural Network Classification Model and Prewitt and Morphology Image Processing*

### **Identifikasi Gerakan Shalat Menggunakan Model Klasifikasi Convolutional Neural Network dengan Pengolahan Citra Prewitt dan Morphology**

Miftahuddin Fahmi<sup>1\*</sup>, Aziz Musthofa<sup>2</sup>, Ardena Afif Pratama<sup>3</sup>,  
Dhika Syifasultana<sup>4</sup>, Fatih Jawwad Al Mumtaz<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi,  
Universitas Darussalam Gontor, Indonesia

Email: <sup>1</sup>miftahuddinfahmi@unida.gontor.ac.id, <sup>2</sup>aziz@unida.gontor.ac.id,  
<sup>3</sup>ardena16@unida.gontor.ac.id, <sup>4</sup>dhikasyifa@mhs.unida.gontor.ac.id,  
<sup>5</sup>fatihalmumtaz76@student.cs.unida.gontor.ac.id

Received Nov 27th 2024; Revised Dec 19th 2025; Accepted Jan 22th 2025; Available Online Jan 30th 2025, Published Jan 30th 2025  
Corresponding Author: Miftahuddin Fahmi  
Copyright © 2025 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

#### **Abstract**

According to the Sunnah, Prayer movements must be done accurately. You can learn with a religious teacher to get accurate movements, but many people need more time or know a spiritual teacher who can teach them. For this reason, a learning system is required to help recognize prayer movements, especially takbir. This study focuses on takbir movements based on the book *Fiqh Sholat Seperti Nabi* by Syekh Albani. This study focuses on increasing the accuracy of detecting takbir movements using Convolutional Neural Network (CNN) based image processing methods with Prewitt operators and morphological operations. In the initial stage, the Prewitt operator is applied to detect the edges of movements in grayscale images, highlighting the contours of hand movements during takbir. Then, morphological operations such as dilation and erosion are used to smooth the image and reduce noise, thereby clarifying the edges of the detected movements. The resulting image is input for the CNN model trained using the transfer learning technique. With this approach, the CNN model achieved an accuracy of 89.2% in detecting takbir movements. The study results show that combining Prewitt operators, morphological operations, and CNN effectively improves the accuracy of prayer movement classification and provides new contributions to prayer movement recognition using image processing methods.

**Keyword:** Prewitt, Feature extraction, Machine Learning, Morphology, Takbir Movement

#### **Abstrak**

Gerakan shalat menurut sunnah harus dilakukan dengan tepat. Gerakan shalat dapat dipelajari dengan guru agama agar gerakannya tepat, namun banyak orang yang membutuhkan waktu lebih lama atau mencari guru agama yang dapat mengajarkannya. Untuk itu, diperlukan suatu sistem pembelajaran yang dapat membantu mengenali gerakan shalat, khususnya gerakan takbir. Penelitian ini berfokus pada gerakan takbir berdasarkan kitab *Fiqh Sholat Seperti Nabi* karya Syekh Albani. Penelitian ini berfokus pada peningkatan akurasi pendeteksian gerakan takbir menggunakan metode pengolahan citra berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dengan operator Prewitt dan operasi morfologi. Pada tahap awal, operator Prewitt diterapkan untuk mendeteksi tepi gerakan pada citra grayscale, yaitu dengan menonjolkan kontur gerakan tangan saat takbir. Kemudian, dilakukan operasi morfologi seperti dilatasi dan erosi untuk menghaluskan citra dan mengurangi noise, sehingga memperjelas tepi gerakan yang terdeteksi. Citra yang dihasilkan menjadi input bagi model CNN yang dilatih menggunakan teknik transfer learning. Dengan pendekatan ini, model CNN memperoleh akurasi sebesar 89,2% dalam mendeteksi gerakan takbir. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi operator Prewitt, operasi morfologi, dan CNN efektif meningkatkan akurasi klasifikasi gerakan shalat dan memberikan kontribusi baru pada pengenalan gerakan shalat menggunakan metode pemrosesan gambar.

**Kata Kunci:** Feature extraction, Gerakan Takbir, Machine Learning, Morfologi, Prewitt

## 1. PENDAHULUAN

Pendeteksian gerakan sholat, khususnya gerakan takbir, melalui pengolahan citra merupakan tantangan yang penting dalam Bidang *Computer Vision* [1]. Ketepatan dalam pengenalan gerakan ini memiliki implikasi yang signifikan, baik dalam konteks pengajaran maupun aplikasi yang lebih luas dalam teknologi ibadah [2]. Dalam pendidikan, sistem ini dapat membantu pembelajaran sholat yang sesuai dengan tuntunan, sementara dalam teknologi, aplikasi ini dapat digunakan untuk mendukung inovasi seperti alat bantu sholat berbasis *Artificial Intelligence* (AI) [2].

Urgensi penelitian ini terletak pada perlunya memastikan kesesuaian gerakan sholat dengan aturan fiqh. Identifikasi gerakan sholat yang akurat memungkinkan umat Islam meningkatkan kualitas ibadah mereka dengan mengetahui apakah gerakan yang dilakukan sudah benar atau memerlukan perbaikan [3]. Selain itu, pengembangan sistem ini juga memiliki potensi untuk diterapkan dalam pelatihan imam, pengawasan masjid cerdas, hingga monitoring pelaksanaan ibadah secara mandiri [4].

Berbagai pendekatan telah diusulkan untuk mengenali gerakan, mulai dari metode berbasis sensor hingga algoritma pengolahan citra [5]. Salah satu metode yang telah banyak digunakan dalam deteksi tepi pada citra adalah Operator Prewitt, yang efektif dalam menyoroti kontur suatu objek, termasuk posisi tangan dalam gerakan takbir [6]. Di sisi lain, operasi morfologi seperti dilasi dan erosi sering digunakan untuk memperbaiki hasil deteksi tepi dengan mengurangi noise dan meningkatkan ketajaman objek yang dideteksi [7]. Kombinasi dari deteksi tepi Prewitt dan operasi morfologi memberikan fondasi yang kuat untuk mengolah citra dalam konteks pengenalan gerakan sholat. Namun, tantangan utama terletak pada peningkatan akurasi pengklasifikasian gerakan benar dan salah setelah fitur citra diproses.

Beberapa penelitian sebelumnya telah memanfaatkan berbagai metode pengolahan citra untuk pengenalan gerakan tubuh, seperti deteksi tepi Canny, Sobel, dan algoritma *deep learning* lainnya. Contohnya, studi oleh Cheng et al. (2018) menggunakan pendekatan pengolahan citra berbasis Sobel untuk mengenali gerakan atlet [8], sementara studi lainnya oleh Agustin et al. (2020) mengintegrasikan teknik *deep learning* seperti Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi katarak [9]. Akan tetapi, penelitian-penelitian ini tidak secara khusus memfokuskan pada kombinasi operator Prewitt dan operasi morfologi untuk meningkatkan ketepatan pengenalan gerakan sholat.

Penelitian mengenai pengenalan gerakan manusia telah dilakukan dengan berbagai metode dan pendekatan. Ahmed et al. (2021) menggunakan metode *edge computing* untuk mengenali postur tubuh manusia dasar dengan akurasi 75% [20]. Meskipun menggunakan teknik pengolahan citra tradisional tanpa melibatkan *deep learning*, penelitian ini memberikan wawasan awal mengenai efektivitas metode berbasis *edge*. Selanjutnya, Qureshi et al. (2021) memanfaatkan CNN dengan transfer learning untuk mengenali pose tangan manusia secara umum. Dengan akurasi  $99.42\% \pm 0.42\%$  dan  $98.00\% \pm 0.58\%$ , penelitian ini menunjukkan keunggulan metode *deep learning* dalam pengenalan pose tangan [21].

Di sisi lain, Chaplot et al. (2024) mengembangkan model berbasis Support Vector Machine (SVM) dengan berbagai kernel untuk mengenali pose tangan manusia, mencapai akurasi 90% [22]. Meskipun menggunakan dataset yang berbeda dan tanpa pengolahan citra tambahan, penelitian ini menyoroti potensi SVM dalam pengklasifikasian gerakan. Penelitian lain oleh Sunardi et al. (2023) memadukan CNN-SVM dengan pengolahan citra tambahan berupa operasi morfologi untuk klasifikasi data citra limbah. Kombinasi ini menghasilkan akurasi tinggi sebesar 99%, membuktikan bahwa pengolahan citra tambahan dapat meningkatkan performa model [7]. Sementara itu, Fahmi et al. (2020) juga mengusulkan hybrid CNN-SVM untuk klasifikasi citra limbah, mencapai akurasi 99%. Namun, penelitian ini tidak melibatkan pengolahan citra tambahan seperti operasi morfologi [23]. Penelitian-penelitian ini menjadi dasar penting dalam memahami keunggulan dan kekurangan berbagai pendekatan pengenalan gerakan manusia, yang dapat diadaptasi untuk konteks pengenalan gerakan sholat.

*State of the Art* perbedaan antara penelitian ini dengan penelitian sebelumnya terletak pada pemanfaatan kombinasi Metode Prewitt dan Morfologi untuk pengenalan gerakan sholat, khususnya takbir, yang belum banyak dieksplorasi secara mendalam dalam studi sebelumnya. Kebaruan dari penelitian ini adalah penerapan operator Prewitt dalam deteksi tepi diikuti oleh operasi morfologi untuk memperbaiki kualitas citra sebelum ekstraksi fitur, yang kemudian digabungkan dengan pendekatan *deep learning* melalui CNN untuk pengklasifikasian gerakan.

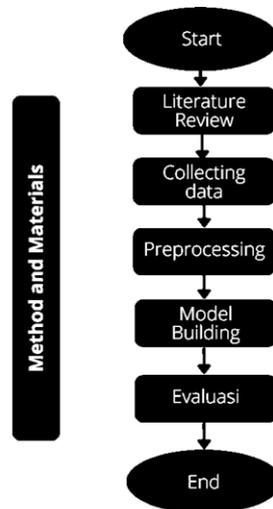
## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian terkait pengenalan gerakan sholat menggunakan pengolahan citra berbasis *deep learning*, terutama CNN, masih terbatas. Sebelumnya, studi-studi yang ada menunjukkan potensi besar dalam deteksi dan klasifikasi gerakan untuk mendukung pembelajaran dan evaluasi gerakan sholat secara otomatis. Namun, sebagian besar penelitian ini hanya berfokus pada pengenalan gerakan secara umum tanpa memperhatikan detail fiqh tertentu.

Untuk memastikan deteksi gerakan takbir sesuai pedoman yang tepat, penelitian ini mengacu pada buku fiqh shalat karya Syekh Al-Albani. Buku ini merinci parameter gerakan takbir yang meliputi kerenggangan jari, posisi tangan sejajar dengan pundak atau telinga, serta jarak tangan dari tubuh. Pendekatan ini digunakan

untuk mengembangkan model yang mampu mengenali gerakan takbir dengan akurasi yang lebih tinggi dan sesuai dengan pedoman fiqh [3].

Penelitian dimulai dengan mengumpulkan data hingga evaluasi terhadap performa model yang diajukan. Penelitian dilakukan secara sistematis dan runtut berdasarkan data dan hasil sesuai dengan yang ada pada lapangan. Pemrosesan citra dilakukan pada tahap *Preprocessing*. Pada tahap ini diimplementasikan metode Prewitt dan Morfologi untuk mengolah citra. *Machine Learning CNN* dilakukan pada tahap *model building*. Berikut Gambar 1 yang merupakan bagan alur dari penelitian secara keseluruhan.



**Gambar 1.** Bagan alur penelitian

### 2.1 *Literature Review dan Collecting Data*

Literatur terkait pengenalan gerakan shalat melalui pengolahan citra menggunakan metode *deep learning*, terutama CNN, masih sedikit dilakukan dalam beberapa tahun terakhir [10]. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa deteksi dan klasifikasi gerakan secara umum memiliki potensi besar untuk mendukung pembelajaran dan evaluasi gerakan shalat secara otomatis [11]. Namun, kebanyakan penelitian berfokus pada pengenalan gerakan secara umum tanpa memperhatikan detail fiqh tertentu yang lebih rinci [12]. Untuk memastikan bahwa deteksi gerakan takbir dilakukan sesuai dengan pedoman yang tepat, penelitian ini menggunakan referensi dari buku fiqh shalat karya Syaikh Al-Albani, yang merinci parameter gerakan takbir secara akurat [3]. Menurut literatur ini, parameter yang menentukan keabsahan gerakan takbir meliputi kerenggangan jari yang tidak terlalu lebar atau rapat, posisi tangan sejajar dengan pundak atau telinga, dan jarak tangan yang tidak terlalu dekat dengan pundak atau telinga [3].

Pengumpulan data dilakukan dengan menyusun dataset yang terdiri dari dua kategori: "Benar" dan "Salah," berdasarkan referensi buku fiqh shalat Syaikh Al-Albani. Setiap citra gerakan takbir yang dimasukkan ke dalam dataset dievaluasi terhadap parameter yang ditetapkan oleh referensi tersebut. Citra dengan kerenggangan jari yang terlalu lebar atau terlalu rapat, posisi tangan yang tidak sejajar dengan pundak atau telinga, atau tangan yang terlalu dekat dengan pundak atau telinga, diklasifikasikan sebagai kategori "Salah." Sedangkan citra yang sesuai dengan ketiga parameter ini dikategorikan sebagai "Benar." *Dataset* ini diharapkan menjadi sumber data yang representatif dalam melatih model CNN untuk mendeteksi gerakan takbir dengan akurasi tinggi, serta membantu sistem mengidentifikasi gerakan yang sesuai dengan panduan fiqh yang benar.



**Gambar 2.** Beberapa dataset dengan gerakan takbir sesuai dengan fiqh Syaikh Al-Albani

Gambar 2 menyajikan dataset dengan label benar atau 'B.' Pada Gambar 2, bagian A memperlihatkan contoh gerakan takbir yang sesuai, ditandai dengan jarak antar jari yang proporsional tidak terlalu rapat atau terlalu lebar serta posisi tangan sejajar dengan telinga. Bagian B menunjukkan contoh lain dari gerakan takbir yang benar, di mana jarak antar jari juga dalam batas proporsional dan posisi tangan sejajar dengan bahu.



**Gambar 3.** Dataset dengan Gerakan takbir yang tidak sesuai dengan fiqh Syaikh Al-Albani

Gambar 3 menampilkan dataset dengan label tidak sesuai atau 'Salah.' Pada Gambar 3, bagian A menggambarkan posisi tangan yang tidak memenuhi ketiga parameter utama, yaitu jarak antar jari yang ideal (tidak terlalu lebar atau rapat) dan posisi tangan sejajar dengan bahu atau telinga tanpa terlalu dekat. Bagian B menunjukkan jarak antar jari yang sangat rapat dan tangan terlalu dekat dengan telinga. Bagian C mengilustrasikan posisi tangan yang terlalu rapat, sementara bagian D bukan gerakan Takbir sama sekali. Bagian E menunjukkan posisi tangan yang terlalu lebar, dan pada bagian F, semua parameter telah sesuai kecuali posisi tangan yang tidak sejajar dengan telinga atau bahu.

## 2.2 Preprocessing

Prapemrosesan Data yang utama dilakukan dalam dua tahap inti yaitu pemrosesan citra dan normalisasi. Pemrosesan citra terdiri dari beberapa langkah penting. Pertama, deteksi tepi menggunakan operator Prewitt yang merupakan langkah mendasar dalam pemrosesan citra, berfungsi untuk menyoroti tepi gerakan salat pada citra grayscale [13]. Proses ini menonjolkan kontur posisi tangan selama gerakan takbir. Teknik deteksi tepi ini mengidentifikasi area dengan perubahan intensitas yang signifikan antara piksel yang berdekatan, sehingga sistem mampu menggambarkan fitur-fitur utama dari gerakan, seperti posisi tangan dan lengan [14].

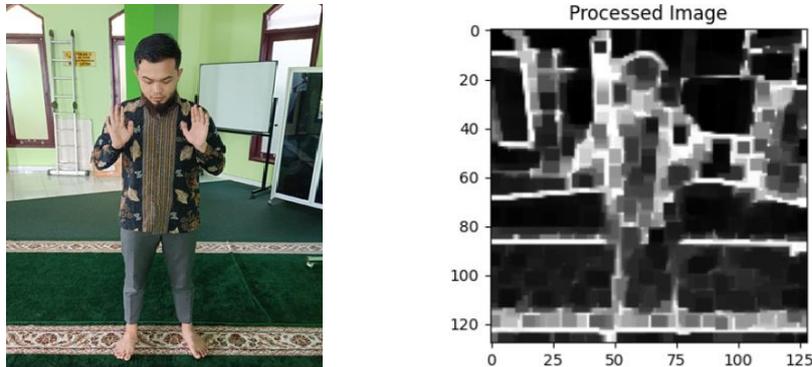
Langkah kedua, Morfologi merupakan tahapan penting untuk meningkatkan akurasi pemrosesan citra. Setelah tepi terdeteksi, kontur gerakan yang diidentifikasi disempurnakan lebih lanjut untuk menghilangkan noise yang tidak diinginkan dan memperjelas batas-batas gerakan [15]. Penyempurnaan ini dilakukan melalui operasi morfologi, yaitu dengan memperluas (dilasi) dan kemudian mengontraksi (erosi) tepi yang terdeteksi [16]. Teknik ini membantu mengisi lubang atau celah kecil pada tepi dengan memperluasnya terlebih dahulu, lalu mengecilkannya kembali untuk menghilangkan noise atau garis tipis yang tidak diperlukan. Tujuannya adalah memperoleh tepi yang bersih dan terdefinisi dengan baik sebagai representasi gerakan [17].

Langkah ketiga adalah Penskalaan dan Standarisasi, yang mencakup tahapan normalisasi dalam penelitian ini. Setelah citra diproses dan disempurnakan, nilai piksel disesuaikan agar berada dalam rentang standar. Langkah ini penting untuk memastikan konsistensi citra sehingga variasi pencahayaan atau faktor lainnya diminimalkan [18]. Proses penskalaan citra menjadi ukuran 128x128 piksel membantu menstabilkan kinerja sistem, sehingga citra dapat diperlakukan secara seragam dalam tahap analisis lebih lanjut.

Gambar 4 memperlihatkan citra asli yang belum mengalami prapemrosesan dan citra yang dibawah adalah hasil prapemrosesan yang telah melalui tahap pemrosesan citra dan normalisasi, dengan ukuran piksel seragam 128x128. *Preprocessing* bertujuan untuk mempersiapkan dataset agar sesuai dengan format dan kualitas yang dibutuhkan oleh model CNN. Berikut penjelasan langkah-langkah yang dilakukan:

### 1. Membaca dan Memuat Gambar

Dataset terdiri dari dua kategori yaitu 'B' untuk gambar dengan gerakan sholat yang benar. 'S' untuk gambar dengan gerakan sholat yang salah. Gambar diakses dari direktori menggunakan pustaka `os` dan `cv2`. Gambar dibaca dalam format grayscale menggunakan `cv2.imread` untuk mengurangi kompleksitas data.



**Gambar 4.** Dataset dengan Gerakan takbir setelah terjadi preprocessing Prewitt, *Morphology*, dan *Resize*

### 2. Resize Gambar

Gambar diubah ukurannya menjadi 128x128 piksel menggunakan `cv2.resize`. Proses ini menyamakan dimensi semua gambar agar kompatibel dengan arsitektur CNN yang dirancang.

### 3. Normalisasi Gambar

Nilai piksel gambar dinormalisasi ke rentang [0, 1] dengan membagi setiap nilai piksel dengan 255.0. Normalisasi membantu model CNN untuk melakukan perhitungan lebih stabil dan mempercepat konvergensi selama pelatihan.

### 4. Penambahan Dimensi Kanal

Gambar reshaped menjadi ukuran (jumlah\_gambar, 128, 128, 1) menggunakan `.reshape`. Penambahan dimensi kanal (1 untuk *grayscale*) diperlukan agar sesuai dengan masukan CNN.

### 5. Labeling

Setiap gambar diberi label numerik yaitu 0 untuk kategori 'B' (Benar). 1 untuk kategori 'S' (Salah). Label ini disimpan dalam array labels.

### 6. Split Dataset

Dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji menggunakan `train_test_split` dari `scikit-learn`. Proses ini memastikan data latih digunakan untuk pelatihan model, sedangkan data uji digunakan untuk evaluasi kinerja.

### 7. Augmentasi Data

Augmentasi dilakukan menggunakan `ImageDataGenerator` untuk meningkatkan variasi data latih dan mengurangi overfitting. Teknik augmentasi meliputi:

- a. Rotasi hingga 45 derajat.
- b. Pergeseran horizontal dan vertikal hingga 30%.
- c. Shearing hingga 30%.
- d. Zooming hingga 30%.
- e. Flip horizontally.
- f. Pengaturan kecerahan dalam rentang [0.4, 1.6].

Augmentasi ini menghasilkan data baru dari data latih yang ada dengan memvariasikan transformasi secara acak.

### 8. Prewitt dan Morfologi

Setelah augmentasi data, data training diolah lagi menggunakan metode Prewitt dan Morfologi sehingga citra berubah bentuk menjadi seperti Gambar 4 yang bawah.

#### 9. Hasil Akhir Preprocessing

*Dataset* setelah *preprocessing* terdiri dari  $X_{train}$  dan  $X_{test}$ : Berisi gambar-gambar yang telah dinormalisasi, diresize, dan ditambah dimensi kanal.  $y_{train}$  dan  $y_{test}$ : Berisi label untuk setiap gambar. *Dataset* siap digunakan sebagai input untuk model CNN.

### 2.4 Model dan Evaluasi CNN

Setelah dataset melalui proses Prewitt dan morfologi, langkah-langkah pembangunan model CNN dapat dijelaskan sebagai berikut. Pertama, *Input Layer* menerima data hasil *preprocessing* berupa citra *grayscale* dengan ukuran  $128 \times 128$  piksel dan satu *channel*, sehingga dimensi input yang digunakan adalah (128, 128, 1). Selanjutnya, *Convolutional Layer* menerapkan filter berukuran  $3 \times 3$  untuk mengekstraksi fitur-fitur lokal dari citra, seperti tepi, sudut, dan pola penting lainnya. Lapisan ini menggunakan fungsi aktivasi Rectified Linear Unit (ReLU) untuk memperkenalkan non-linearitas, dengan jumlah filter sebanyak 32 pada lapisan pertama dan 64 pada lapisan kedua.

Setelah proses konvolusi, *Max Pooling Layer* melakukan operasi pooling dengan ukuran  $2 \times 2$  untuk mengurangi dimensi data (*downsampling*). Tujuan dari langkah ini adalah untuk mengurangi jumlah parameter, mencegah *overfitting*, dan mempertahankan fitur-fitur yang paling penting. Kemudian, *Flatten Layer* mengubah data 2D hasil pooling menjadi vektor 1D, yang memudahkan proses pada lapisan fully connected. Sebagai contoh, data dengan ukuran  $32 \times 32 \times 64$  akan diubah menjadi vektor dengan panjang 65.536.

Pada tahap berikutnya, *Fully Connected (Dense) Layer* menghubungkan semua *neuron* di lapisan sebelumnya ke setiap *neuron* di lapisan berikutnya. Lapisan *dense* pertama terdiri dari 128 *neuron* dengan fungsi aktivasi ReLU, sedangkan lapisan *output* hanya memiliki 1 *neuron* karena model ini digunakan untuk klasifikasi biner (benar atau salah). Fungsi aktivasi *sigmoid* digunakan pada lapisan *output* untuk menghasilkan nilai probabilitas. Selain itu, *Batch Normalization* diterapkan untuk menormalisasi *output* dari lapisan *dense*, yang bertujuan mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan stabilitas model dengan menghindari masalah *vanishing/exploding gradient*. Untuk mengurangi risiko *overfitting*, *Dropout* diterapkan dengan menonaktifkan 50% *neuron* secara acak pada lapisan *dense* pertama selama proses pelatihan. *Output Layer* menghasilkan probabilitas dalam rentang  $[0, 1]$ , di mana probabilitas  $> 0,5$  menunjukkan kategori "Salah" dan probabilitas  $\leq 0,5$  menunjukkan kategori "Benar".

Model kemudian dikompilasi menggunakan *Binary Crossentropy* sebagai *loss function*, yang cocok untuk masalah klasifikasi biner, serta *optimizer* Adam dengan *learning rate* sebesar 0,00001. Metrik yang digunakan untuk mengukur performa model adalah akurasi. Proses pelatihan model dilakukan dengan *Data Augmentation* menggunakan *ImageDataGenerator* untuk meningkatkan variasi data pelatihan. Pelatihan dilakukan dengan batch size 32 dan 30 epoch.

Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan *dataset* uji. Hasil evaluasi mencakup pengukuran akurasi untuk menilai seberapa baik model mengklasifikasikan data, serta pembuatan *Confusion Matrix* untuk mengidentifikasi *true positive*, *true negative*, *false positive*, dan *false negative*. Dengan demikian, langkah-langkah ini memberikan kerangka kerja yang komprehensif dalam membangun dan mengevaluasi model CNN untuk tugas klasifikasi biner.

CNN memiliki beberapa komponen dasar: lapisan konvolusi, *pooling*, dan lapisan *fully connected* [19]. Berikut adalah rumus dan perhitungan yang sering digunakan dalam CNN:

#### 1. Convolutional Layer

Operasi konvolusi adalah proses utama dalam CNN untuk mengekstrak fitur dari gambar. Secara matematis, konvolusi antara filter ( $W$ ) dengan input gambar ( $X$ ) dapat dinyatakan sebagai:

$$(X * W)(i, j) = \sum_m \sum_n X(i + m, j + n) \cdot W(m, n) \quad (1)$$

Di sini,  $(X(i, j))$  adalah nilai piksel pada posisi  $(i, j)$  dari input, dan  $W(m, n)$  adalah nilai filter atau kernel pada posisi  $(m, n)$ . Hasil konvolusi adalah fitur map atau peta fitur yang menunjukkan bagian-bagian penting dari citra.

#### 2. Fungsi Aktivasi (Activation Function)

Fungsi aktivasi, seperti ReLU (Rectified Linear Unit), diterapkan setelah konvolusi untuk menambahkan non-linearitas. Fungsi ReLU dapat dinyatakan sebagai:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

Fungsi ini menggantikan nilai negatif dalam fitur map dengan nol, membantu CNN menangkap pola non-linear dalam data.

### 3. Pooling Layer

Pooling berfungsi untuk mengurangi dimensi fitur map dan menjaga informasi penting. Max pooling, misalnya, mengambil nilai maksimum dari setiap patch. Jika pooling size adalah  $2 \times 2$ , maka output pada posisi  $(i, j)$  adalah:

$$P(i, j) = \max(X(2i: 2i + 2, 2j: 2j + 2)) \quad (3)$$

Pooling mengurangi ukuran data, mempercepat komputasi, dan menambah ketahanan terhadap variasi lokasi.

### 4. Fully Connected Layer

Lapisan ini menghubungkan semua neuron dari lapisan sebelumnya, dan seringkali dilengkapi dengan fungsi aktivasi sigmoid atau softmax untuk klasifikasi. Jika inputnya adalah  $z$ , bobot  $w$ , dan bias  $b$ , maka output  $y$  dihitung sebagai:

$$y = \sigma(\sum w \cdot z + b) \quad (4)$$

Di sini, adalah  $\sigma$  fungsi aktivasi seperti softmax atau sigmoid.

## 2.5 Evaluasi CNN

Pada penelitian ini, evaluasi CNN dilakukan menggunakan metrik akurasi, akurasi adalah proporsi prediksi yang benar dari total prediksi. Berikut adalah rumus mencari metrik akurasinya.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah prediksi benar}}{\text{Jumlah total prediksi}} \quad (5)$$

## 3. HASIL DAN DISKUSI

### 3.1. Hasil Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi gerakan takbir yang dapat membedakan antara gerakan yang benar dan salah sesuai dengan kaidah fiqh shalat. Arsitektur CNN yang terjadi pada penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 89,2% untuk klasifikasi gerakan berbasis citra. Model CNN ini terdiri dari tiga lapisan konvolusi, yang masing-masing diikuti oleh lapisan *max pooling*. Setelah ekstraksi fitur melalui tiga lapisan ini, hasilnya diratakan dan diteruskan ke lapisan *dense* dengan 128 unit, diakhiri dengan lapisan keluaran dengan fungsi aktivasi sigmoid untuk klasifikasi biner.

Pada penelitian ini, tahapan prapemrosesan citra yang melibatkan deteksi tepi menggunakan filter Prewitt dan operasi morfologi bertujuan untuk mempersiapkan data citra agar dapat digunakan dalam model klasifikasi gerakan takbir berbasis CNN.

Filter Prewitt digunakan untuk mendeteksi tepi pada citra yang berfungsi menyoroti batasan objek dalam gambar. Filter ini mengidentifikasi perubahan intensitas piksel pada arah horizontal dan vertikal. Operasi Morfologi diterapkan setelah deteksi tepi untuk memperbaiki struktur objek dalam citra, seperti menghilangkan noise atau mempertegas bentuk objek, sehingga informasi penting dalam citra menjadi lebih jelas untuk model CNN. Hasil dari filter Prewitt dan operasi morfologi, yang berupa citra dengan struktur tepi yang lebih jelas dan terstruktur, kemudian diproses lebih lanjut dengan memasukkan citra tersebut ke dalam model CNN. Citra yang telah diproses menjadi input untuk tiga lapisan konvolusi pada model CNN. Setiap lapisan konvolusi bertugas untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra, seperti bentuk, tepi, atau tekstur yang relevan dengan gerakan takbir. Beberapa bagian penting dari proses CNN diantaranya adalah:

1. Lapisan Konvolusi (*Convolutional Layer*): Setiap lapisan konvolusi melakukan operasi konvolusi untuk mengekstraksi fitur lebih mendalam dari citra yang telah diproses. Filter yang digunakan di setiap lapisan berfungsi untuk mengenali pola-pola visual yang lebih kompleks setelah tahap prewitt dan morfologi.
2. *Max Pooling Layer*: Setelah lapisan konvolusi, diterapkan lapisan pooling (*max pooling*) untuk mengurangi dimensi peta fitur, yang juga mengurangi kompleksitas komputasi dan memfokuskan pada fitur yang paling penting.
3. *Flattening*: Setelah melalui beberapa lapisan konvolusi dan pooling, peta fitur yang dihasilkan dari lapisan-lapisan tersebut kemudian diratakan (*flattened*) menjadi vektor 1D. Proses ini memungkinkan hasil ekstraksi fitur untuk diteruskan ke lapisan fully connected.

Setelah *flattening*, hasil fitur yang telah diekstraksi diteruskan ke lapisan dense dengan 128 unit. Lapisan dense ini bertanggung jawab untuk menghubungkan semua neuron dari lapisan sebelumnya untuk melakukan pembelajaran yang lebih dalam terhadap hubungan antar fitur. Di akhir, lapisan keluaran dengan fungsi aktivasi

sigmoid digunakan untuk klasifikasi biner, yang mengklasifikasikan citra sebagai gerakan takbir yang benar atau salah sesuai dengan kaidah fiqh shalat.

Model CNN yang dikembangkan dalam penelitian ini berhasil mencapai akurasi sebesar 89,2% untuk klasifikasi gerakan takbir berbasis citra. Akurasi ini menunjukkan bahwa model dapat membedakan antara gerakan yang benar dan salah dengan baik berdasarkan fitur yang diekstraksi melalui filter Prewitt dan operasi morfologi, yang kemudian diproses dalam CNN. Dengan penjelasan ini, pembaca akan memahami bagaimana proses ekstraksi fitur menggunakan Prewitt dan morfologi berlanjut ke dalam CNN untuk menghasilkan output yang diinginkan dalam klasifikasi gerakan takbir.

Pada tahap prapemrosesan, dua metode utama digunakan: operator Prewitt dan operasi morfologi. Operator Prewitt diaplikasikan pada tahap deteksi tepi untuk menonjolkan kontur gerakan, khususnya pada posisi tangan selama takbir. Pada tahap prapemrosesan, proses identifikasi gerakan yang benar dan salah berdasarkan kaidah fiqh shalat melibatkan dua metode utama, yaitu operator Prewitt dan operasi morfologi. Kedua metode ini bekerja untuk menonjolkan fitur-fitur penting dalam citra gerakan takbir, yang kemudian dianalisis oleh model CNN untuk mengklasifikasikan gerakan tersebut.

Penggunaan Operator Prewitt untuk Deteksi Tepi: Pada tahap pertama, operator Prewitt diterapkan untuk mendeteksi tepi-tepi penting dalam citra, yang menonjolkan perubahan besar pada intensitas piksel. Dalam konteks gerakan takbir, operator Prewitt berfungsi untuk menyoroti kontur posisi tangan dan bentuk tubuh. Dengan menggunakan operator Prewitt, citra yang semula mungkin terlihat kabur atau tidak terstruktur, akan menjadi lebih jelas dengan menampilkan batas-batas yang relevan.

Deteksi Tepi pada Posisi Tangan Gerakan tangan dalam takbir memiliki pola tertentu yang dapat dikenali melalui deteksi tepi. Tepi-tepi ini bisa menunjukkan perbedaan antara posisi tangan yang benar (seperti yang diharapkan dalam kaidah fiqh shalat) dan posisi tangan yang salah. Sebagai contoh, tepi pada posisi tangan yang lebih tinggi atau lebih rendah dari posisi yang benar akan terdeteksi dengan jelas menggunakan Prewitt. Beberapa bagian penting dari hasil proses tersebut adalah:

1. Menonjolkan Kontur Gerakan: Prewitt membantu menonjolkan kontur atau batas dari tubuh dan tangan, yang memudahkan dalam memisahkan objek (tangan, lengan, tubuh) dari latar belakang citra. Ini penting karena gerakan takbir yang benar memiliki pola posisi tubuh yang lebih konsisten, sementara gerakan yang salah menunjukkan ketidaksesuaian dalam posisi tersebut.
2. Penerapan Operasi Morfologi: Setelah tahap deteksi tepi dengan Prewitt, operasi morfologi diterapkan untuk memperbaiki citra dan mempertegas fitur yang relevan. Operasi morfologi, seperti erosi dan dilation, digunakan untuk memanipulasi struktur objek dalam citra.
3. *Dilation* (Dilasi): Operasi dilasi digunakan untuk memperbesar bentuk objek yang terdeteksi, sehingga memastikan bahwa fitur yang relevan, seperti tangan dan lengan dalam gerakan takbir, lebih menonjol dan tidak hilang. Dalam hal ini, dilasi membantu menegaskan batasan tubuh atau tangan yang seharusnya berada pada posisi yang tepat.
4. *Erosion* (Erosi): Sebaliknya, operasi erosi membantu mengurangi area yang tidak relevan, menghapus noise, dan memperjelas objek yang benar-benar penting dalam citra, seperti posisi tangan yang benar. Dengan erosi, bagian citra yang tidak sesuai dengan posisi tangan yang benar bisa dihilangkan, mengurangi gangguan dari noise atau objek lain dalam gambar.
5. Mengidentifikasi Gerakan yang Benar dan Salah: Setelah proses deteksi tepi dengan Prewitt dan pemrosesan morfologi, citra akan menunjukkan posisi tangan dan tubuh yang lebih jelas. Tahap ini sangat penting untuk model CNN, yang akan menganalisis fitur-fitur tersebut untuk membedakan gerakan yang benar dan salah.
6. Gerakan yang Benar: Posisi tangan yang tepat selama takbir akan menghasilkan kontur dan tepi yang konsisten sesuai dengan posisi yang diinginkan. Misalnya, tangan yang terangkat dengan sudut dan tinggi tertentu akan menghasilkan pola yang terdeteksi secara jelas melalui Prewitt dan morfologi. Citra ini akan memberikan hasil yang "terlalu jelas" di CNN sebagai gerakan yang benar.
7. Gerakan yang Salah: Sebaliknya, jika posisi tangan atau tubuh tidak sesuai dengan kaidah fiqh shalat, misalnya tangan terlalu rendah atau terlalu tinggi, maka tepi dan kontur yang dihasilkan oleh Prewitt akan menunjukkan perbedaan yang jelas dibandingkan dengan gerakan yang benar. Operasi morfologi juga akan menghilangkan noise atau kesalahan kecil, sehingga model CNN dapat dengan mudah mengenali gerakan yang salah berdasarkan perbedaan fitur tersebut.
8. *Input* ke CNN: Setelah tahap deteksi tepi dan morfologi, citra yang telah diproses akan dijadikan input untuk CNN. Model CNN kemudian akan menganalisis fitur-fitur yang dihasilkan oleh operator Prewitt dan operasi morfologi untuk melakukan klasifikasi gerakan takbir sebagai benar atau salah. Pada akhirnya, CNN akan menghasilkan output berdasarkan pola fitur yang dikenali, memberikan prediksi apakah gerakan tersebut sesuai dengan kaidah fiqh shalat.
9. *Input* Citra (Gerakan Takbir) Citra mentah berisi gerakan takbir. Deteksi tepi untuk menonjolkan kontur tubuh dan tangan. Memperjelas struktur tangan dan tubuh, menghilangkan *noise*. Menganalisis fitur yang diekstraksi untuk mengklasifikasikan gerakan sebagai benar atau salah.

Klasifikasi gerakan takbir sebagai benar atau salah berdasarkan posisi dan struktur tangan yang terdeteksi. Proses ini menunjukkan bagaimana operator Prewitt dan operasi morfologi bekerja bersama untuk mengekstraksi informasi penting dari citra, yang kemudian digunakan oleh model CNN untuk menentukan apakah gerakan takbir yang dilakukan sesuai dengan kaidah fiqh shalat. Proses ini memungkinkan model untuk mengenali batas-batas gerakan dengan lebih jelas. Setelah itu, operasi morfologi seperti dilasi dan erosi diterapkan untuk mengurangi noise dan memperjelas kontur yang telah terdeteksi, sehingga menghasilkan citra yang lebih bersih dan siap untuk klasifikasi. Selanjutnya, citra hasil prapemrosesan dinormalisasi ke ukuran seragam 128x128 piksel untuk menjaga konsistensi selama pelatihan.

Pendekatan ini menunjukkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan penelitian-penelitian sebelumnya yang menggunakan CNN standar tanpa tambahan prapemrosesan yang kompleks. Misalnya, Qureshi et al. (2021) yang menggunakan CNN dengan *transfer learning* mencapai akurasi 99,42% pada dataset pose tangan umum, tetapi dengan jenis data yang berbeda dari dataset gerakan takbir ini. Sementara itu, Ahmed et al. (2020) menggunakan teknik pemrosesan citra tradisional tanpa integrasi *deep learning*, hanya memperoleh akurasi sebesar 75% pada dataset postur manusia sederhana. Hal ini menunjukkan bahwa dengan menggunakan CNN yang dioptimalkan untuk gerakan takbir dan ditambah dengan metode prapemrosesan yang baik, akurasi klasifikasi gerakan spesifik dapat ditingkatkan secara signifikan.

**Tabel 1.** Perbandingan dengan penelitian sebelumnya

Study	Methodology	Dataset	Accuracy	Remarks	Source
Ahmed et al. (2021)	Edge Computing	Basic human postures	75%	Used traditional image processing without deep learning. Different dataset	[20]
Qureshi et al. (2021)	CNN	General human hand poses	99.42% ± 0.42% and 98.00% ± 0.58%	Standard CNN model with transfer learning. Different dataset	[21]
Chaplot et al. (2024)	SVM	General human hand poses	90%	Using SVM with multiple kernel. Different dataset	[22]
Sunardi et al. (2023)	CNN-SVM	Waste image data	99%	Hybrid CNN-SVM model with image processing such as Morphology showing improvement over CNN alone. Different dataset.	[7]
Fahmi et al. (2020)	CNN- SVM	Waste image data	99%	Focused on hybrid between SVM and CNN method without any additional image processing but different datasets.	[23]
Proposed Method	CNN	Salat movements	89,2%	Using more complex and religious posture data, preprocessing, and fine-tuning.	

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi gerakan takbir yang dapat membedakan antara gerakan yang benar dan salah sesuai dengan kaidah fiqh shalat. Arsitektur CNN yang diusulkan menghasilkan akurasi sebesar 89,2% untuk klasifikasi berbasis citra. Model ini terdiri dari tiga lapisan konvolusi, *max pooling*, dan lapisan *dense* dengan fungsi aktivasi *sigmoid* untuk klasifikasi biner. Tahapan prapemrosesan citra, yaitu deteksi tepi menggunakan filter Prewitt dan operasi morfologi, mempersiapkan data secara optimal agar model dapat mengenali pola gerakan dengan lebih baik.

Penerapan pendekatan ini memiliki berbagai potensi dalam kehidupan nyata. Model ini dapat digunakan dalam aplikasi pendidikan, seperti membantu siswa madrasah atau peserta pelatihan shalat untuk memperbaiki gerakan takbir mereka secara otomatis. Selain itu, model ini dapat diintegrasikan ke dalam perangkat lunak berbasis kamera untuk memberikan umpan balik *real-time* kepada pengguna.

Namun, terdapat beberapa batasan dalam penerapannya. *Dataset* penelitian ini, misalnya, hanya melibatkan partisipan laki-laki, sehingga efektivitasnya untuk mengenali gerakan perempuan perlu diuji lebih lanjut. Selain itu, kondisi pencahayaan, latar belakang, dan sudut pengambilan gambar dapat memengaruhi kinerja model.

Implikasi dari penelitian ini menunjukkan pentingnya kombinasi antara fiqh Islam dan teknologi visi komputer. Dengan mengintegrasikan parameter yang dirumuskan oleh Shaykh Al-Albani, model ini tidak hanya relevan secara teknis tetapi juga memiliki validitas teologis. Namun, perlu ada studi lanjutan untuk memperluas cakupan dataset agar mencakup variasi postur berdasarkan faktor seperti usia, jenis kelamin, dan kondisi fisik tertentu.

Untuk selanjutnya, penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menambahkan fitur-fitur seperti pengenalan gerakan dalam rangkaian (*sequence recognition*) untuk mendeteksi shalat secara keseluruhan. Selain itu, pendekatan hibrida dengan metode lain, seperti CNN-SVM, dapat dieksplorasi untuk

meningkatkan akurasi model. Integrasi teknologi ini diharapkan mampu mendukung pembelajaran dan evaluasi ibadah secara lebih efektif dan inklusif.

### 3.2. Diskusi

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang diusulkan memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan gerakan takbir, meskipun akurasinya masih lebih rendah dibandingkan beberapa penelitian lain yang menggunakan dataset umum dengan kompleksitas lebih rendah. Hal ini mengindikasikan bahwa dataset gerakan takbir yang digunakan dalam penelitian ini memiliki tingkat kesulitan lebih tinggi karena sifatnya yang spesifik dan berbasis kaidah keagamaan.

Secara pemodelan, penggunaan prapemrosesan dengan filter Prewitt dan operasi morfologi terbukti efektif dalam memperjelas fitur penting pada citra sebelum diproses oleh CNN. Hal ini menunjukkan bahwa penambahan tahapan prapemrosesan dapat meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola yang lebih kompleks. Namun, perlu dicatat bahwa peningkatan akurasi dengan pendekatan ini masih memiliki batasan, khususnya ketika data memiliki variasi yang sangat tinggi, seperti pencahayaan yang buruk atau sudut kamera yang tidak standar.

Dari sisi kasus, penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam konteks penerapan teknologi untuk mendukung praktik ibadah. Model ini tidak hanya memberikan solusi teknis tetapi juga dapat mendorong pendekatan baru dalam pengembangan sistem evaluasi shalat berbasis teknologi. Di sisi lain, tantangan seperti sensitivitas gerakan tertentu, potensi bias gender, serta keberagaman postur pengguna memerlukan perhatian lebih untuk memastikan aplikasi ini dapat digunakan secara inklusif.

## 4. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini menunjukkan bahwa model klasifikasi berbasis CNN yang dirancang dengan prapemrosesan khusus, yaitu deteksi tepi menggunakan operator Prewitt dan operasi morfologi, efektif dalam membedakan gerakan takbir yang benar dan salah sesuai kriteria fiqh shalat. Model CNN yang dibangun berhasil mencapai akurasi sebesar 89,2%, menunjukkan bahwa penggunaan prapemrosesan yang terstruktur dapat meningkatkan performa klasifikasi secara signifikan dalam konteks data gerakan shalat yang lebih kompleks. Hasil ini menegaskan bahwa model CNN, dengan dukungan teknik prapemrosesan lanjutan, dapat diandalkan untuk aplikasi klasifikasi citra berbasis gerakan yang membutuhkan ketelitian tinggi, khususnya dalam konteks pengenalan gerakan ibadah. Temuan ini tidak hanya menawarkan solusi teknis tetapi juga membuka jalan bagi aplikasi teknologi dalam mendukung pelaksanaan praktik ibadah yang sesuai dengan standar fiqh.

Namun, penelitian ini memiliki beberapa batasan yang perlu diperhatikan sebagai bahan untuk pengembangan lebih lanjut. Pertama, dataset yang digunakan hanya mencakup partisipan laki-laki, sehingga efektivitas model untuk mengenali gerakan perempuan belum teruji. Kedua, kondisi lingkungan seperti variasi pencahayaan, latar belakang, dan sudut pengambilan gambar masih dapat memengaruhi kinerja model, menunjukkan perlunya pengujian pada dataset yang lebih beragam. Ketiga, penelitian ini hanya berfokus pada gerakan takbir tanpa memperhatikan rangkaian gerakan shalat secara keseluruhan, sehingga implementasi model dalam skenario nyata masih terbatas. Ke depan, pengembangan model dengan kemampuan pengenalan rangkaian gerakan (sequence recognition) akan menjadi langkah penting untuk menciptakan solusi yang lebih komprehensif. Selain itu, eksplorasi pendekatan hibrida, seperti kombinasi CNN dengan metode SVM, dapat membantu meningkatkan akurasi dan robustitas model dalam menangani data dengan variasi yang lebih kompleks. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar bagi pengembangan sistem evaluasi ibadah berbasis teknologi yang lebih inklusif, akurat, dan adaptif terhadap berbagai kondisi nyata.

## REFERENSI

- [1] Astriani, N. Latifah, and I. Lutfi, "Monitoring Gerakan Shalat Melalui Kamera Dengan Metode Pose Predict," *J. Qua Tek.*, vol. 12, no. 2, pp. 28–38, 2022, doi: 10.35457/quateknika.v12i2.2324.
- [2] R. A. Ahmadi, J. Adler, and S. L. Ginting, "Teknologi Augmented Reality Sebagai Media Pembelajaran Gerakan Shalat," *Pros. Semin. Nas. Komput. dan Inform.*, vol. 2017, pp. 978–602, 2017.
- [3] S. M. N. Al-Albani, *Sifat Shalat Nabi Shallallaahu 'Alaihi Wa sallam: Seakan-akan Anda Menyaksikannya = Shifatu Shalat an-Nabi Shallallaahu 'Alaihi Wa sallam: Min at-Takbir Ila at Taslim Ka' annaka Taraha Sifat Shalat Nabi Shallallaahu 'Alaihi Wa sallam: Seakan-akan Anda Meny.* Indonesia. Jakarta: Darul Haq, 2013.
- [4] Dedi ardiansyah and Miftahul Ulum, "Mengungkap Rahasia Kedahsyatan Gerakan Shalat Bagi Kesehatan Tubuh," *Excel. J. Islam. Educ. Manag.*, vol. 3, no. 01, pp. 77–89, 2023, doi: 10.21154/excelencia.v3i01.1780.
- [5] I. Y. Nasution, *Penerapan algoritma brute force untuk pengenalan gerakan sholat berdasarkan empat madzhab berbasis augmented reality.* 2019.
- [6] J. S. Yadav and P. Shyamala Bharathi, "Edge Detection of Images using Prewitt Algorithm Comparing with Sobel Algorithm to Improve Accuracy," in *2022 3rd International Conference on Intelligent*

- Engineering and Management (ICIEM)*, 2022, pp. 351–355. doi: 10.1109/ICIEM54221.2022.9853193.
- [7] Sunardi, A. Yudhana, and M. Fahmi, “SVM-CNN Hybrid Classification for Waste Image Using Morphology and HSV Color Model Image Processing,” *Trait. du Signal*, vol. 40, no. 4, pp. 1763–1769, 2023, doi: 10.18280/ts.400446.
- [8] L. Cheng, “Athletes’ Action Recognition and Posture Estimation Algorithm Based on Image Processing Technology,” *J. Electr. Syst.*, vol. 20, no. 6s, pp. 2059–2069, 2024, doi: 10.52783/jes.3121.
- [9] S. Agustin, E. N. Putri, and I. N. Ichsan, “Design of A Cataract Detection System based on The Convolutional Neural Network,” *J. ELTIKOM*, vol. 8, no. 1, pp. 1–8, 2024, doi: 10.31961/eltikom.v8i1.1019.
- [10] R. M. Iqbal, “Human Movement Detection System when Coughing Using Convolutional Neural Network (CNN).” Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya, 2022.
- [11] A. Koubaa *et al.*, “Activity Monitoring of Islamic Prayer (Salat) Postures using Deep Learning,” *Proc. - 2020 6th Conf. Data Sci. Mach. Learn. Appl. CDMA 2020*, pp. 106–111, 2020, doi: 10.1109/CDMA47397.2020.00024.
- [12] M. H. El-Hoseiny and E. Shaban, “Muslim prayer actions recognition,” *2009 Int. Conf. Comput. Electr. Eng. ICCEE 2009*, vol. 1, pp. 460–465, 2009, doi: 10.1109/ICCEE.2009.68.
- [13] M. Karahan, H. Kurt, and C. Kasnakoglu, “Moving Object Detection and Counting in Traffic with Gaussian Mixture Models and Vehicle License Plate Recognition with Prewitt Method,” *ISMSIT 2022 - 6th Int. Symp. Multidiscip. Stud. Innov. Technol. Proc.*, no. October, pp. 32–36, 2022, doi: 10.1109/ISMSIT56059.2022.9932687.
- [14] S. Rahmawati, R. Devita, R. H. Zain, E. Rianti, N. Lubis, and A. Wanto, “Prewitt and Canny Methods on Inversion Image Edge Detection: An Evaluation,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1933, no. 1, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1933/1/012039.
- [15] A. Susanto, Z. H. Dewantoro, C. A. Sari, D. R. I. M. Setiadi, E. H. Rachmawanto, and I. U. W. Mulyono, “Shallot Quality Classification using HSV Color Models and Size Identification based on Naive Bayes Classifier,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1577, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1577/1/012020.
- [16] M. Fahmi, A. Yudhana, and S. Sunardi, “Image Processing Using Morphology on Support Vector Machine Classification Model for Waste Image,” *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 22, no. 3, pp. 553–566, 2023, doi: 10.30812/matrik.v22i3.2819.
- [17] K. Kangune, V. Kulkarni, and P. Kosamkar, “Grapes Ripeness Estimation using Convolutional Neural network and Support Vector Machine,” *2019 Glob. Conf. Adv. Technol. GCAT 2019*, no. March, 2019, doi: 10.1109/GCAT47503.2019.8978341.
- [18] A. Semma, S. Lazrak, Y. Hannad, M. Boukhani, and Y. El Kettani, “Writer Identification: The Effect Of Image Resizing On Cnn Performance,” *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci. - ISPRS Arch.*, vol. 46, no. 4/W5-2021, pp. 501–507, 2021, doi: 10.5194/isprs-Archives-XLVI-4-W5-2021-501-2021.
- [19] Sunardi, A. Yudhana, and M. Fahmi, “Improving Waste Classification Using Convolutional Neural Networks: An Application of Machine Learning for Effective Environmental Management,” *Rev. d’Intelligence Artif.*, vol. 37, no. 4, pp. 845–855, 2023, doi: 10.18280/ria.370404.
- [20] A. Shihab Ahmed, “Comparative Study Among Sobel, Prewitt and Canny Edge Detection Operators Used in Image Processing,” *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 15, no. 19, p. 19, 2018, [Online]. Available: [www.jatit.org](http://www.jatit.org)
- [21] M. F. Qureshi, Z. Mushtaq, M. Z. u. Rehman, and E. N. Kamavuako, “Spectral Image-Based Multiday Surface Electromyography Classification of Hand Motions Using CNN for Human–Computer Interaction,” *IEEE Sens. J.*, vol. 22, no. 21, pp. 20676–20683, 2022, doi: 10.1109/JSEN.2022.3204121.
- [22] L. Chaplot, S. Houshmand, K. B. Martinez, J. Andersen, and H. Rouhani, “Optimizing Sensor Placement and Machine Learning Techniques for Accurate Hand Gesture Classification,” *Electron.*, vol. 13, no. 15, pp. 1–12, 2024, doi: 10.3390/electronics13153072.
- [23] M. Fahmi and A. Yudhana, “Pemilahan Sampah Menggunakan Model Klasifikasi Support Vector Machine Gabungan dengan Convolutional Neural Network,” *J. Ris. Komputer*, vol. 10, no. 1, pp. 2407–389, 2023, doi: 10.30865/jurikom.v10i1.5468.