

## PENGENALAN AKSARA INCUNG MENGUNAKAN METODE HIDDEN MARKOV MODEL

Agung Kristanto<sup>1</sup>, Kartono Pinaryanto<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Universitas Sanata Dharma

Paingan, Maguwoharjo, Depok, Sleman, Yogyakarta 55281

<sup>1</sup>agungkristanto15@gmail.com, <sup>2</sup>kartono@usd.ac.id

### ABSTRAK

Aksara Incung merupakan warisan budaya yang memerlukan upaya pelestarian melalui digitalisasi dan sistem pengenalan otomatis. Penelitian ini mengembangkan sistem pengenalan aksara Incung menggunakan metode *Hidden Markov Model* (HMM) dengan kombinasi ekstraksi fitur *Intensity of Character* (IoC) dan *Mark Direction*. Dataset terdiri dari 53 kelas aksara dengan 90 sampel citra per kelas. Evaluasi sistem dilakukan menggunakan *k-fold cross validation* ( $k=3$  dan  $k=5$ ) dengan variasi jumlah *state* 2 hingga 30. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi HMM dengan ekstraksi ciri IoC  $5 \times 5$  dan *k-fold* 5 menghasilkan akurasi terbaik sebesar 82.94%, sementara IoC  $4 \times 4$  mencapai 82.49% dan IoC  $3 \times 3$  mencapai 78.13%. Metode *Mark Direction* menghasilkan akurasi yang lebih rendah, dengan nilai 43.40% untuk arah vertikal dan 32.85% untuk arah horizontal. Penggunaan *k-fold* 5 secara konsisten memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan *k-fold* 3, sementara jumlah *state* tidak menunjukkan pengaruh signifikan terhadap akurasi. Penelitian ini membuktikan efektivitas HMM dalam pengenalan aksara Incung, terutama ketika dikombinasikan dengan ekstraksi ciri IoC yang memiliki kompleksitas fitur lebih tinggi.

**Kata Kunci:** Aksara Incung, Hidden Markov Model, Intensity of Character, Mark Direction, K-fold Cross Validation, Ekstraksi Ciri

### ABSTRACT

The Incung script is a cultural heritage that requires preservation efforts through digitalization and automatic recognition systems. This research develops an Incung script recognition system using the Hidden Markov Model (HMM) method combined with Intensity of Character (IoC) and Mark Direction feature extraction. The dataset consists of 53 character classes with 90 image samples per class. System evaluation was conducted using *k-fold cross validation* ( $k=3$  and  $k=5$ ) with state variations ranging from 2 to 30. The results showed that the combination of HMM with  $5 \times 5$  IoC feature extraction and *k-fold* 5 achieved the best accuracy of 82.94%, while  $4 \times 4$  IoC achieved 82.49% and  $3 \times 3$  IoC reached 78.13%. The Mark Direction method produced lower accuracy, with 43.40% for vertical direction and 32.85% for horizontal direction. The use of *k-fold* 5 consistently provided better results compared to *k-fold* 3, while the number of states showed no significant effect on accuracy. This research demonstrates the effectiveness of HMM in Incung script recognition, particularly when combined with IoC feature extraction that has higher feature complexity.

**Keywords:** Incung Script, Hidden Markov Model, Intensity of Character, Mark Direction, K-fold Cross Validation, Feature Extraction.

## I. PENDAHULUAN

Indonesia sebagai negara kepulauan yang luas memiliki warisan kekayaan budaya yang beragam, salah satunya terwujud dalam bentuk aksara. Di antara beragam aksara nusantara, terdapat aksara Incung yang berasal dari kebudayaan masyarakat di daerah Kerinci, Jambi. Keberadaan aksara Incung telah digunakan secara luas pada abad ke-14 M [1]. Pelestarian aksara Incung menjadi penting sebagai upaya untuk memperkaya kebudayaan daerah Kerinci maupun bangsa Indonesia secara keseluruhan [2].

Perkembangan teknologi modern yang semakin pesat membuat berbagai permasalahan mampu dipecahkan melalui komputasi menggunakan komputer [3]. Salah satu model komputasi machine learning seperti *Hidden Markov Model* (HMM) telah menunjukkan kemampuannya dalam menangani masalah-masalah kompleks seperti pengenalan pola, pengenalan wajah, pencitraan medis, prediksi saham dan lain sebagainya [4].

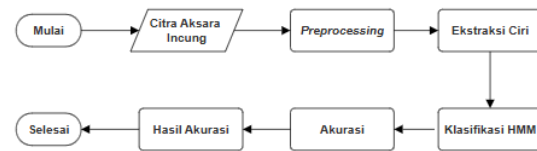
Beberapa penelitian terdahulu telah membuktikan keefektifan metode *Hidden Markov Model* dalam berbagai kasus pengenalan pola. Referensi [5] menggunakan metode HMM untuk pengenalan tulisan tangan Arab dan mendapatkan akurasi 87%. Penelitian [6] dalam pengenalan wajah menggunakan HMM mencapai akurasi 95.9%. Sementara itu, [7] menggunakan *Hidden Markov Model* untuk pengenalan tulisan tangan online yang menghasilkan efisiensi 80%.

Berdasarkan keberhasilan implementasi HMM pada penelitian-penelitian sebelumnya, penelitian ini bertujuan untuk menguji tingkat keberhasilan pengenalan aksara Incung menggunakan metode *Hidden Markov Model*. Penggunaan teknologi modern dalam pengenalan aksara tradisional ini diharapkan dapat menarik minat generasi muda untuk mempelajari aksara Incung, sekaligus berkontribusi dalam pelestarian warisan budaya Indonesia. Dengan demikian, warisan leluhur dapat terjaga dan lestari melalui pendekatan yang relevan dengan perkembangan zaman.

## II. METODOLOGI PENELITIAN

Berdasarkan Gambar 1. penelitian ini mengembangkan sistem pengenalan aksara Incung menggunakan metode *Hidden Markov Model*. Sistem yang dirancang terdiri dari beberapa tahapan utama yaitu akuisisi data, *preprocessing*, ekstraksi ciri, dan klasifikasi. Tulisan aksara Incung dari responden melalui proses pemindaian untuk menghasilkan data citra digital. Citra hasil pemindaian selanjutnya melalui proses *preprocessing* yang meliputi binerisasi, reduksi derau, segmentasi, *resize*, dan penipisan. Hasil *preprocessing* kemudian diekstraksi cirinya

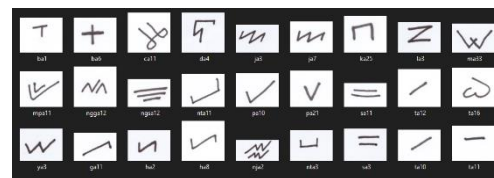
menggunakan metode IoC (*Intensity of Character*) atau *Mark Direction*. Ciri yang diperoleh digunakan sebagai input untuk proses klasifikasi menggunakan HMM. Hasil klasifikasi berupa label yang kemudian dievaluasi untuk mengukur akurasi dari penggunaan metode klasifikasi HMM



Gambar. 1 Diagram Perancangan Sistem

### A. Akuisisi Data (Citra aksara incung)

Akuisisi data merupakan tahap awal dalam penelitian ini yang bertujuan untuk mendapatkan citra digital dari aksara Incung. Proses akuisisi dilakukan dengan memindai tulisan tangan aksara Incung yang ditulis oleh 90 responden berbeda pada kertas ukuran A4 dengan tujuan untuk mendapatkan variasi bentuk tulisan tangan. Proses pemindaian menggunakan scanner menghasilkan citra digital dalam format RGB yang selanjutnya akan dilakukan proses *cropping*. Tahap *cropping* dilakukan untuk memisahkan setiap karakter aksara Incung dari citra hasil pemindaian. Proses *cropping* dilakukan secara manual menggunakan Adobe Photoshop dengan tujuan mendapatkan bentuk karakter aksara secara utuh tanpa adanya area yang tidak diperlukan di sekitar citra aksara. Hasil dari proses *cropping* ini adalah citra-citra individual dari setiap karakter aksara Incung yang siap untuk diproses pada tahap *preprocessing*. Hasil akuisi citra aksara incung dapat dilihat digambar 2.



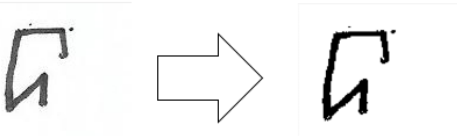
Gambar 2. Data akuisi citra aksara incung

### B. Preprocessing

*Preprocessing* merupakan tahapan penting untuk mempersiapkan citra agar optimal untuk proses pengenalan dan pengujian aksara. Citra RGB hasil pemindaian melalui serangkaian proses yang terdiri dari binerisasi, reduksi derau, segmentasi, *resize*, dan penipisan. Setiap proses ini memiliki peran penting dalam menghasilkan citra yang berkualitas untuk tahap ekstraksi ciri. Berikut adalah langkah-langkah utama dalam *preprocessing* :

### 1. Binerisasi

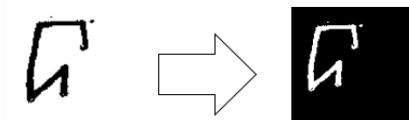
Proses binerisasi dilakukan untuk mengubah citra RGB menjadi citra biner (hitam-putih). Implementasi binerisasi menggunakan fungsi `im2bw` pada MATLAB yang mengkonversi citra menjadi format biner dengan nilai piksel 0 dan 1. Gambar 2 adalah contoh hasil proses binerisasi. Proses ini penting untuk mempermudah tahap ekstraksi ciri dengan menyederhanakan representasi citra menjadi dua nilai intensitas.



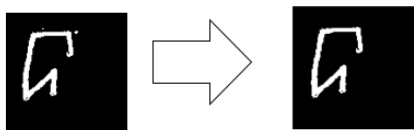
Gambar. 3 Proses Binerisasi Citra Aksara Da

### 2. Reduksi Derau

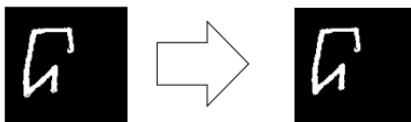
Pada tahap reduksi derau, dilakukan serangkaian proses untuk membersihkan citra dari *noise*. Pertama, dilakukan inversi warna menggunakan fungsi `imcomplement` di MATLAB, di mana *background* putih (1) diubah menjadi hitam (0) dan *foreground* hitam (0) menjadi putih (1). Hasil proses Inversi dapat dilihat pada Gambar 3. Selanjutnya, diterapkan teknik Area open menggunakan fungsi `bwareaopen` untuk menghilangkan piksel-piksel yang bukan merupakan bagian dari karakter aksara, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4. Proses kemudian dilanjutkan dengan pengisian lubang menggunakan fungsi `imfill` yang hasilnya dapat diamati pada Gambar 5. Tahap akhir adalah proses inversi warna kembali untuk mengembalikan tampilan citra seperti semula, dengan hasil yang dapat dilihat pada Gambar 6.



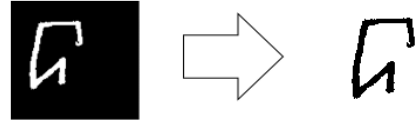
Gambar. 4 Hasil Proses Pertama Inversi Citra Aksara Da



Gambar. 5 Hasil Proses Reduksi Derau Citra Aksara Da



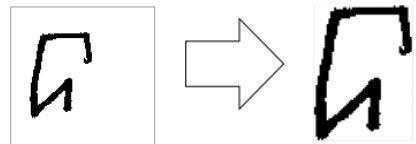
Gambar. 6 Hasil Proses *Imfill* Citra Aksara Da



Gambar. 7 Hasil Proses Kedua Inversi Citra Aksara Da

### 3. Segmentasi

Segmentasi merupakan proses untuk memotong tepi setiap aksara menggunakan metode profil proyeksi. Gambar 7 adalah hasil proses segmentasi profil proyeksi. Tahap ini penting untuk mempersiapkan citra sebelum proses ekstraksi ciri, sehingga ciri yang dihasilkan dapat digunakan secara efektif dalam proses klasifikasi.



Gambar. 8 Hasil Proses Segmentasi Citra Aksara Da

### 4. Resize

Proses *resize* dilakukan untuk menyeragamkan ukuran citra aksara menggunakan fungsi `imresize` pada MATLAB dengan ukuran 60x60 piksel seperti Gambar 8. Standardisasi ukuran ini penting karena pada tahap sebelumnya, ukuran citra masih bervariasi. Penyeragaman ukuran memastikan konsistensi dalam proses ekstraksi ciri.



Gambar. 9 Hasil Proses Resize

### 5. Penipisan

Penipisan karakter aksara menggunakan metode *Rosenfeld* seperti Gambar 9 bertujuan untuk menghasilkan kerangka aksara dengan ketebalan satu piksel. Algoritma ini bekerja dengan membuang piksel-piksel tepi (*edge*) secara iteratif hingga tersisa struktur dasar aksara. Hasil penipisan ini memudahkan proses ekstraksi ciri dengan menyederhanakan bentuk karakter namun tetap mempertahankan informasi morfologis yang penting.



Gambar. 10 Hasil Proses Penipisan

### C. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan tahapan untuk memperoleh karakteristik penting dari citra aksara yang dapat digunakan untuk membedakan satu aksara dengan aksara lainnya. Dalam penelitian ini, digunakan dua metode ekstraksi ciri yaitu *Intensity of Character* (IoC) dan *Mark Direction*.

#### 1. *Intensity of Character* (IoC)

Metode IoC mengekstrak ciri dengan mengkonversi matriks hasil segmentasi menjadi matriks baru berukuran  $N \times N$ . Proses ini dilakukan dengan menghitung jumlah piksel hitam dalam setiap region matriks, di mana ukuran region ditentukan oleh pembagian ukuran gambar dengan ukuran matriks IoC yang diinginkan.

#### 2. *Mark Direction*

Metode *Mark Direction* menganalisis arah goresan pada aksara dengan menghitung jumlah piksel hitam dalam empat arah utama: diagonal kiri, diagonal kanan, horizontal, dan vertikal. Hasil analisis ini memberikan informasi tentang karakteristik goresan yang membentuk aksara Incung.

### D. Klasifikasi HMM

Implementasi *Hidden Markov Model* (HMM) dalam pengenalan aksara Incung memerlukan dua tahap utama yaitu pelatihan dan pengujian.

#### 1. Tahap Pelatihan HMM

Tahap pelatihan bertujuan untuk membangun model yang dapat merepresentasikan karakteristik dari setiap aksara Incung. Proses ini menggunakan algoritma *Baum-Welch* dengan metode re-estimasi parameter untuk mengoptimalkan model HMM. Tahap pelatihan dimulai dari data latih yang kemudian diproses melalui inisialisasi model, dilanjutkan dengan estimasi parameter hingga mencapai konvergensi yang menghasilkan parameter HMM optimal.

##### a. Inisialisasi lemen-elemen HMM

Pemodelan HMM didasarkan pada tiga matriks probabilitas utama yang saling terkait. Ketiga matriks tersebut adalah matriks transisi antar *state* (A), matriks probabilitas pengamatan suatu *state* (B), dan

matriks probabilitas awal *state* ( $\pi$ ). Dalam penelitian ini, digunakan HMM tipe ergodic di mana ketiga matriks parameter tersebut dibangkitkan secara acak dengan nilai yang dinormalisasi ke satu. Nilai-nilai awal dari matriks A, B, dan  $\pi$  ini selanjutnya akan mengalami proses re-estimasi selama tahap pelatihan untuk mendapatkan parameter yang optimal dalam merepresentasikan karakteristik aksara.

#### b. Re-estimasi Parameter HMM

Proses re-estimasi parameter merupakan inti dari tahap pelatihan HMM yang mengimplementasikan algoritma *Baum-Welch*. Setiap model  $\lambda = (A, B, \pi)$  awal akan mengalami adaptasi secara berulang hingga diperoleh model yang optimal. Proses iterasi re-estimasi akan terus berlangsung hingga tercapai konvergensi atau mencapai jumlah iterasi maksimal yang telah ditentukan. Parameter  $\lambda$  terdiri dari tiga komponen utama yaitu A (distribusi probabilitas transisi antar *state*), B (distribusi probabilitas simbol observasi), dan  $\pi$  (distribusi inisialisasi *state*), dengan O sebagai objek pengamatan. Dalam implementasinya, sistem menggunakan nilai epsilon sebesar  $10^{-3}$  sebagai batas konvergensi untuk meminimalkan selisih perubahan nilai *likelihood* antara iterasi.

#### 2. Tahap Pengujian HMM

Tahap pengujian merupakan proses evaluasi model HMM yang telah dilatih untuk mengenali aksara Incung baru. Proses ini dimulai dengan data uji yang akan dihitung probabilitasnya terhadap setiap model yang telah dibentuk pada tahap pelatihan. Pengujian dilakukan dengan mengkomputasi probabilitas data uji terhadap sejumlah model yang tersedia, di mana setiap model merepresentasikan satu kelas aksara Incung.

##### a. Proses Klasifikasi

Klasifikasi aksara dilakukan dengan menghitung nilai *likelihood* dari data pengujian terhadap setiap model  $\lambda = (A, B, \pi)$  yang telah dihasilkan dari proses pelatihan. Sistem akan membandingkan probabilitas data uji terhadap seluruh model dan memilih model dengan nilai *likelihood* tertinggi. Indeks dari model dengan *likelihood* maksimum kemudian digunakan untuk mencari kelas aksara yang sesuai dalam database yang telah dibentuk selama proses pelatihan. Hasil akhir dari proses ini adalah

identifikasi jenis aksara Incung yang sesuai dengan karakteristik data uji.

**b. Komputasi Maximum Likelihood**

Proses penentuan kelas aksara dilakukan dengan menghitung probabilitas maksimum dari rangkaian observasi yang dibangkitkan oleh setiap model. Sistem melakukan komputasi probabilitas secara paralel untuk setiap model yang tersedia, kemudian membandingkan hasil probabilitas tersebut untuk menentukan model mana yang memberikan nilai *likelihood* tertinggi. Model dengan *likelihood* tertinggi akan menentukan kelas aksara yang sesuai dengan data uji yang diproses.

**E. Akurasi**

Penelitian ini mengimplementasikan dua metode ekstraksi fitur utama yaitu *Intensity of Character* (IoC) dan *Mark Direction*, dengan beberapa variasi parameter untuk mengevaluasi efektivitas sistem pengenalan aksara Incung. Pengujian dilakukan secara sistematis menggunakan metode *k-fold cross validation* dengan nilai  $k=3$  dan  $k=5$  untuk memastikan validitas hasil evaluasi.

Metode IoC diuji dengan tiga variasi ukuran matriks yang berbeda untuk menganalisis pengaruh dimensi fitur terhadap akurasi pengenalan. Variasi pertama menggunakan matriks  $3 \times 3$  yang menghasilkan 9 fitur, variasi kedua menggunakan matriks  $4 \times 4$  dengan 16 fitur, dan variasi ketiga menggunakan matriks  $5 \times 5$  yang menghasilkan 25 fitur. Setiap variasi ukuran matriks ini memberikan tingkat detail yang berbeda dalam merepresentasikan karakteristik aksara.

Untuk metode *Mark Direction*, pengujian dilakukan dalam dua kategori. Kategori pertama berfokus pada analisis arah goresan horizontal dan vertikal secara terpisah, di mana masing-masing menghasilkan 9 fitur. Kategori kedua menggabungkan analisis empat arah goresan yaitu diagonal kiri, diagonal kanan, horizontal, dan vertikal, yang menghasilkan total 36 fitur. Pendekatan ini memungkinkan evaluasi komprehensif terhadap kontribusi setiap arah goresan dalam pengenalan aksara.

Kombinasi variasi metode ekstraksi fitur ini menghasilkan enam skenario pengujian yang berbeda: tiga skenario untuk IoC dengan ukuran matriks yang berbeda (9, 16, dan 25 fitur), dua skenario untuk *Mark Direction* arah tunggal (masing-masing 9 fitur untuk horizontal dan vertikal), dan satu skenario untuk *Mark Direction* multi-arah (36 fitur). Setiap skenario diuji menggunakan *k-fold cross validation* untuk mendapatkan hasil evaluasi yang objektif dan dapat diandalkan. Rangkuman skenario pengujian dapat dilihat pada Tabel I.

Tabel I  
Skenario Pengujian

Nama Ciri	Ekstraksi Ciri	Jumlah Ciri
Data Ciri 1	IoC (3x3)	9
Data Ciri 2	IoC (4x4)	16
Data Ciri 3	IoC (5x5)	25
Data Ciri 4	Mark Direction (Horz)	9
Data Ciri 5	Mark Direction (Vert)	9
Data Ciri 6	Mark Direction (Dig1, Dig2, Horz, Vert)	36

**III. HASIL DAN ANALISA**

Pengujian sistem pengenalan aksara Incung dilakukan terhadap dataset yang terdiri dari 53 kelas aksara, di mana setiap kelas memiliki 90 sampel citra. Evaluasi dilakukan menggunakan metode *k-fold cross validation* dengan nilai  $k=3$  dan  $k=5$ , serta variasi jumlah *state* dari 2 hingga 30 *state*. Pengujian mencakup enam variasi ekstraksi ciri yang berbeda untuk menganalisis efektivitas masing-masing pendekatan.

Hasil dari pengujian tersebut secara detail disajikan pada Tabel II dan Tabel III yang menampilkan persentase rata-rata akurasi pengenalan aksara Incung untuk setiap variasi data ciri. Tabel II menyajikan hasil pengujian untuk Data Ciri 1 hingga Data Ciri 3 yang menggunakan metode IoC dengan variasi ukuran matriks  $3 \times 3$ ,  $4 \times 4$ , dan  $5 \times 5$ , sedangkan Tabel III menampilkan hasil untuk Data Ciri 4 hingga Data Ciri 6 yang menggunakan metode *Mark Direction* dengan variasi arah goresan. Kedua tabel tersebut memperlihatkan perbandingan akurasi menggunakan *k-fold 3* dan *k-fold 5* untuk setiap variasi jumlah *state* yang diuji, memberikan gambaran komprehensif tentang performa sistem dalam mengenali aksara Incung dengan berbagai parameter dan metode ekstraksi ciri yang berbeda.

Tabel II  
Hasil Persentase Rata-Rata Akurasi Keseluruhan Data Citra 1, 2 Dan 3

No	Jumlah State	Data Ciri 1		Data Ciri 2		Data Ciri 3	
		K-Fold 3 (%)	K-Fold 5 (%)	K-Fold 3 (%)	K-Fold 5 (%)	K-Fold 3 (%)	K-Fold 5 (%)
1	2	58.49	59.77	55.81	56.00	52.58	51.93
2	4	72.16	72.81	73.77	74.23	71.43	72.64
3	6	76.00	77.19	78.45	79.12	75.41	76.37
4	8	77.25	77.82	80.67	80.57	78.60	78.99
5	10	77.76	78.13	82.05	82.33	80.27	81.99
6	12	77.02	78.13	81.32	82.43	81.64	82.03
7	14	76.52	77.90	81.45	82.33	81.07	82.60
8	16	76.02	77.06	81.55	82.12	82.14	82.22
9	18	75.35	77.09	81.93	82.10	82.24	82.83
10	20	74.91	76.58	81.45	82.31	81.66	82.94
11	22	74.76	76.12	80.44	82.49	82.16	82.45
12	24	74.07	74.82	79.90	82.20	80.25	82.20
13	26	74.13	74.47	80.10	80.78	80.29	82.18
14	28	71.99	74.78	80.08	80.88	81.57	82.14
15	30	72.12	74.44	79.16	81.49	79.64	81.95

Tabel III  
Hasil Persentase Rata-Rata Akurasi Keseluruhan Data Citra 4, 5 Dan 6

No	Jumlah State	Data Ciri 4		Data Ciri 5		Data Ciri 6	
		K-Fold 3 (%)	K-Fold 5 (%)	K-Fold 3 (%)	K-Fold 5 (%)	K-Fold 3 (%)	K-Fold 5 (%)
1	2	23.86	23.58	34.84	34.7	60.96	59.62
2	4	29.12	29.75	41.15	41.26	75.3	74.61
3	6	31.15	31.7	42.41	42.52	77.53	76.9
4	8	31.87	32.33	42.89	43.4	78.3	77.51
5	10	31.38	31.87	42.39	43.33	78.66	78.26
6	12	31.87	32.85	42.14	42.35	79.54	78.89
7	14	32.14	32.49	41.26	42.2	77.86	79.37
8	16	32.26	32.43	40.61	40.4	78.34	78.72
9	18	32.56	32.35	39.94	41.03	78.74	78.78
10	20	31.66	32.1	38.78	40.82	78.47	79.16
11	22	31.84	31.4	37.82	39.81	78.68	79.18
12	24	31.95	32.62	36.71	39.73	78.05	80.19
13	26	31.53	31.53	37.25	37.17	78.32	79.6
14	28	31.34	31.28	35.81	37.95	78.45	79.27
15	30	31.09	31.7	35.16	36.94	77.53	78.97

Hasil pengujian menunjukkan bahwa penggunaan k-fold 5 secara konsisten menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan k-fold 3. Hal ini terlihat pada semua variasi data ciri yang diuji, di mana k-fold 5 memberikan peningkatan performa yang signifikan. Peningkatan ini mengindikasikan bahwa pembagian data yang lebih granular pada k-fold 5 mampu memberikan representasi yang lebih baik untuk proses pelatihan dan pengujian.

Berdasarkan hasil pengujian, jumlah *state* tidak menunjukkan korelasi yang signifikan dengan peningkatan akurasi. Variasi jumlah *state* dari 2 hingga 30 tidak menghasilkan pola peningkatan akurasi yang konsisten. Hal ini mengindikasikan bahwa performa sistem lebih dipengaruhi oleh faktor lain seperti metode ekstraksi ciri yang digunakan.

Analisis perbandingan antar metode ekstraksi ciri menunjukkan bahwa:

1. Data Ciri 2 (IoC 4x4) dan Data Ciri 3 (IoC 5x5) menghasilkan akurasi tertinggi di antara semua variasi yang diuji. Data Ciri 3 dengan k-fold 5 mencapai performa terbaik dengan akurasi mencapai 82.94% pada jumlah *state* 20.
2. Data Ciri 4 (*Mark Direction* Horizontal) dan Data Ciri 5 (*Mark Direction* Vertikal) menunjukkan performa yang relatif rendah dibandingkan metode lainnya, dengan akurasi rata-rata di bawah 45%.
3. Terdapat korelasi positif antara jumlah fitur yang diekstrak dengan akurasi pengenalan. Hal ini terlihat dari perbandingan antara Data Ciri 1 (IoC 3x3) yang memiliki 9 fitur dengan Data Ciri 3 (IoC 5x5) yang memiliki 25 fitur, di mana

Data Ciri 3 secara konsisten menghasilkan akurasi yang lebih tinggi.

Hasil pengujian memvalidasi hipotesis bahwa kompleksitas fitur berperan penting dalam akurasi pengenalan. Metode ekstraksi ciri dengan jumlah fitur yang lebih banyak (seperti IoC 5x5 dengan 25 fitur) mampu menangkap karakteristik aksara Incung dengan lebih detail dibandingkan metode dengan jumlah fitur yang lebih sedikit. Meskipun demikian, perlu diperhatikan bahwa dataset yang terbatas (90 sampel citra per kelas) dapat mempengaruhi generalisasi model. Teknik augmentasi data seperti *rotasi*, *scaling*, atau penambahan *noise* terkontrol berpotensi memperkaya variasi data dan meningkatkan *robustness* sistem. Hal ini penting mengingat aksara Incung memiliki karakteristik yang kompleks yang membutuhkan representasi fitur yang lebih rinci untuk pengenalan yang akurat.

Hasil pengujian secara keseluruhan membuktikan bahwa metode *Hidden Markov Model* efektif dalam pengenalan aksara Incung, terutama ketika dikombinasikan dengan ekstraksi ciri yang tepat. Performa terbaik yang dicapai menggunakan IoC 5x5 menunjukkan bahwa HMM mampu memodelkan karakteristik aksara Incung dengan baik ketika diberikan fitur yang representatif.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian pada pengenalan aksara Incung menggunakan metode *Hidden Markov Model*, dapat disimpulkan bahwa:

1. Metode *Hidden Markov Model* terbukti efektif dalam pengenalan aksara Incung dengan akurasi terbaik mencapai 82.94% menggunakan ekstraksi ciri IoC ukuran 5x5 dan k-fold 5, meskipun terdapat potensi peningkatan melalui augmentasi dataset.
2. Penggunaan *k-fold cross validation* dengan nilai  $k=5$  secara konsisten menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan  $k=3$  pada semua variasi data ciri yang diuji.
3. Kompleksitas fitur berpengaruh signifikan terhadap akurasi pengenalan, di mana ekstraksi ciri dengan jumlah fitur yang lebih banyak (IoC 5x5 dengan 25 fitur) menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan jumlah fitur yang lebih sedikit.
4. Jumlah *state* dalam HMM tidak menunjukkan pengaruh yang signifikan terhadap peningkatan akurasi pengenalan, mengindikasikan bahwa performa sistem lebih ditentukan oleh metode ekstraksi ciri yang digunakan.
5. Metode ekstraksi ciri IoC memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan *Mark*

*Direction*, menunjukkan bahwa karakteristik intensitas piksel lebih representatif dalam merepresentasikan aksara Incung dibandingkan dengan arah goresan.

6. Keterbatasan dataset menunjukkan perlunya pengembangan lebih lanjut melalui teknik augmentasi data untuk meningkatkan generalisasi model dan *robustness* sistem.

### REFERENSI

- [1] Powa, J. E., "Implementasi Aksara Incung di Sungai Penuh," *Jurnal Ilmiah Dikdaya*, 10(1), 111–118, 2020.
- [2] Utnasari, I., "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan pada pengenalan karakter pola aksara Incung dengan metode Backpropagation," *Computer Based Information System Journal*, 7–11, 2018.
- [3] Widyastuti, W., "Pengenalan Aksara Pallawa dengan Model Hidden Markov," *ReTII*, 126–131, 2016.
- [4] Ganeshamoorthy, K., & Ranasinghe, D. N., "On the performance of parallel neural network implementations on distributed memory architectures," *IEEE International Symposium on Cluster Computing and the Grid (CCGRID)*, 90–97, 2008.
- [5] Metwally, A. H., Khalil, M. I., & Abbas, H. M., "Offline Arabic handwriting recognition using hidden Markov models and post-recognition lexicon matching," *International Conference on Computer Engineering and Systems (ICCES)* (pp. 238-243). IEEE, 2017.
- [6] Pratiwi, N. W., Fauziah, F., Andryana, S., & Gunaryati, A., "Deteksi Wajah Menggunakan Hidden Markov Model (HMM) Berbasis Matlab," *STRING (Satuan Tulisan Riset Dan Inovasi Teknologi)*, 3(1), 44, 2018.
- [7] Lokhande, M. S. D., "Online Handwriting Recognition using HMM," *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, 5(8), 206–210, 2017.