**DETEKSI TULISAN TANGAN MENGGUNAKAN METODE SEGMENTASI ADAPTIF DAN *HIDDEN MARKOV MODEL***

***HANDWRITING DETECTION USING ADAPTIVE SEGMENTATION AND* *HIDDEN MARKOV MODEL* *METHOD***

**Akalily Mardhiyya1, Bambang Hidayat2, Suci Aulia3**

1,2,3Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

1**akalilymardhiyya2@gmail.com**2 **bhidayat@telkomuniveristy.ac.id**,

3 **suciaulia@telkomuniveristy.ac.id**,

**Abstrak**

**Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan pengenalan karakter huruf maupun angka dengan akurasi mencapai 74,72%[8]. *Hidden Markov Model* (HMM) digunakan sebagai metode klasifikasi, sedangkan untuk metode ekstraksi cirinya digunakan *Modified Direction Feature* (MDF). Sistem terbatas pada tulisan tangan yang antarkarakter saling terpisah. Pada penelitian ini, dirancang suatu sistem yang dapat mengenali karakter huruf dan angka pada tulisan tangan dengan atau tanpa *overlapping* tetapi tidak bersentuhan antarkarakter. Pada sistem ini, masukan merupakan hasil *scan* dari data latih dan data uji yang berisi karakter huruf ataupun angka pada tulisan tangan. Tahap awal pada sistem ini adalah *pre-processing* data latih dan data uji, kemudian data tersebut diekstraksi cirinya dengan *Modified Direction Feature* (MDF) sehingga didapat ciri-ciri dari citra. Setelah ciri didapat, selanjutnya diklasifikasi dengan *Hidden Markov Model* (HMM). *Output* sistem berupa teks dengan format (.txt). Dari pengujian yang dilakukan, sistem yang dirancang menghasilkan akurasi rata-rata 70,44% dengan waktu komputasi rata-rata sebesar 2,07 detik. Sistem masih belum dikatakan sempurna karena masih terdapat akurasi 20% untuk karakter 0 dan 0% untuk kata E22.**

**Kata kunci: tulisan tangan, *overlap*, *Modified Direction Feature*, *Hidden Markov Model,* segmentasi adaptif**

**Abstract**

**In previous research has been done a recognition character such as letter and number and achive up to 74,72% of accuration rate[8]. Hidden Markov Model (HMM) is used as classification method, and Modified Direction Feature is used as exctraction feature method. System is limited to handwriting which each of character is separated. In this research, designed a system which can recognize the character of letters and numbers on handwritten with or without overlapping but each of character are not touching. In this system, the input is a scanned images of training data and test data that contains letters and numbers by handwritting. The early step of this system is pre-processing training data and test data, then the data extracted by the Modified Direction Feature in order to get the characteristics of the image. After acquired traits, the image then classified by the Hidden Markov Model (HMM). System output as a text in .txt format. From the tests, the designed system can achive an average accuracy of 70,44% with an average computation time of 2,07 second. the system is still not perfect because there is still accuracy of 20% for character 0 and 0% for word of E22.**

**Keywords : handwriting, overlap, Modified Direction Feature, Hidden Markov Model, adaptive segmentation**

# Pendahuluan

Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan deteksi tulisan tangan dengan akurasi mencapai 74,72%[8]. *Hidden Markov Model* (HMM) digunakan sebagai metode klasifikasi, sedangkan untuk metode ekstraksi cirinya digunakan *Modified Direction Feature* (MDF). Sistem terbatas pada tulisan tangan yang antarkarakter terpisah satu sama lain. Pada penelitian ini, dirancang suatu sistem yang dapat mengenali karakter huruf maupun angka yang terdapat *overlap* antarkarakter, dengan mengacu pada penelitian sebelumnya. Metode ekstraksi ciri yang digunakan pada penelitian ini mengacu pada penelitian sebelumnya yaitu metode *Modified Direction Feature* (MDF), begitu pula dengan metode klasifikasi yang digunakan, yaitu metode *Hidden Markov Model* (HMM). Untuk proses segmentasinya digunakan segmentasi yang dapat memisahkan karakter yang saling *overlap* (dua karakter yang berada pada kolom citra yang sama).

# Dasar Teori

## Segmentasi Adaptif

Segmentasi adaptif adalah metode pemisahan citra menjadi bagian-bagian pembentuknya dengan kemampuan dapat menyesuaikan kondisi citra, dalam peneitian ini kemampuan memisahkan dengan tepat citra tulisan tangan yang *overlap* antarkarakternya. Pada penelitian ini digunakan *labeling* untuk memisahkan karakter dari citra tulisan tangan yang *overlap* antarkarakter.

## **Modified Direction Feature[2] [5] [8]**

Modified Direction Feature merupakan metode ekstraksi ciri dengan menghitung nilai *Location transition* dan *Direction transition*. Nilai *Location transition* didapat dengan menghitung posisi transisi dan jumlah transisi pada bidang vertikal dan horizontal dari suatu citra. Transisi adalah posisi dimana terjadinya perubahan *pixel* dari *background* menjadi *foreground* tetapi tidak sebaliknya. Sedangkan nilai *Direction transition* didapat berdasarkan label arah dari sebuah *pixel*, setiap *pixel* bernilai 1 (*foreground*) pada citra memiliki arah tersendiri sebagai berikut.

**Tabel 1** Nilai Label dan Arah pada DF

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Arah** | **Nilai** | **Bentuk** |
| Vertikal | 2 |  |
| Diagonal Kanan | 3 |  |
| Horizontal | 4 |  |
| Diagonal Kiri | 5 |  |

Untuk melakukan pelabelan arah pada masing masing *pixel* dapat dilakukan dengan cara sebagai berikut:

1. Lakukan pemindaian dari kiri ke kanan.
2. Apabila menemukan sebuah *pixel* *foreground* (*pixel* bernilai 1) maka periksa *pixel* tetangga dari *pixel* tersebut.

3. X adalah *pixel* yang akan diperiksa, kemudian periksa a – h. Apabila pada posisi tetangga dari a sampai h ditemukan *pixel* *foreground* (*pixel* bernilai 1), maka nilai X memiliki nilai arah berdasarkan aturan dibawah ini:

- Jika pada posisi a atau e maka nilai arah adalah 5

- Jika pada posisi b atau f maka nilai arah adalah 2

- Jika pada posisi c atau gmaka nilai arah adalah 3

- Jika pada posisi d atau h maka nilai arah adalah 4

**Tabel 2** Matrik Ketetanggaan Dalam Penentuan Nilai Label

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| a | b | c |
| h | X | d |
| g | f | e |

Berikut ini adalah prosedur untuk mendapatkan ciri dengan MDF.

a) Menentukan Nilai Transisi

Untuk mendapatkan nilai transisi dilakukan pemindaian dari kiri ke kanan, kanan ke kiri, atas ke bawah, dan bawah ke atas. Nilai transisi (TF) adalah nilai dari pembagian antara posisi terjadinya transisi dengan panjang atau lebar dari citra. Apabila pemindaian dilakukan dari kiri ke kanan dan dari atas ke bawah, maka perhitungan nilai transisi sebagai berikut:

LTi= 1- $\frac{x\_{i}}{max}$ (1)

Sebaliknya, apabila pemindaian dilakukan dari kanan ke kiri dan dari bawah ke atas, maka perhitungan nilai transisi sebagai berikut:

LTi = $\frac{x\_{i}}{max}$ (2)

Dengan xi adalah posisi adanya transisi dan *max* adalah panjang citra jika pemindaian dilakukan dari atas ke bawah atau bawah ke atas, jika pemindaian dilakukan dari kanan ke kiri atau kiri ke kanan maka *max* adalah lebar citra.

b) Menentukan Nilai Arah

DF didapat dari pembagian label arah pada posisi terjadinya transisi dengan nilai pembagi. Pada penelitian ini nilai pembagi yang digunakan adalah 10 seperti yang tercantum dalam referensi. Apabila jumlah transisi yang ditemukan kurang dari jumlah transisi maksimal yang digunakan maka DF sisanya diberikan nilai 0 dan apabila jumlah transisi yang ditemukan lebih dari jumlah transisi maksimal yang digunakan maka tidak akan dihitung.

 DF = $\frac{nilai arah}{10}$ (3)

Setelah semua nilai DF dan TF dari 4 arah dicari maka akan dilanjutkan dengan melakukan normalisasi vektor ciri yang didapat pada setiap arah pencarian dengan dimensi vektor ciri sebagai berikut:

Jumlah\_transisi × jumlah\_*feature* × jumlah\_vektor × lebar\_matriks\_normalisasi (4)

## Hidden Markov Model [3] [8]

HMM disebut *hidden* karena model pada HMM tersembunyi, tetapi parameter model diketahui. HMM memiliki kondisi tersembunyi yang tidak dapat diobservasi sehingga yang diobservasi adalah *output* pada setiap kondisi (*state*).Elemen-elemen yang terdapat pada HMM yaitu:

1. N, menyatakan jumlah *state*, dengan ruang *state* *S* = {S1, S2,…, SN} dan *state* pada waktu *t* dinyatakan dengan *Qt* .
2. M, menyatakan jumlah pengamatan (observasi) tiap *state*, dengan simbol observasi *V*= {*V1, V2,…,VM*}.
3. A, menyatakan distribusi probabilitas transisi antar *state*. A = [a*ij*] menyatakan probabilitas transisi dari *state* i ke *state* j dimana:

a*ij* = P[*Qt+1* = *Sj* | *Qt* = *Si*], 1≤ i,j ≤ N (5)

1. B, menyatakan distribusi probabilitas simbol observasi dalam *state*. B = {bj(k)} menyatakan distribusi probabilitas simbol observasi ke-k pada *state* j dimana:

*bj(k)* = P[ Vk saat *t*| *qt* = *Sj*], 1≤ *k* ≤ *M*; *j* = 1, 2, 3,…, *N* (6)

1. $Π$, menyatakan distribusi probabilitas initial *state*, $π$ = {$π\_{i}$} menyatakan distribusi probabilitas inisialisasi pada *state* i dimana:

$π\_{i}$ = P[*Q1* = *Si*], 1 ≤ i ≤ N (7)

1. **Permasalahan pada HMM [4]**

Agar HMM dapat diaplikasikan ke berbagai permasalahan yang nyata, terdapat tiga permasalahan pada HMM yang harus diselesaikan, yaitu:

1. *Evaluation problem*

Permasalahan pertama pada HMM yang harus diselesaikan adalah mencari P(*O*|*λ*) atau peluang barisan observasi *O* ={*O1, O2,…OT*} jika diberikan model HMM *λ=* (A, B, $π$). Peluang ini dapat ditentukan secara induksi dengan algoritma *forward* dan algritma *backward.*

1. *Decoding Problem*

Permasalahan kedua pada HMM yaitu pencarian barisan *state* yang optimal *Q\** = {*Q\*1, Q\*2, …, Q\*T*} jika diberikan barisan observasi *O* ={ *O1, O2,…OT*} dan model *λ=* (A, B, $π$). Untuk menyelesaikan *decoding problem* digunakan algoritma Viterbi.

1. *Learning problem*

Permasalahan ketiga pada HMM yaitu bagaimana mengatur parameter model *λ=* (A, B, $π$) jika diberikan barisan observasi *O* = *O1, O2,…OT* agar P(*O*|*λ*) maksimum. Untuk menyelesaikan permasalahan ini digunakan algoritma *Baum‐Welch.*

# Pembahasan

## Perancangan Sistem

(a)

(b)

**Gambar 1.** Diagram Alir (a) Prose latih dan (b) Proses uji

* 1. **Segmentasi Adaptif**

Segmentasi adaptif pada tugas akhir ini yaitu kemampuan memisahkan setiap karakter pada citra tulisan tangan yang *overlap* antarkarakter dengan tepat. Metode yang digunakan adalah *labeling*. Pada tugas akhir ini dilakukan beberapa kali proses *labeling.* Berikut adalah ilustrasi *labeling* yang dilakukan.

3

1

3

4

3

7

(b)

(a)

**Gambar 2.** (a) Citra huruf P dengan ukuran 3x7 (b) Pembagian citra untukdilakukan labeling

Citra huruf P dengan ukuran 3x7 dibagi menjadi dua bagian, bagian pertama adalah citra bagian atas dengan ukuran 3x3 dan bagian kedua adalah citra bagian bawah dengan ukuran 1x4. *Labeling* pada huruf P ini dilakukan sebanyak tiga kali. *Labeling* pertama untuk citra bagian atas. *Labeling* kedua untuk citra bagian bawah. Setelah itu dilakukan pelabelan lagi untuk menggabungkan kedua *label* tersebut.

## Analisis Hasil Simulasi Sistem

Pengujian terhadap sistem dilakukan dengan beberapa skenario yang telah ditentukan, yaitu mengubah parameter pada proses MDF, HMM, dan *pre-processing* untuk mendapatkan akurasi terbaik sistem.

1. **Pengujian Parameter Proses Ekstraksi Ciri MDF**

Pada penelitian ini proses ektraksi ciri MDF dibagi menjadi 4 bagian yaitu bagian atas kiri, bagian atas kanan, bagian bawah kiri, dan bagian bawah kanan dari citra berukuran 80x80 agar ciri semakin mewakili karakter. Hal tersebut menyebabkan vektor ciri yang dihasilkan menjadi 4 kali dari sebelumnya.

MDF3

MDF4

MDF1

40

40

40

80

40

80

MDF2

**Gambar 3.** Pembagian MDF Menjadi 4 Bagian

Pada skenario ini pengujian dilakukan terhadap 30 kata tulisan tangan. Parameter MDF yang diuji adalah lebar matriks normalisasi. Pengujian dilakukan dengan parameter HMM yang digunakan adalah jumlah *cluster* 128 dan jumlah *state* 50. Lebar matriks normalisasi MDF yang diuji yaitu 5 dan 8.

**Tabel 3** Pengaruh perubahan lebar matriks normalisasi pada MDF terhadap akurasi

|  |  |
| --- | --- |
| Normalisasi dengan lebar matriks 8 | Normalisasi dengan lebar matriks 5 |
| Karakter benar | Akurasi (%) | Karakter benar | Akurasi (%) |
| 105 | 51.72 | 116 | 57.14 |

**Gambar 4.** Pengaruh perubahan lebar matriks normalisasi pada MDF terhadap akurasi

Dapat dilihat bahwa akurasi terbaik diperoleh saat normalisasi dengan lebar matriks 5. Saat normalisasi dengan lebar matriks 5, dihasilkan vektor ciri sebanyak 120, sesuai dengan persamaan MDF dengan jumlah\_transisi= 3, jumlah\_feature= 2 (LT dan DT), jumlah\_vektor= 4 (kiri, atas, kanan, bawah) dan lebar\_matriks\_normalisasi= 5. Sedangkan saat normalisasi dengan lebar matriks 8, dihasilkan vektor ciri sebanyak 192, sesuai dengan persamaan MDF dengan jumlah\_transisi= 3, jumlah\_feature= 2 (LT dan DT), jumlah\_vektor= 4 (kiri, atas, kanan, bawah) dan lebar\_matriks\_normalisasi= 8. Ciri-ciri yang didapat dari matriks normalisasi dengan lebar 5 sudah cukup mewakili citra karakter. Apabila jumlah vektor ciri yang dihasilkan terlalu sedikit, hawatir ciri kurang mewakili citra karakter.

1. **Pengujian Parameter Proses Klasifikasi HMM**

Setelah didapat parameter terbaik dari MDF (Normalisasi matriks dengan lebar 5), sistem dilakukan pengujian parameter HMM terhadap akurasi. Parameter HMM yang diuji antara lain jumlah *cluster* dan jumlah *state*.

* + - 1. **Pengujian Parameter Jumlah *Cluster* pada Proses Klasifikasi HMM**

Jumlah *cluster* yang akan diuji pada pengujian ini antara lain 128, 512, dan 1024. Untuk jumlah *state* yang digunakan adalah 50.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Jml *cluster* 128 | Jml *cluster* 512 | Jml *cluster* 1024 |
| Akurasi rata-rata (%) | Akurasi maksimum (%) | Akurasi rata-rata (%) | Akurasi maksimum (%) | Akurasi rata-rata (%) | Akurasi maksimum (%) |
| 56.90 | 59.11 | 57.88 | 60.10 | 61.08 | 62.56 |

**Tabel 4** Pengaruh perubahan jumlah *cluster* pada HMM terhadap akurasi

**Gambar 5.** Pengaruh perubahan jumlah *cluster* pada HMM terhadap akurasi

Dapat dilihat bahwa dengan jumlah *cluster* sebanyak 1024 diperoleh akurasi terbaik, yaitu akurasi rata-rata sebesar 61,08% dan akurasi maksimum sebesar 62,56%. Semakin banyak jumlah *cluster* maka ciri yang terdapat pada suatu *cluster* hanya yang memiliki tingkat kemiripan yang besar sehingga akurasi yang didapat semakin besar.

* + - 1. **Pengujian Parameter Jumlah *State* pada Proses Klasifikasi HMM**

Pada pengujian ini akan diuji parameter jumlah *state* 25, 50 dan 75terhadap akurasi sistem dengan parameter terbaik MDF (normalisasi matriks dengan lebar 5) dan jumlah *cluster* HMM yang menghasilkan akurasi terbaik(1024).

**Tabel 5** Pengaruh Jumlah *State* pada HMM terhadap akurasi

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Jumlah *state* 25 | Jumlah *state* 50 | Jumlah *state* 75 |
| Akurasi rata-rata (%) | Akurasi maksimum (%) | Akurasi rata-rata (%) | Akurasi maksimum (%) | Akurasi rata-rata (%) | Akurasi maksimum (%) |
| 59.36 | 59.61 | 61.08 | 62.56 | 60.59 | 61.08 |

**Gambar 6.** Pengaruh perubahan jumlah *state* pada HMM terhadap akurasi

Dapat dilihat bahwa akurasi maksimum diperoleh saat jumlah *state* 50, yaitu sebesar 62,56%. Bertambahnya jumlah *state* mempengaruhi kondisi sistem yang akan dikenali.

1. **Pengujian Parameter Proses *Pre-processing***

Pengujian dilakukan dengan membandingkan akurasi sistem yang dihasilkan saat dilakukan proses erosi serta dilasi dan tanpa proses erosi serta dilasi. Erosi adalah pengecilan atau penipisan objek citra biner, sedangkan dilasi adalah penebalan dalam citra biner[9]. Pengujian dengan erosi dan dilasi pada *pre-processing* dilakukan sebelum tahap segmentasi. Digunakan parameter MDF dan HMM terbaik, yaitu lebar matriks normalisasi MDF 5, jumlah *cluster* HMM 1024 dan jumlah *state* HMM 50.

**Tabel 6** Pengaruh erosi dan dilasi terhadap akurasi sistem

|  |  |
| --- | --- |
| Tanpa erosi dan dilasi | Dengan erosi dan dilasi |
| Akurasi rata-rata (%) | Akurasi Maksimum (%) | Akurasi rata-rata (%) | Akurasi Maksimum (%) |
| 61.08 | 62.56 | 68.97 | 70.44 |

**Gambar 7.** Pengaruh Erosi dan Dilasipada *Pre-processing* terhadap Akurasi Sistem

Dapat dilihat bahwa dengan proses erosi dan dilasi pada *pre-processing* dapat meningkatkan akurasi sistem. Hal tersebut disebabkan erosi berperan menyaring informasi dari citra dengan menghilangkan detail yang lebih kecil dari strel, sedangkan dilasi menyebabkan lubang-lubang yang terdapat di tengah objek akan mengecil sehingga dengan adanya erosi dan dilasi, informasi citra yang diambil lebih sesuai dengan citra karakter yang diwakilkan.

1. **Hasil Terbaik**

Berdasarkan percobaan yang dilakukan terhadap semua kemungkinan dari kombinasi parameter yang diberikan, hasil terbaik diberikan oleh percobaan dengan parameter berikut :

* 1. Ekstraksi ciri MDF : Normalisasi dengan lebar matriks 5
	2. Klasifikasi HMM :
		1. Jumlah *cluster* : 1024
		2. Jumlah *state* : 50
	3. *Pre-processing* : dengan proses erosi dan dilasi

Akurasi terbaik pada data uji total menghasilkan nilai akurasi sebesar 70,44%. Selain akurasi, waktu komputasi dapat dijadikan tolak ukur performansi sistem. Waktu komputasi rata-rata saat dihasilkan akurasi terbaik adalah 2,07 detik.

# Kesimpulan

Sistem deteksi tulisan tangan yang dibuat mampu mengenali karakter dengan akurasi terbaik sebesar 100% untuk karakter B/b, C/c, D/d, E/e, J/j, N/n, W/w, Y/y, dan Z/z serta mampu mengenali kata dengan akurasi terbaik sebesar 100% untuk kata LATIFAH dan AHMAD. Secara keseluruhan diperoleh akurasi terbaik sebesar 70.44% dengan parameter yang digunakan, yaitu dengan proses dilasi dan erosi pada pre-processsing, Normalisasi MDF dengan lebar matriks 5, jumlah *cluster* HMM sebanyak 1024, dan jumlah *state* sebanyak 50*.* Waktu komputasi rata-rata secara keseluruhan dengan parameter yang memberikan akurasi terbaik adalah 2.07 detik.

**Daftar Pustaka**

1. (n.d.). Retrieved Maret 25, 2014, from www.willymanoppo.blogspot.com/2013/12/makalah-pengolahan-citra.html
2. Blumenstein, M., Liu, X. Y., & Verma, B. (n.d.). *A Modified Direction Feature for Cursive Character Recognition.* Australia.
3. Fink, G. A. (2007). *Markov Models for Pattern Reconition.* Dortmund: University of Dortmund.
4. Firdaniza, N. G., & Akmal. (2006). Hidden Markov Model. *Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika.* Universitas Padjadjaran.
5. PERDANA, G. R. (2013). *Analisis dan Implementasi Optical Character Recognition Menggunakan.* Bandung: Institut Teknologi Telkom.
6. Purnomo, M. H., & Muntasa, A. (2010). *Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur.* Yogyakarta: Graha Ilmu.
7. Sutoyo, T., Mulyanto, E., Suhartono, V., & al, e. (2009). *Teori Pengolahan Citra Digital.* Yogyakarta: Andi.
8. Yuwitaning, E. F. (2014). *Implementasi Metode Hidden Markov Model (HMM) untuk Deteksi Tulisan Tangan.* Bandung: Telkom University.