

# Studi Banding Implementasi Metode *Hidden Markov Model* dalam Pengenalan Tulisan Tangan

<sup>1</sup>Muhammad Miftahul Amri\*

Corresponding Author: \*[muhammad.amri@te.uad.ac.id](mailto:muhammad.amri@te.uad.ac.id)

<sup>1</sup> Fakultas Teknologi Industri, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta, Indonesia

## ARTICLE INFO

### Article history

Received 23 May 2022

Revised 30 June 2022

Accepted 10 July 2022

### Keywords

Hidden Markov Model

Proses Tersembunyi

Pengenalan Tulisan

Proses Markov

Pengolahan Citra

## ABSTRACT

*Hidden Markov Model* (HMM) adalah model distribusi yang menghasilkan observasi yang bergantung pada keadaan pokok dan tidak dapat diamati (tersembunyi) pada Proses Markov. Metode pemodelan ini dapat diterapkan pada berbagai aplikasi secara fleksibel untuk data *time series* univariat dan multivariat, terutama untuk series dengan nilai diskrit, termasuk series pengelompokan dan series perhitungan. [1] HMM dapat digunakan untuk memprediksi kemungkinan demonstrasi massa, mengenali ekspresi wajah seseorang, seismokardiograf, dsb. Penggunaan metode HMM untuk pengenalan tulisan tangan telah sering dilakukan. Namun dari berbagai penelitian yang telah dilakukan, terdapat perbedaan metode ekstraksi fitur maupun metode pelatihan. *Paper* ini bertujuan untuk mengetahui metode dan parameter dari HMM yang menghasilkan performa terbaik pada pengenalan tulisan tangan. Berdasarkan perbandingan penelitian sebelumnya [7, 8, 9, 10, 11, 12], didapatkan kombinasi metode yang paling optimal adalah ekstraksi 24 fitur meliputi kerapatan piksel hitam, posisi vertikal & horizontal piksel hitam, serta arah (kecekungan) piksel dengan batas ambang adaptif. Kemudian nilai tersebut diolah dengan menggunakan kombinasi planar HMM (hybrid) dan *advanced* HMM yang bersifat adaptif. Semakin banyak jumlah *state* dan sampel data, maka akurasi pengenalan akan semakin baik. Namun, waktu komputasi juga akan semakin lama. Maka, jumlah *state* dan sampel yang paling optimal perlu ditentukan melalui simulasi dan eksperimen.

This is an open-access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



## Pendahuluan

Setiap metode selalu memiliki karakteristiknya masing-masing. Begitupula dengan metode statistik *Hidden Markov Model* (HMM). HMM adalah model distribusi yang menghasilkan observasi yang bergantung pada keadaan pokok dan tidak dapat diamati (tersembunyi) pada Proses Markov. Secara umum, metode ini dapat digunakan pada berbagai kasus, baik di bidang kesehatan (misalnya pemodelan seismokardiografi dan pemodelan citra struktur otot), bidang pemerintahan (misalnya adalah prediksi demonstrasi massa), bidang keamanan (pengenalan ekspresi wajah seseorang) hingga di berbagai bidang lain.

Di sisi lain, penelitian mengenai pemanfaatan teknologi dalam pengenalan tulisan tangan saat ini telah sering dilakukan. Teknologi pengenalan tulisan tangan perlu untuk dikembangkan karena saat ini, pengenalan tulisan tangan sering dibutuhkan. Diantaranya adalah untuk mengungkap tindak kejahatan, menerjemahkan tulisan kuno, serta digitalisasi tulisan tangan.

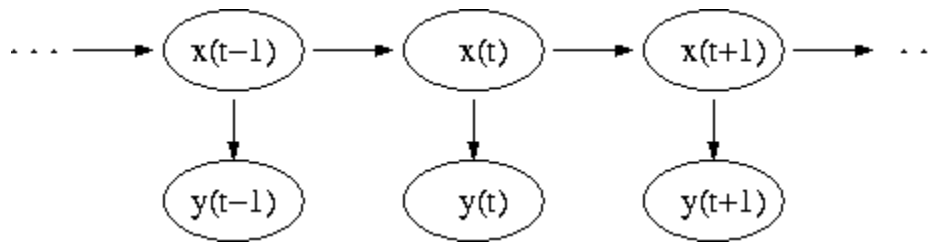
Sistem pengenalan tulisan tangan dapat dibedakan menjadi 2 tipe. Yakni pengenalan secara *online* atau pengenalan secara *offline*. Perbedaan dari kedua tipe ini terletak pada metode masukan (*input*) nya. Jika masukannya berupa koordinat *trajectory* atau tingkat tekanan pena, maka tipe pengenalan tersebut bersifat *online*. Sedangkan jika masukannya berupa hasil scan citra (gambar atau foto), maka tipe pengenalan tersebut bersifat *offline*. Pengenalan tulisan tangan secara *offline* dapat berupa pengenalan teks tulisan tangan [2] maupun teks hasil ketikan [3]. Sedangkan pengenalan tulisan tangan secara *online* hanya dapat berupa teks tulisan tangan [4, 5].

Dalam pengenalan tulisan tangan, sering digunakan metode HMM. Metode HMM dianggap cukup robust dan akurat untuk melakukan pengenalan tulisan tangan secara *online* maupun *offline*. Namun dari berbagai penelitian yang telah dilakukan, terdapat perbedaan metode pada tahap ekstraksi fitur maupun pada tahap pelatihan. *Paper* ini bertujuan untuk mengetahui metode dan parameter dari HMM yang dapat menghasilkan performa terbaik dalam pengenalan tulisan tangan.

## **Hidden Markov Model**

*Hidden Markov Models* (HMM) adalah pengembangan lanjutan dari model Markov yang pertama kali dikemukakan oleh A. A. Markov pada awal tahun 1900an. HMM sedikit berbeda dengan model Markov konvensional dimana *statenya* dapat diamati secara langsung sehingga mengakibatkan *transition probability* antar satu *state* dengan *state* lain menjadi satu-satunya parameter. HMM merupakan model probabilitas yang memvisualisasikan hubungan statistik

antara urutan pengamatan atau observasi  $O$  dan urutan *hidden state* [6]. Setiap kondisi *state* memiliki bobot pengaruh pada keluaran yang dihasilkan.

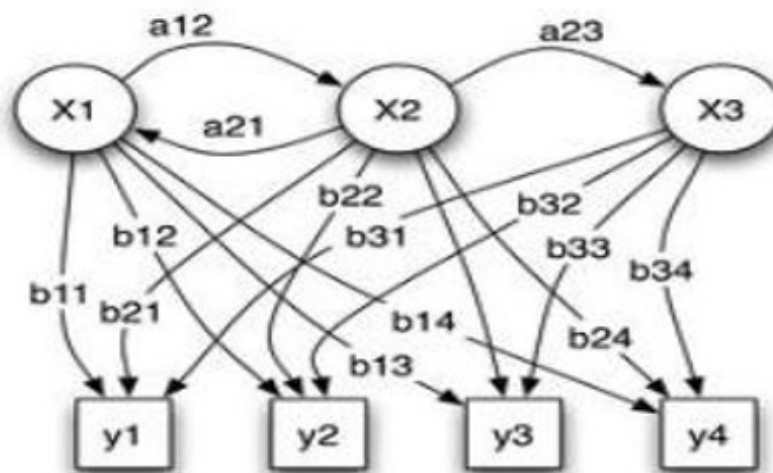


**Gambar 1.** Diagram arsitektur umum tentang HMM [1]

Diagram pada Gambar 1 merupakan ilustrasi arsitektur HMM secara umum. Masing-masing geometri oval mengilustrasikan suatu *variable acak (random variable)* yang memiliki nilai tertentu. Lebih lanjut, variabel acak  $x(t)$  adalah nilai suatu variabel tersembunyi pada saat waktu  $t$ . Kemudian, variabel acak  $y(t)$  merupakan nilai suatu variabel yang dapat diamati (tidak tersembunyi) pada saat waktu  $t$ . Selain itu, anak panah menggambarkan ketergantungan kondisional. Dari diagram, terlihat bahwa nilai  $x(t)$  hanya dipengaruhi oleh nilai  $x(t - 1)$ . Di sisi lain, nilai  $y(t)$  hanya dipengaruhi oleh  $x(t)$ . HMM terdiri dari beberapa komponen, diantaranya adalah:

- Kondisi awal yang tidak terkait dengan pengamatan
- Himpunan kondisi teramati
- Himpunan kondisi tersembunyi
- Kemungkinan transisi
- Kemungkinan emisi (*observation likelihood*)

Gambar 2 menunjukkan representasi dari parameter HMM yang digunakan.



**Gambar 2.** Representasi dari parameter HMM yang digunakan [1]

Keterangan Gambar 2:

- $X_i$  = Kondisi pada  $i$
- $Y_i$  = Observasi kemungkinan pada  $i$
- $a$  = Kemungkinan keadaan transisi
- $b$  = Kemungkinan keluaran

Dari Gambar 2 terlihat bahwa HMM dapat menunjukkan peluang yang ada berdasarkan semua kemungkinan yang tersedia. Namun dalam pembuatan keputusan, HMM melakukannya secara acak atau mencari peluang tertinggi (jika nilai probabilitas awal berbeda).

Metode HMM merupakan metode yang dianggap robust dan handal dalam klasifikasi pengenalan tulisan tangan. Pada penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya [7, 8, 9, 10, 11, 12], metode ini dipadukan dengan variasi metode lain seperti ekstraksi fitur maupun modifikasi implementasi HMM. Modifikasi yang dimaksud dapat berupa penerapan planar HMM, modifikasi teknik pelatihan (*training*), variasi jumlah *state*, dsb. Berbagai variasi tersebut menghasilkan tingkat akurasi yang berbeda-beda. Oleh karena itu, dilakukan perbandingan parameter yang dapat digunakan untuk menyimpulkan performa sistem. Adapun parameter-parameter yang digunakan sebagai acuan keberhasilan metode HMM pada makalah ini adalah, diantaranya:

1. Ekstraksi fitur
2. Jumlah data pelatihan
3. Variasi data
4. Akurasi hasil
5. Jumlah *state*
6. Jumlah data uji

Keenam parameter tersebut diambil dari penelitian-penelitian tentang implementasi HMM pada pengenalan tulisan tangan yang telah dilakukan sebelumnya [7, 8, 9, 10, 11, 12]. Dengan begitu, didapatkan hasil berupa metode dan parameter dari HMM yang menghasilkan performa terbaik dalam pengenalan tulisan tangan.

## **Komparasi Studi yang Menggunakan HMM untuk Pengenalan Tulisan Tangan**

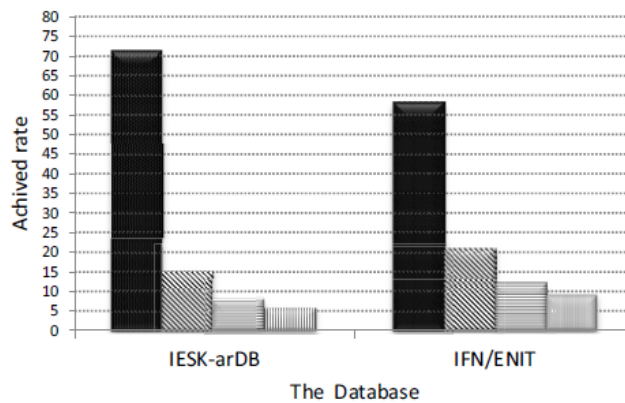
### **A. A Hidden Markov Model-based Approach with an Adaptive Threshold Model for Off-line Arabic Handwriting Recognition [7]**

Dalam penelitian ini, diusulkan pengenalan tulisan tangan huruf Arab dengan modul segmentasi eksplisit. Ekstraksi fitur dilakukan berdasarkan representatif bentuk, bukan dengan metode *sliding window* dan digunakan untuk membangun referensi serta model konfirmasi untuk setiap huruf dalam setiap bentuk tulisan tangan. Pada tahap pra

pengolahan, citra dinormalisasi terlebih dahulu menjadi berukuran  $64 \times 64$ . Setelah itu, citra dikonversi menjadi hitam putih. Kemudian, dilakukan penipisan (*thinning*) untuk memudahkan proses identifikasi fitur penting piksel (*loop pixels, branch pixel, dll*). Setelah itu, dilakukan proses segmentasi untuk memisahkan setiap huruf penyusun kata. Hasil dari setiap tahap pra pengolahan tercantum pada Gambar 3. Selain itu, HMM berbasis model ambang (*threshold*) dibangun dengan menghubungkan semua model huruf secara ergodernis, untuk mendeteksi segmen segmentasi dan non-segmen palsu. Database standar internasional IESK-arDB dan IFN / ENIT digunakan untuk pengujian dan evaluasi masing-masing pendekatan yang diusulkan, dan didapatkan hasil yang memuaskan. Adapun grafik hasil dari pengenalan dengan metode pada *paper* ini tercantum pada Gambar 4.

Binary	Thinned	Segmented
تطاوين 7 نوفمبر	تطاوين 7 نوفمبر	تطاوين 7 نوفمبر
هتليين	هتليين	هتليين
القصور	القصور	القصور
فيلد ط	فيلد ط	فيلد ط
المنزرة	المنزرة	المنزرة

Gambar 3. Hasil dari setiap tahap pra pengolahan [7]

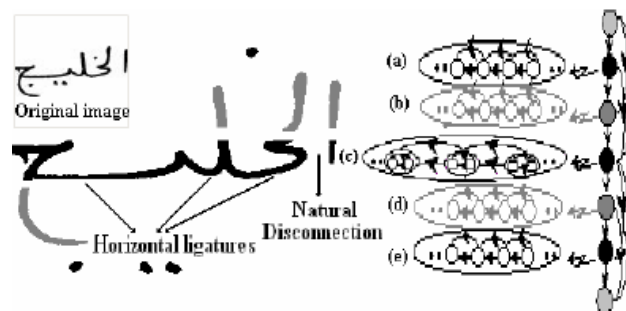


Gambar 4. Grafik hasil akurasi pengenalan tulisan tangan dengan metode *adaptive threshold* HMM [7]

### B. A Hybrid Approach for off-line Arabic Handwriting Recognition Based on a Planar Hidden Markov Modeling [8]

Pada penelitian ini, dilakukan pengenalan tulisan tangan huruf Arab menggunakan *Planar Hidden Markov Model*. Penggunaan *Planar Hidden Markov Model* (PHMM) dilakukan

dengan membagi tulisan huruf Arab menjadi lima daerah horizontal homogen seperti pada Gambar 5. Daerah ini meliputi *upper diacritics*, *lower diacritics*, *upper extensions*, *lower extensions*, dan *median zone*. Setiap daerah digambarkan oleh 1D-HMM. Pemodelan ini didasarkan pada berbagai tingkat segmentasi: horizontal, natural, dan vertikal. Pendekatan holistik dan analitis dilakukan untuk pengenalan daerah median tulisan huruf Arab. Setelah itu, digunakan metode HMM dengan skema paralel dan campuran (*mixed*), serta memvariasikan kombinasi teknik di setiap skema. Akurasi sistem dapat meningkat secara signifikan dengan kombinasi teknik *hybrid*. Hasil dari pengenalan dengan metode pada *paper* ini tercantum pada Tabel 1.



**Gambar 5.** Arsitektur pembagian daerah horizontal: (a) *upper diacritics*, (b) *upper extensions*, (c) *median zone*, (d) *lower extensions*, (e) *lower diacritics* [8]

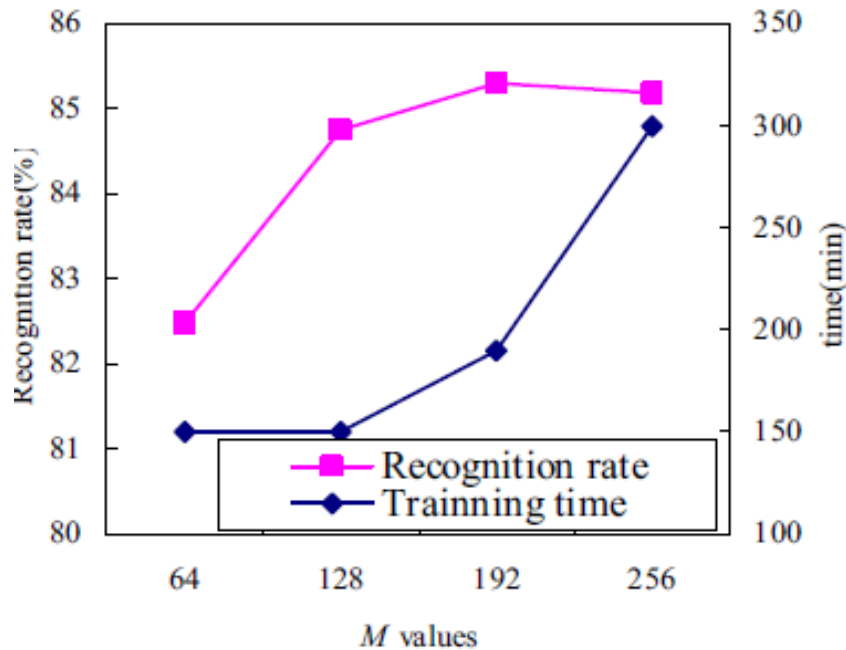
**Tabel 1.** Hasil akurasi pengenalan tulisan tangan dengan metode *Planar HMM* [8]

Combination Technique	$T_m(\%)$	$T_g(\%)$
<b>Parallel schemes</b>		
Vote	66.61	73.32
Borda Count	69.65	78.86
Sum	73.55	80.44
<b>Mixed schemes</b>		
Ascendant sum	64.92	70.23
Descendant sum	62.24	76.33

### C. Recognition of Off-line Arabic Handwriting Using Hidden Markov Model Toolkit [9]

Pada manuskrip ini, dilakukan pengenalan tulisan huruf Arab secara *offline* menggunakan *Hidden Markov Toolkit* (HTK). HTK merupakan *toolkit* untuk sistem pengenalan data. Sistem pengenalan melakukan ekstraksi fitur dari tulisan tangan berformat hitam putih (biner) dengan menggunakan *sliding window*, membuat pemodelan karakter dengan HMM, dan mempelajari kata pada model HMM dengan pelatihan tertanam tanpa pra segmentasi karakter. Selain itu, *paper* ini juga menjabarkan hubungan antara tingkat akurasi dan lama komputasi sistem terhadap jumlah *state* yang tercantum pada Gambar 6. Didapatkan bahwa hasil terbaik adalah dengan jumlah *state* 192. Hasil eksperimen yang dilakukan dengan basis data IFN/ENIT dengan menggunakan metode

pada *paper* ini tercantum pada Tabel 2. Didapatkan akurasi rata-rata pengenalan sistem 85,43%.



**Gambar 6.** Grafik hubungan antara tingkat akurasi dan lama komputasi sistem terhadap jumlah *state* [9]

**Tabel 2.** Hasil akurasi pengenalan tulisan tangan dengan *Hidden Markov Model Toolkit* [9]

Test	Training data set	Testing data set	Recognition rate
1	b, c, d	a	85.83
2	a, c, d	b	84.94
3	a, b, d	c	85.26
4	a, b, c	d	85.68

#### D. Arabic Handwriting Recognition Using Baseline Dependant Features and Hidden Markov Modeling [10]

Dalam *paper* ini, sebuah sistem pengenalan tulisan tangan *offline* 1D HMM dengan menggunakan pendekatan analitis dibuat. Sistem ini didukung oleh seperangkat fitur independen yang diekstrak pada gambar dengan format hitam putih (biner). Parameter seperti *baseline* bawah dan atas digunakan untuk mendapatkan subset dari fitur dependen dasar. Dengan demikian, variabilitas bagian bawah dan atas *baseline* dari suatu kata diperhitungkan. Selain itu, metode HMM memungkinkan untuk membuat model karakter tanpa pra-segmentasi karakter. Percobaan yang telah dilakukan pada data IFN / ENIT yang berisi nama daerah di Tunisia, menunjukkan kelebihan dari metode yang diusulkan. Data

hasil akurasi pengenalan tulisan tangan dengan *Hidden Markov Model* pada 15 fitur *Baseline Dependant* tercantum pada Tabel 3. Sedangkan pada Tabel 4, digunakan 24 ekstraksi fitur.

**Tabel 3.** Hasil akurasi pengenalan tulisan tangan dengan *Hidden Markov Model* pada 15 fitur *Baseline Dependant* [10]

Test	Training data		Test data set		Rec. rate
	Data	Size	Data	Size	
1	b, c, d	16182	A	5358	74.80%
2	a, c, d	16019	B	5521	75.33%
3	a, b, d	16298	C	5242	74.40%
4	a, b, c	16121	D	5431	75.41%

**Tabel 4.** Hasil akurasi pengenalan tulisan tangan dengan *Hidden Markov Model* pada 24 fitur *Baseline Dependant* [10]

Test	Training data		Test data set		Rec. rate
	Data	Size	Data	Size	
1	B, c, d	16182	a	5358	86.10%
2	a, c, d	16019	b	5521	86.88%
3	a, b, d	16298	c	5242	85.45%
4	a, b, c	16121	d	5431	87.20 %

**E. Using Advanced Hidden Markov Models for Online Arabic Handwriting Recognition [11]**

Pengenalan tulisan tangan secara *online* atas huruf Arab adalah masalah yang sulit karena secara alami bersifat kompleks dan berbeda. Analisis naskah bahasa Arab semakin rumit karena titik dan harakat wajib yang ditempatkan di atas atau di bawah huruf dan biasanya ditulis tanpa memiliki standar baku ukuran dan letak yang tepat. Makalah ini memperkenalkan sistem berbasis HMM untuk memberikan solusi bagi sebagian besar kesulitan yang ada dalam mengenali tulisan huruf Arab. Sebuah pra pengolahan (*preprocessing*) pada citra goresan tulisan untuk mencocokkan struktur model HMM diimplementasikan. Model HMM yang digunakan dilatih dengan metode *Writer Adaptive*

**Tabel 5.** Hasil akurasi pengenalan tulisan tangan dengan menggunakan *advanced HMM*

Set	Top 1	Top 5	Top 10
Mono Grapheme	88.71	96.30	97.35
WAT	90.84	97.60	98.35
Tri- Grapheme	93.48	98.56	99.12
DT	94.44	98.91	99.24
Gradual Gaussians	94.63	98.82	99.13



*Training* (WAT) untuk meminimalkan varians antara setiap penulis dalam data pelatihan. Kemudian, model kekuatan diskriminasi ditingkatkan dengan latihan diskriminatif. Kinerja sistem dievaluasi dengan menggunakan set tes standar internasional dari Arabic DAtaBase (ADAB) dan menunjukkan kinerja yang menjanjikan dibandingkan dengan sistem pada umumnya. Didapatkan hasil seperti tercantum pada Tabel 5 dengan nilai rata-rata akurasi pengenalan mencapai 96,37%.

#### **F. Chinese Handwriting Recognition Using Hidden Markov Models [12]**

*Hidden Markov Model* (HMM) telah diterapkan pada masalah pengenalan tulisan tangan alfabet Cina. Citra karakter tersegmentasi menjadi sejumlah area dan vektor fitur dari daerah ini diambil. Vektor fitur kemudian digunakan untuk mendapatkan observasi untuk HMM. Keadaan HMM mencerminkan karakteristik struktur ruang karakter dan identitasnya diperoleh melalui sampel pelatihan menggunakan beberapa algoritma. Dua jenis HMM dibangun dengan dua classifier tetangga terdekat yang sederhana (*Nearest Neighbor Classifier*). Proses kuantifikasi vektor pada HMM diskrit diterapkan untuk menyajikan kombinasi pengklasifikasian. Lima jenis fitur digunakan untuk mendapatkan pengamatan telah dicoba dan tiga algoritma diadopsi untuk menentukan proses pelatihan. Hasil eksperimen menunjukkan peningkatan hasil yang signifikan dari pendekatan ini.

### **Hasil dan Pembahasan**

Tabel 6 merupakan rangkuman tabel perbandingan antar studi. Pada *paper* penelitian [7] dan [8], sebuah penelitian mengenai sistem untuk mengenali tulisan huruf Arab berbasis pengolahan citra digital dilakukan. Pada [7], digunakan fitur ekstraksi berupa bentuk (deteksi tepi). Sedangkan pada [8], digunakan ekstraksi fitur berupa dimensi struktural (arah dan ukuran). Selain hal tersebut, secara umum penelitian yang dilakukan [7] relatif mirip dengan penelitian [8]. Nilai variasi data sama-sama sebesar 96%. Nilai ini didapat dari karakter huruf Arab yang berjumlah 28, dengan masing-masing karakter memiliki variasi bentuk huruf maksimal 4. Variasi ini muncul berdasarkan lokasi sebuah huruf dalam kata (awal, tengah, atau akhir kata). Kemudian, jumlah data pelatihan dan data uji juga relatif sama dan tidak memiliki perbedaan yang signifikan. Sumber data pelatihan dan data uji yang digunakan juga relatif sama. Namun, akurasi yang didapatkan sangatlah berbeda (89,60% berbanding 80,44%). Hal ini disebabkan karena penerapan ambang batas adaptif pada penelitian [7], serta efektifitas ekstraksi fitur deteksi tepi pada penelitian [8].

Dalam algoritma HMM, jumlah *state* sangat berpengaruh terhadap hasil klasifikasi. Hal ini dibuktikan pada [9]. Dilakukan variasi *state* 64, 128, 192, 256. Semakin tinggi jumlah *state*,

tingkat akurasi juga semakin meningkat. Namun hal ini berakibat pada semakin lamanya lama waktu komputasi sistem. Didapatkan hasil terbaik adalah pada jumlah *state* 192, dengan akurasi 85,43%.

**Tabel 6.** Rangkuman tabel perbandingan antar studi

No.	Parameter Uji	Judul Penelitian					
		A Hidden Markov Model-based Approach with an Adaptive Threshold Model for Off-line Arabic Handwriting Recognition <sup>[7]</sup>	A Hybrid Approach for off-line Arabic Handwriting Recognition Based on a Planar Hidden Markov Modeling <sup>[8]</sup>	Recognition of Off-line Arabic Handwriting Using Hidden Markov Model Toolkit <sup>[9]</sup>	Arabic Handwriting Recognition Using Baseline Dependant Features and Hidden Markov Modeling <sup>[10]</sup>	Using Advanced Hidden Markov Models for Online Arabic Handwriting Recognition <sup>[11]</sup>	Chinese Handwriting Recognition Using Hidden Markov Models <sup>[12]</sup>
1	Feature Extraction	Bentuk (deteksi tepi)	Struktural dimensional dan kerapatan <i>pixel</i>	-	Kombinasi kerapatan <i>pixel</i> hitam, posisi vertikal & horizontal <i>pixel</i> hitam, arah (kecekungan)	<i>chain code, turning angle, curvature, baseline, vertical position</i>	Jumlah <i>pixel</i> hitam, arah <b><i>pixel</i> hitam</b> , fitur <i>wavelet transform</i> , fitur FFT, fitur DCT
2	Jumlah Data Pelatihan	4	30 nama kota, 1.267 gambar, 8.954 jumlah <i>grapheme</i>	19.842 gambar	450 nama kota, masing-masing 3 gambar	15.158 file, 23.251 kata, 122.559 huruf, 132 penulis	1.300 set (masing-masing 3.755 gambar)
3	Variasi Data (Kelas)	28 huruf (96 model)	28 huruf (96 model)	30	159	115	3.755 gambar
4	Akurasi Hasil	89,60%	80,44%	85,43%	74,90% untuk 15 fitur dan 86,51% untuk 24 fitur	96,37%	95.10%, <b>96.40%</b> , 95.0%, 93.90%, 93.50%
5	Jumlah <i>State</i>	5, 8, 10	-	64, 128, 192, 256	4	-	8, 16, 32
6	Jumlah Data Uji	1.500 huruf, 600 kata	1.263 gambar	6.614 gambar	450 nama kota, masing-masing 1 gambar	4.417 file, 6.671 kata, 35.253 huruf, 41 penulis	100 (masing-masing 3.755 gambar)

Pada [10], digunakan 2 macam percobaan, yakni percobaan dengan memanfaatkan 15 fitur dan dengan 24 fitur. Metode ini cukup efektif untuk mengatasi minimnya jumlah data pelatihan serta banyaknya variasi data. Ditunjukkan dengan meski hanya dengan 1750 data pelatihan yang berisi 159 variasi data, didapatkan akurasi yang relatif tinggi yakni 74,90% untuk 15 fitur dan 86,51% untuk 24 fitur.

Pengenalan tulisan tangan memiliki kendala utama berupa data masukan dan keluaran sangat bervariasi. Hal ini disebabkan karena hasil tulisan sangat bergantung pada banyak faktor, diantaranya adalah gaya menulis setiap orang, variasi sifat kertas, tingkat warna dan ketebalan tinta, usia tulisan, dll. Hal ini perlu diatasi agar akurasi yang dihasilkan sistem dapat

tetap terjaga keandalannya. Pada [11], diusulkan sebuah metode pelatihan adaptif yang memungkinkan sistem untuk melakukan pelatihan berdasarkan gaya penulisan setiap orang. Sehingga sistem dapat bersifat adaptif. Pada penelitian ini, didapatkan hasil yang jauh lebih tinggi dibanding hasil biasa.

Pada [12], didapatkan hasil yang jauh lebih akurat dibandingkan keempat *paper* yang lain. Hal ini disebabkan karena perbedaan objek penelitian yakni tulisan huruf Cina dan Arab. Secara umum, tulisan huruf Cina memiliki kompleksitas dan kerumitan yang relatif lebih rendah dibandingkan tulisan huruf Arab. Pada penelitian ini, dilakukan beberapa variasi dengan menggunakan 5 variasi fitur, 3 variasi jumlah *state*, dan 3 algoritma pelatihan. Didapatkan kombinasi terbaik adalah dengan menggunakan fitur arah piksel hitam, 32 jumlah *state*, dan kombinasi algoritma pelatihan IM1 dan SK.

## Kesimpulan

1. Penelitian dengan judul *A Hidden Markov Model-based Approach with an Adaptive Threshold Model for Off-line Arabic Handwriting Recognition* [7] memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan penelitian dengan judul *A Hybrid Approach for off-line Arabic Handwriting Recognition Based on a Planar Hidden Markov Modeling* [8] dikarenakan penelitian [7] memiliki threshold adaptif.
2. Akurasi hasil pengenalan akan meningkat jika jumlah data pelatihan meningkat berdasarkan [7, 10].
3. Agar hasil tetap akurat, jumlah variasi data harus berbanding lurus dengan jumlah data pelatihan berdasarkan [7,10].
4. Penelitian *A Hybrid Approach for off-line Arabic Handwriting Recognition Based on a Planar Hidden Markov Modeling* [8] memiliki kelebihan pada segmentasi hurufnya karena mengkombinasikan HMM pada sumbu vertikal dan pada sumbu horizontal. Kombinasi tersebut dapat meningkatkan akurasi pengenalan oleh sistem secara signifikan.
5. Pada metode HMM, jumlah *state* berbanding lurus dengan tingkat akurasi sistem. Namun hal tersebut berakibat pada waktu komputasi sistem yang semakin lama. Hal ini terlihat berdasarkan analisis penelitian *Recognition of Off-line Arabic Handwriting Using Hidden Markov Model Toolkit* [9].
6. Berdasarkan perbandingan keenam *paper*, dapat disimpulkan bahwa ekstraksi fitur penelitian berjudul *Arabic Handwriting Recognition Using Baseline Dependant Features and Hidden Markov Modeling* [10] menghasilkan performa paling baik. Ekstraksi fitur yang dimaksud adalah 24 fitur meliputi kerapatan piksel hitam, posisi vertikal & horizontal piksel hitam, serta arah (kecekungan/*concavity*) piksel.

7. Pada umumnya, pengenalan tulisan tangan cukup sulit dilakukan karena berbagai faktor. Diantaranya adalah gaya dan konsistensi tulisan tangan penulis. Hal ini dapat diminimalisir dengan sistem adaptif seperti yang digunakan pada penelitian *Using Advanced Hidden Markov Models for Online Arabic Handwriting Recognition* [11].
8. Pada pengenalan tulisan tangan berbasis HMM pada penelitian *Chinese Handwriting Recognition Using Hidden Markov Models* [12], ekstraksi fitur arah piksel warna hitam merupakan ekstraksi fitur yang dapat menghasilkan akurasi tertinggi dibandingkan dengan ekstraksi fitur Jumlah piksel hitam, fitur *wavelet transform*, fitur FFT, dan fitur DCT.
9. Pengenalan tulisan tangan pada huruf Arab relatif lebih sulit dibandingkan huruf Cina karena huruf Arab memiliki variasi bentuk (berdasarkan letak huruf pada kata), titik, dan harakat berdasarkan [7, 8, 9, 10, 11] terhadap [12].
10. Berdasarkan hasil perbandingan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya [7, 8, 9, 10, 11], didapatkan kombinasi metode yang tepat adalah ekstraksi 24 fitur meliputi kerapatan piksel hitam, posisi vertikal & horizontal piksel hitam, serta arah (kecekungan) piksel dengan batas ambang adaptif. Kemudian nilai tersebut diolah dengan menggunakan kombinasi planar HMM (*hybrid*) dan *advanced* HMM yang bersifat adaptif. Semakin banyak jumlah *state* dan sampel data, maka akurasi pengenalan akan semakin baik. Namun, waktu komputasi juga akan semakin lama. Oleh karena itu, jumlah *state* dan sampel yang paling optimal perlu ditentukan melalui simulasi dan eksperimen.





Penarikan kesimpulan pada makalah ini mengenai kombinasi metode yang menghasilkan performa pengenalan berbasis HMM paling baik untuk pengenalan tulisan tangan hanya berdasarkan hasil perbandingan dari penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya [7, 8, 9, 10, 11, 12] dan belum pernah dicoba secara langsung. Untuk membuktikan bahwa penarikan kesimpulan pada *paper* ini telah tepat, perlu dilakukan percobaan secara langsung dengan menggunakan metode-metode yang dianggap mampu memberikan hasil pengenalan tulisan tangan yang terbaik. Selain itu, jumlah referensi yang digunakan (enam) relatif kurang sehingga diperlukan penambahan referensi.

## Referensi

- [1] Zucchini, W, dan MacDonald, I. L, 2009, *Hidden Markov Models for Time Series: An Introduction Using R*, Chapman & Hall, Boca Raton.
- [2] Nasrollahi, S., Ebrahimi, A., 2013, Printed Persian sub-word recognition using wavelet packet descriptors, *Hindawi Publishing Corporation Journal of Engineering*, Vol 2013.
- [3] BayestehTashak, A., Ahmadifard, A.R., Khosravi, H., 2015, A two-step method for offline handwritten Farsi word recognition using adaptive division of gradient image, *Signal and Data Processing*, No.3, Vol.12.
- [4] Razavi, S.M., Kabir, E., 2004, Online Persian isolated character recognition, *6th Conference on Intelligent Systems, Kerman, Iran*.
- [5] Razavi, S.M., Kabir, E., 2005, A simple recognition method for online isolated Farsi characters, *Journal of School of Engineering*, No.2, Vol.17, 65-82.
- [6] Natser, A.M., Aulama, M.M., Abandah, D. A. (2006)., Arabic Handwritten OCR Using HMM, *Tesis*, University of Jordan, Computer Engineering.
- [7] Elzobi, M., Al-Hamadi, A., Dings, L., Elmezain, M., Saeed, A., 2013, A Hidden Markov Model-based Approach with an Adaptive Threshold Model for Off-line Arabic Handwriting Recognition, *12th International Conference on Document Analysis and Recognition*, hal 945-949, :<http://www.ieeexplore.ieee.org/document/6628757/>
- [8] Touj, S.M., Amara, N.E.B., Amiri, H., A Hybrid Approach for off-line Arabic Handwriting Recognition Based on a Planar Hidden Markov Modeling, 2008, *2008 International Conference on Signal and Image Processing*, hal 684-689, :<http://www.ieeexplore.ieee.org/document/4377058/>
- [9] Xiang, D., Liu, H., Chen, X., Cheng, Y., Yao, H., 2012, Recognition of Off-line Arabic Handwriting using Hidden Markov Model Toolkit, *11th International Symposium on Distributed Computing and Applications to Business, Engineering & Science*, hal 409-412, :<http://www.ieeexplore.ieee.org/document/7467702/>
- [10] El-Hajj, R., Likforman-Sulem, L., Mokbel, C., 2005, Arabic Handwriting Recognition Using Baseline Dependant Features and Hidden Markov Modeling, *2005 Eight International Conference on Document Analysis and Recognition*, hal 39-44, :<http://www.ieeexplore.ieee.org/document/1575673>
- [11] Hosny, I ., Abdou, S., Fahmy, A., 2011, Using Advanced Hidden Markov Models for Online Arabic handwriting recognition, *10th International Conference on Document Analysis and Recognition*, hal 565-569, :<http://www.ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6166664>
- [12] Feng, B., Ding, X., Wu, Y., Chinese Handwriting Recognition Using Hidden Markov Models, *2002 Five International Conference on Document Analysis and Recognition*, hal 212-215, :<http://www.ieeexplore.ieee.org/document/1047832/>

## Authors



**Muhammad Miftahul Amri**     received the B.S. degree from the Department of Computer Science and Electronics, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia, in 2018, and the M.S. degree from the Department of Electrical and Computer Engineering, Sungkyunkwan University, Suwon, South Korea, in 2021, where he is currently pursuing the Ph.D. degree. In 2021, he joined the faculty at Universitas Ahmad Dahlan, Indonesia, where he is currently a lecturer in the Department of Electrical Engineering. His research interests include wireless communications and artificial intelligence. He can be contacted at email: [miftahulamri@ieee.org](mailto:miftahulamri@ieee.org).