

# IMPLEMENTASI METODE HIDDEN MARKOV MODEL UNTUK DETEKSI TULISAN TANGAN

## *Implementation of Hidden Markov Model Method for Handwriting Detection*

<sup>1</sup>Eka Farda Yuwitaning

<sup>2</sup>Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA

<sup>3</sup>Nur Andini, S.T., M.T.

<sup>1,2,3</sup>Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro , Universitas Telkom

<sup>1</sup> [ekafarda@gmail.com](mailto:ekafarda@gmail.com)

<sup>2</sup> [bhidayat@telkomuniversity.ac.id](mailto:bhidayat@telkomuniversity.ac.id)

<sup>3</sup> [nurandini@telkomuniversity.ac.id](mailto:nurandini@telkomuniversity.ac.id)

### ABSTRAK

Pentingnya informasi dan data digital dalam era komputerisasi saat ini sehingga proses digitalisasi informasi senantiasa menjadi topik penelitian yang menarik untuk diaplikasikan pada berbagai bidang. Penerapan teknologi pengenalan citra pada tulisan tangan akan sangat bermanfaat misalnya untuk membaca tulisan tangan pada suatu data penting yang sudah lama disimpan, seperti jurnal kerja atau dokumen-dokumen penting di perkantoran. Pentingnya teknologi ini untuk mempermudah proses pencarian dan penyimpanan data agar lebih efektif. Proses awal pada sistem adalah *pre-processing* data uji dan latih, kemudian dilakukan ekstraksi ciri dengan metode MDF (*Modified Direction Feature*). MDF adalah kombinasi dari metode *Direction Feature* (DF) dan *Transition Feature* (TF), yaitu mengambil dan menghitung nilai ciri berdasarkan goresan (*stroke*) karakter dari berbagai arah sehingga ciri karakter bersifat unik. Setelah ciri karakter didapat, maka diklasifikasi dengan *Hidden Markov Model* (HMM), yang merupakan perluasan dari rantai Markov di mana *state*-nya tidak dapat diamati secara langsung (tersembunyi), tetapi hanya dapat mengamati variabel-variabel yang terpengaruh oleh *state*. Hasil rata-rata akurasi terbaik pengenalan karakter pada penelitian ini adalah tingkat akurasi sekitar 74,72% dengan rata-rata waktu komputasi pengujian sistem adalah 2,23 detik.

Kata kunci: HMM, detection, state, OCR dan MDF

### ABSTRACT

The importance of information and digital data in the current era of computerization makes the process of digitization of information has always been an interesting research topic to be applied in various fields. Application of image recognition technology on handwriting will be very useful for example to read the handwriting on some data that has been stored for long periods, such as journal work or important documents in the office. The importance of this technology to simplify the search process and make it more effective data storage. The initial process in the system is pre - processing the data training and testing, then the feature extraction is done by the method of MDF (*Modified Direction Feature*). MDF is a combination of methods *Direction Feature* (DF) and *Transition Feature* (TF), which takes and calculates the value based on the characteristics of character stroke from different directions so that the feature characters are unique. Having acquired feature character, then classified by hidden Markov model (HMM), which is an extension of the Markov chain in which state it can not be observed directly (hidden), but can only observe the variables that are affected by the state . The best of average character accuracy on this research is approximately 74.72% accuracy rate with an average computation time was 2.23 seconds.

Keywords: HMM, detection, state, OCR and MDF

### I. Pendahuluan

Penerapan teknologi sistem pengenalan karakter huruf dan angka pada suatu data sangat dibutuhkan saat ini terutama karena pentingnya dokumen- dokumen oleh pihak atau instansi tertentu, misalnya saja dokumen riwayat kerja pegawai. Setiap pegawai memiliki dokumen kenaikan gaji, kenaikan pangkat atau laporan kerja. Pentingnya sistem deteksi ini disebabkan karena banyaknya data lama yang penting namun ditulis dengan tangan sehingga perlu didokumentasikan. Selain itu, penyimpanan dokumen

menjadi lebih efektif dan aman, karena dapat disimpan dengan mudah dikomputer. Pengenalan pola huruf dengan klasifikasi HMM telah digunakan pada penelitian-penelitian sebelumnya terutama pengenalan pola huruf Arab pada [6]. Pengenalan pola huruf merupakan bagian dari bidang pembelajaran mesin yang mencoba memanfaatkan karakteristik unik pada karakter untuk dapat dinyatakan dalam serangkaian objek pengamatan, kemudian dikenali oleh suatu sistem. Beberapa penelitian dalam bidang pengenalan wajah juga telah dilakukan, namun sebagian besar

penelitian hanya fokus pada deteksi salah satu ciri wajah saja. Inti dari sistem deteksi pada huruf yang cacat ini terdiri dari tahapan ekstraksi ciri dan klasifikasi. Untuk tahap klasifikasi digunakan *Hidden Markov Models* (HMM) yang telah diimplementasikan pada beberapa kasus pengenalan karakter menggunakan akuisisi citra secara *online* maupun *offline* dalam proses klasifikasinya. HMM merupakan sebuah model statistik, dimana model sistem diasumsikan sebagai Markov proses dengan parameter yang tersembunyi. Tujuannya adalah untuk menentukan parameter-parameter yang dapat diamati. Adapun proses pengenalannya dilakukan dengan mencari karakter yang memberikan peluang terbesar terhadap kemunculan urutan pengamatan tersebut pada model HMM.

## 2. Dasar Teori

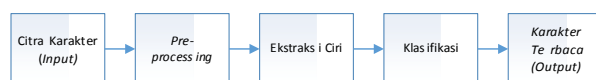
### 2.1 Citra Digital

Citra digital dapat dinyatakan sebagai suatu fungsi dua dimensi  $f(x,y)$ , dengan  $x$  maupun  $y$  adalah posisi koordinat sedangkan  $f$  merupakan amplitudo pada posisi  $(x,y)$  yang sering dikenal sebagai intensitas atau *grey scale* [1]. Nilai dari intensitas bentuknya adalah diskrit mulai dari 0 sampai 255. Citra yang ditangkap oleh kamera dan telah dikuantisasi dalam bentuk nilai diskrit disebut sebagai citra digital (*digital image*) [2].

### 2.2 Optical Character Recognition (OCR)

*Optical Character Recognition* (OCR) adalah sebuah kajian tertentu dalam penelitian *pattern recognition*, kecerdasan buatan dan computer vision. Sesuai dengan Gambar 1, OCR adalah aplikasi atau sistem computer yang dapat menerima, membaca dan menerjemahkan masukan sebuah citra huruf dari sebuah pencetak (mesin ketik atau printer) maupun dari guratan tulisan tangan yang secara *realtime* pada media penulisan *digital* sehingga menjadi teks yang bisa diedit. Akurasi dari sistem pengenal pola karakter saat ini masih menjadi masalah yang perlu diperbaiki. Pengenalan karakter tulisan tangan termasuk permasalahan sulit, sebab perbedaan gaya tulisan tangan yang diberikan setiap orang berbedabeda, sehingga OCR hingga saat ini masih menjadi penelitian yang aktif [13].

Secara umum, proses OCR dapat digambarkan sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Proses Sistem OCR

### 2.3 Citra Biner

Citra biner adalah citra dimana piksel-pikselnya hanya memiliki dua buah nilai intensitas [2], bernilai 0 & 1 dimana 0 menyatakan warna hitam dan 1 menyatakan warna putih. Dimana 0 didapat dari 1 titik dari rata-rata nilai citra RGB yang kurang dari 128 (sebagai nilai threshold) sebaliknya nilai 1

didapat dari 1 titik rata-rata nilai RGB yang lebih dari 128. Pengubahan pada citra biner ini bertujuan untuk mempermudah proses pengenalan karakter selanjutnya.

### 2.4 Thinning

Proses thinning merupakan proses morphological yang dilakukan untuk mendapatkan inti garis dari citra yang mempresentasikan struktur internalnya, sehingga semua segmen garis pada citra dikikis hingga ketebalannya berukuran 1 pixel namun tetap mempertahankan kesinambungan garisnya [6]. Hal ini bertujuan untuk ekstraksi ciri dari karakter tersebut dengan menggunakan MDF.

### 2.5 Segmentasi

Proses segmentasi citra bertujuan agar objek-objek yang terkandung didalam suatu citra atau membagi citra kedalam beberapa daerah dengan setiap objek atau daerah memiliki kemiripan tersebut. Teknik untuk mengenali objek-objek pada suatu citra lalu memisahkan regionnya dinamakan segmentasi. Cara-cara untuk melakukan segmentasi ada berbagai macam yaitu berbasis garis, tepi, warna dan luas area yang terdeteksi pada citra [6].

### 2.6 Normalisasi

Normalisasi citra adalah proses penyeragaman ukuran pada citra hasil dari tahapan preproses sebelumnya sehingga menjadi ukuran standar sistem yang telah ditentukan. Normalisasi ini ditujukan agar proses ekstraksi ciri menjadi lebih efektif karena memiliki ukuran yang seragam.

### 2.7 Ekstraksi Ciri

*Modified Direction Feature* (MDF) merupakan metode ekstraksi ciri yang menggabungkan TF dan DF, sehingga hasil ekstraksi ciri didasarkan pada nilai transisi dan juga ditentukan nilai arah yang terdapat pada citra karakter tersebut. Ekstraksi ciri dengan menggunakan MDF otomatis harus mencari nilai DT dan TF sebelumnya secara terpisah [7,8]. Pada tugas akhir ini untuk pencarian DT dan TF diambil dari 4 arah segmen piksel, yaitu kiri ke kanan, kanan ke keiri, atas ke bawah, dan bawah ke atas.

### 2.8 Hidden Markov Model

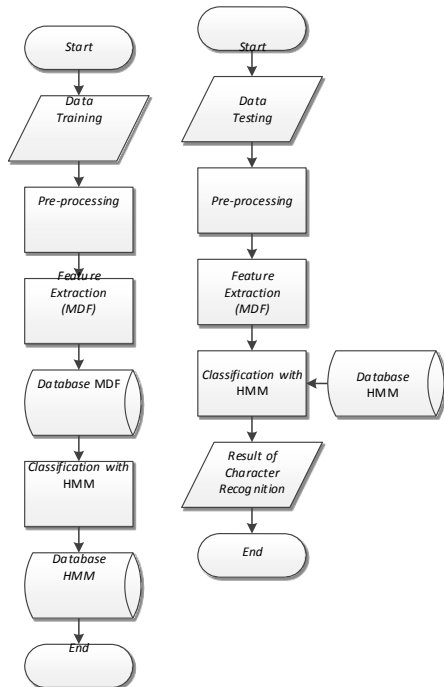
*Hidden Markov Models* (HMM) merupakan pengembangan dari markov model yang ditemukan

oleh A.A Markov pada tahun 1906. Berbeda dengan markov biasa dimana statenya dapat langsung diamati, sehingga probabilitas transisi antar state menjadi satu-satunya parameter. HMM adalah suatu model probabilitas yang menggambarkan hubungan statistik antara urutan pengamatan atau observasi O dan urutan state yang tersembunyi (hidden) [4], sehingga dapat diamati secara tidak langsung melalui urutan observasi O. Setiap state pada HMM memiliki distribusi peluang output yang mungkin muncul sebagai suatu set proses stokastik yang akan membentuk suatu deretan observasi.

### 3.Perancangan Sistem

#### 3.1 Gambaran Umum Sistem

Tujuan utama dari tugas akhir ini adalah membuat sistem yang dapat melakukan pengenalan karakter huruf dan angka. Diagram alir dari sistem yang dibuat dapat digambarkan seperti pada Gambar 2.

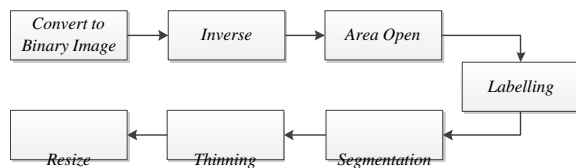


Gambar 2. Diagram alir sistem

Tahap awal yang dilakukan adalah mencari data latih dengan berbagai macam variasi tulisan tangan. Pada kertas A4 30 orang menulis masing-masing huruf kapital A hingga Z, huruf a hingga z dan angka 0 hingga 9, untuk itu diperlukan tulisan tangan yang rapi agar mendapatkan ciri yang baik sebagai data latih. Maka, total data uji yang diproses untuk sistem adalah 90 citra uji.

#### 3.1.1 Pre-processing

Tahap *pre-processing* dilakukan pada citra input baik untuk data latih maupun data uji. Berikut adalah Gambar 3 yang merupakan diagram blok untuk menjelaskan tahapan proses pada *pre-processing*.



Gambar 3. Diagram Blok Pre-processing

Keluaran dari *preprocessing* ini adalah kumpulan citra yang terbagi sesuai dengan jumlah karakter yang ada pada citra masukan. Berikut penjelasan dari blok diagram *preprocessing*. :

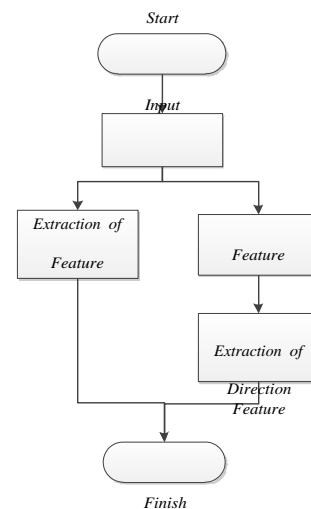
- Pengubahan citra input ke citra biner

Pengubahan citra RGB menjadi citra biner bertujuan untuk mempermudah pengolahan citra dimana hanya terdapat nilai 0 dan 1 saja.

- *Inverse*  
Dikarenakan pengujian menggunakan kertas berwarna putih, sehingga *background* adalah warna putih dan *foreground* adalah hitam, oleh karena itu diperlukan pembalikan kondisi dimana *background* adalah hitam dan *foreground* adalah putih.
- *Area Open*  
Bertujuan untuk menghilangkan piksel yang bukan bagian dari karakter, yaitu dengan cara melihat jumlah piksel tersebut pada suatu area. Apabila kurang dari nilai batas yang ditentukan, maka piksel tersebut dijadikan background.
- *Labelling*  
Labelling disini adalah memberikan tanda untuk masing-masing karakter, hal ini digunakan untuk membagi citra sesuai dengan jumlah karakter. Jumlah karakter sama dengan jumlah label yang didapat.
- *Segmentation*  
Dari karakter yang telah diberi label tersebut, maka langkah selanjutnya adalah mengambil citra sesuai karakternya.
- *Thinning*  
Dari hasil citra karakter yang telah terpisah, lalu citra tersebut dipertipis menjadi satu piksel yang selanjutnya digunakan untuk ekstraksi ciri dengan MDF.
- *Resize*  
*Resize* bertujuan agar setiap citra yang diproses memiliki ukuran yang sama, Hal ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dari penelitian ini.

#### 3.1.2 Modified Direction Feature (MDF)

Setelah dilakukan proses *pre-processing* tahap yang selanjutnya dilakukan adalah mencari vektor ciri dari masing-masing karakter yang telah disegmentasi menggunakan metode ekstraksi ciri *Modified Direction Feature* (MDF).



Gambar 4. Diagram Alir (MDF)

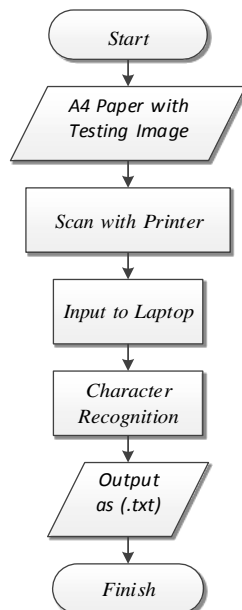
Proses pada Gambar 4 ini merupakan tahap penting dalam pengenalan pola huruf. Ekstraksi ciri ini memperkecil ruang observasi menjadi pola-pola unik oleh masing-masing huruf dari sebuah citra [6]. Hasil dari perhitungan pada *direction feature* dan *transition feature* memiliki masing-masing nilai yang menjadi ciri tersendiri.

### 3.1.3 Hidden Markov Model (HMM)

Semua parameter hasil ekstraksi ciri MDF akan digunakan oleh Hidden Markov Model (HMM) untuk melakukan proses HMM. HMM memproses data latih untuk di training, berupa huruf capital A-Z, huruf kecil a-z dan angka 0-9 sesuai dengan ciri yang telah didapatkan dari MDF. Karena ada 30 citra latih yang diproses maka didapatkan 62 kelas berdasarkan jenis karakter yang ditulis, total vektor ciri yang ditraining adalah 1860x192.

### 3.2 Pengujian Sistem

Proses pengujian sistem secara keseluruhan hingga mendapatkan hasil bisa dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Diagram Alir Pengujian Sistem

1. Untuk menguji hasil kerja sistem yang telah dibuat ambil salah satu citra uji secara acak dari 30 orang dengan format (.jpg) yang memiliki berbagai macam variasi tulisan pada kertas A4.
2. Kertas A4 tersebut selanjutnya di *scanning* dengan *scanner*.
3. Masukkan data uji tersebut kedalam program yang telah dibuat untuk diolah dan dilakukan proses pengenalan karakter.
4. Hasil keluaran berupa data teks dengan format (.txt).

### 3.3 Performansi Sistem

Performansi sistem diukur berdasarkan parameter sebagai berikut:

#### 1. Akurasi Sistem

Akurasi merupakan ukuran ketepatan sistem dalam mengenal karakter tulisan tangan dan mencocokkannya dengan data yang berada di database. Akuisisi sistem secara matematis dapat dilakukan seperti pada persamaan 1 dan 2 berikut.

$$CER = \frac{\text{Jumlah karakter yang salah}}{\text{Jumlah karakter keseluruhan}} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah karakter yang benar}}{\text{Jumlah karakter keseluruhan}} \times 100\% \quad (2)$$

#### 2. Waktu Komputasi

Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan sistem untuk melakukan suatu proses. Pada sistem ini, waktu komputasi dihitung dengan menggunakan *toolbox* yang ada di Matlab, sehingga didapatkan komputasi sistem.

## 4. Pengujian dan Analisis Sistem

### 4.1 Skenario Pengujian sistem

Skenario yang digunakan untuk mengenali tulisan tangan adalah sebagai berikut:

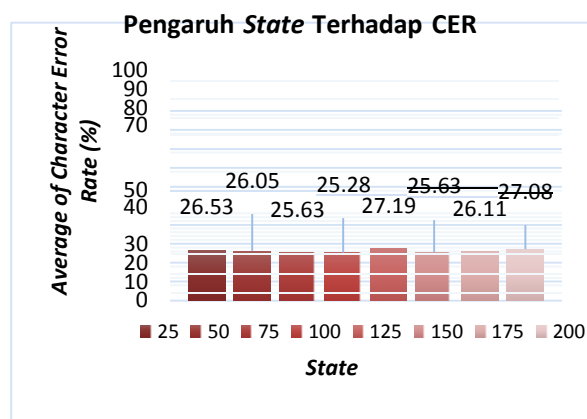
1. Melakukan proses input citra uji dengan *scanner* Canon MP237.
2. Pengujian dilakukan menggunakan 30 buah citra uji dengan format (.jpg) yang merupakan tulisan per kata dari 30 orang, yang terdiri dari 7 citra uji huruf kecil, 7 citra uji huruf kapital, 7 citra uji huruf campuran kapital dan kecil, 7 citra uji angka dan 2 citra uji campuran huruf dan angka.
3. Melakukan proses *preprocessing* dan ekstraksi ciri menggunakan metode MDF yang menghasilkan vektor ciri pada masing-masing karakter untuk mempermudah proses pengenalan selanjutnya.
4. Melakukan proses pengenalan karakter dengan metode klasifikasi HMM. Tidak ada aturan baku dalam proses pemilihan jumlah state pada klasifikasi HMM. Pada Tugas Akhir ini jumlah state yang digunakan adalah 25, 50, 75, 100, 125, 150, 175 dan 200.
5. Menghitung besar kesalahan pengenalan karakter per kata berdasarkan *Character Error Rate* (CER) dari hasil pengujian.
6. Menguji kualitas sistem pengenalan karakter dengan memberikan *noise* Salt & Pepper sebesar 1%, 2%, 3%, 4%, 5%, 6% dan 7% dan *noise* Gaussian.
7. Menghitung waktu *training* HMM dan *testing* HMM.
8. Membandingkan hasil rata-rata CER dan waktu *training* HMM pada sistem pengenalan huruf terhadap kenaikan *state* HMM.

- Membandingkan hasil rata-rata CER pada sistem pengenalan huruf terhadap *noise*.

#### 4.2 Analisis Pengujian Sistem

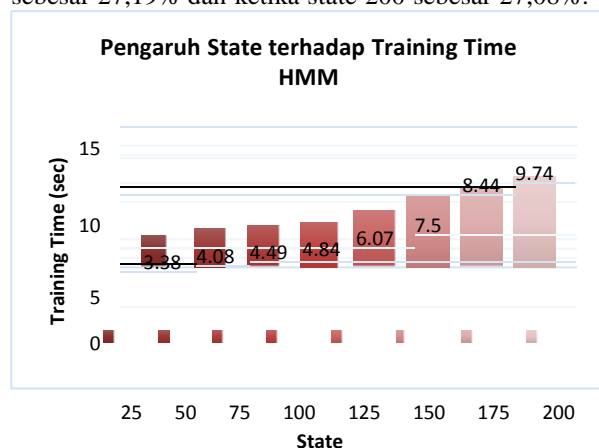
##### 4.2.1 Analisis Pengaruh Jumlah State terhadap rata-rata CER dan Training Time HMM

Tidak ada peraturan yang empiris dalam pemilihan jumlah state pada HMM. Pada Tugas Akhir ini jumlah state yang digunakan adalah 25, 50, 75, 100, 125, 150, 175, 200



Gambar 6. Analisis pengaruh jumlah state terhadap rata-rata CER

Berdasarkan Gambar 6 terjadi penurunan Character Error Rate ketika state semakin besar. State pada HMM bersifat tersembunyi. State yang tersembunyi ini adalah citra input tulisan tangan, sedangkan bagian yang diobservasi adalah vektor cirinya. Dapat disimpulkan dalam pengujian ini, state yang digunakan mempunyai pengaruh terhadap Character Error Rate. Sistem terbaik mencapai nilai optimal pada state 100 dengan nilai CER terendah sebesar 25,28%. CER tertinggi ketika state 125 yaitu sebesar 27,19% dan ketika state 200 sebesar 27,08%.

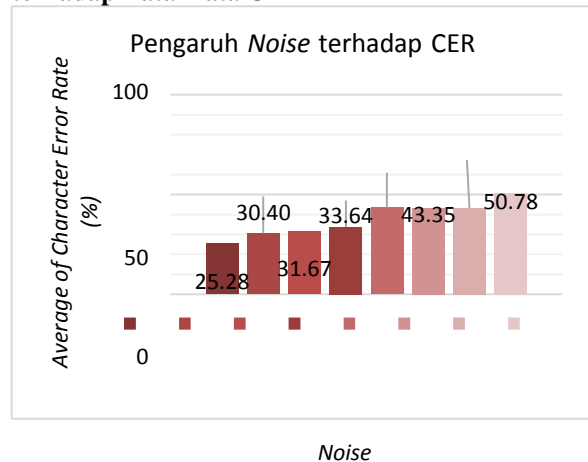


Gambar 7. Analisis pengaruh jumlah state terhadap training time HMM

Namun jika dilihat pada Gambar 7 semakin tinggi nilai state HMM semakin besar pula waktu komputasi pengujian sistemnya. Maka dari itu melihat waktu training HMM dan hasil CER dipilih state yang terbaik adalah saat state 100 dengan rata-rata CER 25,28% dengan waktu training HMM 4,84

detik dan rata-rata waktu komputasi untuk sistem pengenalan karakter 2,23 detik. Sedangkan untuk state 75 dan 150 rata-rata CER memiliki presentase yang sama yaitu 25,63% dan rata-rata waktu komputasi pengenalan karakter adalah 2,03 detik dan 2,01 detik.

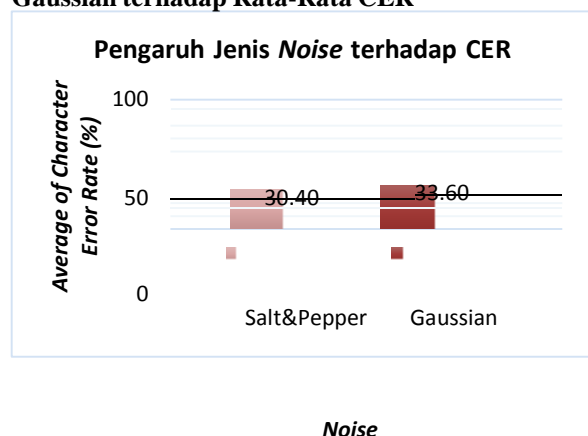
##### 4.2.3 Analisis Pengaruh Noise Salt & Pepper terhadap Rata-Rata CER



Gambar 8. Analisis pengaruh noise Salt & Pepper terhadap rata-rata Character Error Rate (CER)

Gambar 8 menjelaskan grafik hubungan antara rata-rata CER dengan noise, ketika nilai state 100 terlihat bahwa pengenalan karakter semakin menurun jika diberi noise Salt & Pepper. Rata-rata CER terkecil adalah saat tidak diberi noise, sedangkan rata-rata CER terbesar adalah saat noise terbesar yaitu 7%. Noise Salt & Pepper sebesar 7% adalah merusak citra sebesar 7 piksel dengan acak dari 100 piksel pada citra. CER terkecil adalah 0% disaat tidak diuji dengan noise Salt&Pepper, dari 30 citra yang diujikan terdapat 5 yang dikenali seluruh karakternya dengan benar.

##### 4.2.4 Analisis Pengaruh Noise Salt & Pepper dan Gaussian terhadap Rata-Rata CER



Gambar 9. Pengaruh Noise Salt & Pepper dan Gaussian terhadap Rata-Rata CER

Berdasarkan grafik pada Gambar 9 menunjukkan bahwa sistem pengenalan karakter ini lebih tahan terhadap noise salt and pepper. Hal ini dikarenakan noise salt and pepper berbentuk titik-titik hitam yang tersebar dalam citra. Titik-titik ini dapat diminimalkan dalam proses Area Open pada pre-processing. Noise Gaussian yang digunakan zero mean

*noise* dengan nilai variansi 0,01. Perbedaan rata-rata CER antara noise salt and pepper dan Gaussian sebesar

3,2%. Sistem pengenalan karakter memiliki ketahanan terhadap noise Salt & Pepper yang cukup baik jika dibandingkan dengan noise Gaussian.

### 5. Kesimpulan

Berdasarkan pengujian yang dilakukan pada penelitian ini, penggunaan MDF untuk ekstraksi ciri dan digabungkan dengan HMM sebagai metode klasifikasinya dapat digunakan untuk melakukan pengenalan karakter huruf dan angka tulisan tangan dengan rata-rata CER 25,28% atau rata-rata akurasi karakter 74,72%. Sistem pengenalan karakter ini menggunakan tulisan tangan dari 30 orang sebagai data latih. Beberapa pengenalan karakter tidak baik disebabkan karena tulisan tangan tidak selalu baik, sehingga terdapat karakter yang saling menempel hingga terdeteksi menjadi satu karakter. Hasil pengujian sistem pada *state* 100 memiliki CER dari 0% hingga 56% dan setelah diuji dengan *noise* Salt & Pepper memiliki CER dari 0% hingga 100% dengan rata-rata CER 43,35%. Semakin kecil presentase CER menunjukkan akurasi sistem tersebut semakin baik. Kenaikan jumlah *state* HMM waktu komputasi menjadi bertambah lama namun tidak selalu menurunkan presentase CER. Pengenalan citra uji per kata pada *state* terbaik adalah 100 memiliki rata-rata waktu komputasi 2.23 detik. Hasil pengujian sistem dengan *noise* Salt & Pepper hanya mempengaruhi CER tidak terlalu mempengaruhi waktu komputasi sistem pengenalan karakter pada suatu kata.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Gonzalez R.C., Richard E., Woods.(2002). *Digital Image Processing*, Pearson Education Asia. 2nd Ed.
- [2] Hery, Mauridhi P dan Muntasa, Arif. (2010). *Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur*. Graha Ilmu. Yogyakarta.
- [3] Kadir, Abdul dan Susanto Adhi. (2013). *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Penerbit ANDI. Yogyakarta.
- [4] Natser, A.M., Aulama, M.M., Abandah, D. A. (2006). *Arabic Handwritten OCR Using HMM*. Bachelor Thesis, University of Jordan, Computer Engineering.
- [5] Nixon, Mark dan Aguado, Alberto. *Feature Extraction and Image Processing*.
- [6] Nugraha, Arie Aulia. (2013). *Pengenalan Pola Huruf Hijaiyah Berharakat Menggunakan Modified-DFE dan HMM*. Institut Teknologi Telkom. Bandung.
- [7] M. Blumenstein, X.Y. Liu dan B.Verma. (2004). *A Modified Direction Feature for Cursive Character Recognition*. Int.Joint Conf. on Neural Networks (IJCNN '04), Budapest, Hungary, pp.2983-2987.
- [8] M. Blumenstein, X.Y. Liu dan B.Verma. (2006). *An Investigation of Modified Direction Feature for Cursive Character Recognition*.
- [9] Putra, Darma. (2009). *Pengolahan Citra Digital*. Penerbit ANDI. Yogyakarta.
- [10] Rabiner, Lawrence R. *A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition*.
- [11] Sefrina, Amalia. (2011). *Analisis Perancangan Aplikasi Pengenalan Individu Melalui Citra Tulisan Tangan Berbasis 2D Gabor Wavelet dan Black Propagation Neural Network*. Universitas Telkom. Bandung.
- [12] Solomon, Chris dan Breckon, Toby. (2011). *Fundamentals of Digital Image Processing*. Wiley-Blackwell. India.
- [13] Stavros J. Perantonis, Georgios Vamvakas, Basilis Gatos. (2010). *Handwritten character recognition through two-stage foreground sub-sampling*. Pattern Recognition 43 (2010) 2807-2816