

Pengenalan Karakter Tulisan Tangan Menggunakan Ekstraksi Fitur Bentuk Berbasis Chain Code

Saniyatul Mawaddah^{*1}, Nanik Suciati²

^{1,2} Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya
Email: ¹saniyatul@gmail.com, ²nanik@if.its.ac.id
^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 16 Mei 2019, diterima untuk diterbitkan: 8 Juli 2019)

Abstrak

Pengenalan karakter tulisan tangan pada citra merupakan suatu permasalahan yang sulit untuk dipecahkan, dikarenakan terdapat perbedaan gaya penulisan pada setiap orang. Tahapan proses dalam pengenalan tulisan tangan diantaranya adalah *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. *Preprocessing* dilakukan untuk merubah citra tulisan tangan menjadi citra biner yang hanya mempunyai ketebalan 1 pixel melalui proses binerisasi dan *thining*. Kemudian pada tahap ekstraksi fitur, dipilih fitur bentuk karena fitur bentuk memiliki peran yang lebih penting dibanding 2 fitur visual lainnya (warna dan tekstur) pada pengenalan karakter tulisan tangan. Metode ekstraksi fitur bentuk yang dipilih dalam penelitian ini adalah metode berbasis *chain code* karena metode tersebut sering digunakan dalam beberapa penelitian pengenalan tulisan tangan. Pada penelitian ini, dilakukan studi kinerja dari ekstraksi fitur berbasis *chain code* pada pengenalan karakter tulisan tangan untuk mengetahui metode terbaiknya. Tiga metode ekstraksi fitur berbasis *chain code* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *freeman chain code*, *differential chain code* dan *vertex chain code*. Setiap citra karakter diekstrak menggunakan 3 metode tersebut dengan tiga cara yaitu ekstraksi secara global, lokal 3x3, 5x5, dan 7x7. Setelah ekstraksi fitur, dilakukan proses klasifikasi menggunakan support vector machine (SVM). Hasil eksperimen menunjukkan akurasi terbaik adalah pada model citra 7x7 dengan nilai akurasi *freeman chain code* sebesar 99.75%, *differential chain code* sebesar 99.75%, dan *vertex chain code* sebesar 98.6%.

Kata kunci: pengenalan karakter tulisan tangan, binerisasi, *thining*, *freeman chain code*, *differential chain code*, *vertex chain code*, SVM

CHARACTER HANDWRITEN RECOGNITION USING SHAPE FEATURE EXTRACTION BASED ON CHAIN CODE

Abstract

The recognition of handwriting characters images is a difficult problems to be solved, because everyone has a different writing style. The step of handwriting recognition process are preprocessing, feature extraction, and classification. Preprocessing is done to convert handwritten images into binary images that only have 1 pixel thickness by using binarization and thinning. Then, in the feature extraction we select shape feature because it is more important than two other visual features (color and texture) in handwriting character recognition. Shape feature extraction method chosen in this research is chain code method because this method is often used in several studies for handwriting recognition. In this study, a performance study of feature extraction based on chain codes was carried out on handwriting character recognition to know the best chain code method. The three shape feature extraction based on chain code used in this study are freeman, differential and vertex chain codes. Each character image is extracted using these 3 methods in three ways: extraction globally, local 3x3, 5x5, and 7x7. After the extraction feature, the classification process is carried out using the support vector machine (SVM). The experimental results show that the best accuracy is in the 7x7 image model with the value of freeman chain code accuracy of 99.75%, the differential chain code of 99.75%, and the vertex chain code of 98.6%.

Keywords: handwritten character recognition, binarization, thinning, *freeman chain code*, *differential chain code*, *vertex chain code*, SVM

1. PENDAHULUAN

Beberapa penelitian terkait pengenalan tulisan tangan telah dilakukan. Namun, karena karakter tulisan tangan memiliki berbagai gaya, masih ada ruang bagi para peneliti untuk mengembangkan metode baru untuk meningkatkan akurasi pengenalan. Salah satu cara untuk meningkatkan performa pengenalan karakter tulisan tangan adalah dengan memilih metode ekstraksi fitur yang tepat. Satu set fitur yang baik harus mewakili karakteristik unik dari satu kelas karakter tulisan tangan. Ekstraksi fitur yang memainkan peran penting dalam pengenalan karakter tulisan tangan adalah ekstraksi fitur bentuk. Salah satu metode yang sering digunakan dalam ekstraksi fitur bentuk adalah fitur berbasis chain code.

Penelitian sebelumnya yang menggunakan ekstraksi fitur bentuk berbasis chain code diantaranya penelitian yang dilakukan oleh R S Vaddi, dkk. Penelitian tersebut melakukan deteksi kontur menggunakan freeman chain code untuk mendeteksi objek secara real time (Vaddi, et al., 2011). Penelitian ini mencapai tingkat pengenalan yang tinggi, dengan menerapkan Freeman Chain Code bersama dengan teknik lain seperti teknik deteksi tepi Canny. Selain tingkat akurasi yang tinggi, dengan metode ini juga didapatkan waktu pengenalan yang lebih sedikit. Dalam penelitian yang lain, Rahmeh Omar Jabay, juga menggunakan Freeman Chain Code untuk pengenalan bentuk-bentuk dasar seperti segitiga, persegi, lingkaran, dan sebagainya (Jabay, 2014). Pada penelitian tersebut menghasilkan nilai compactness antara 0.80 sampai 0.82. Penelitian Boukharouba dan Bennia tahun 2015 (Boukharouba & Bennia, 2015) juga melakukan pengenalan angka tulisan tangan menggunakan fitur kombinasi histogram freeman chain code citra lokal dengan informasi transisi. Dalam penelitian ini, citra angka Persia tulisan tangan dilakukan splitting menjadi 3x3 bagian. Pada masing-masing bagian dilakukan ekstraksi fitur chain code 4 arah dan kemudian didapatkan histogramnya. Sehingga terdapat 9x4 bin fitur yang diperoleh. Tingkat akurasi yang didapatkan dalam penelitian ini mencapai 93.3%.

Penelitian yang dilakukan oleh Imran Siddiqi dan Nicole Vincent menggunakan differential chain codes untuk pengenalan penulis dari dokumen tulisan tangan (Siddiqi & Vincent, 2009). Metode yang diusulkan cukup umum dan dapat diterapkan ke bahasa non-Latin seperti skrip Asia dan Arab. Performa dari penelitian ini mencapai 86%. Penelitian lain yang dilakukan oleh Jae-won Chung, dkk (Chung, et al., 1998) menyajikan skema Conditional Differential Chain Code (CDCC) untuk representasi objek. Ini menggunakan probabilitas bersyarat dari simbol arah tergantung pada konteks arah kontur sebelumnya. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa CDCC mengurangi bit pengkodean hingga 5-10% jika dibandingkan dengan

pengkodean rantai diferensial konvensional (DCC) yang tidak menggunakan probabilitas bersyarat.

Penelitian Salem, dkk (Salem, et al., 2005) melakukan pengenalan citra menggunakan vertex chain code. Dalam penelitian ini vertex chain code (VCC) didasarkan pada penelitian E. Bribiesca untuk mengenali bentuk yang terdiri dari sel-sel biasa. Selain itu, penelitian ini membahas kemampuan VCC dalam mengenali objek, hasilnya menunjukkan bahwa, VCC mengenali gambar lebih baik daripada metode klasik. Penelitian lain oleh Wulandhari dkk (Wulandhari, et al., 2010), menghitung estimasi panjang dalam gambar digital menggunakan vertex chain code. Hasilnya invarian terhadap translasi dan rotasi sesuai dengan karakteristik VCC.

Pada penelitian ini, kinerja dari beberapa metode chain code yang diterapkan pada pengenalan tulisan tangan akan dipelajari. Berbagai metode chain code yang akan dipelajari diantaranya adalah freeman chain code, differential chain code, dan vertex chain code. Penelitian dilakukan mulai dari tahap preprocessing, segmentasi karakter, ekstraksi fitur menggunakan berbagai variasi chain code, dan klasifikasi menggunakan metode klasifikasi SVM (Support Vector Machine) yang telah umum digunakan.

2. CHAIN CODE

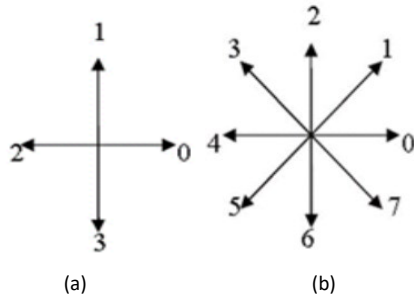
2.1. Freeman Chain Code

Freeman Chain Code (Freeman & Davis, 1977) atau yang lebih dikenal dengan chain code digunakan untuk merepresentasikan batas dengan urutan garis lurus yang terhubung dari panjang dan arah yang ditentukan. Biasanya representasi ini didasarkan pada 4 atau 8 konektivitas segmen, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1 (a), 1 (b). Arah setiap segmen dikodekan dengan menggunakan skema penomoran. Kode batas yang dibentuk sebagai urutan nomor arah tersebut disebut sebagai Freeman Chain Code. Chain code dari sebuah boundary tergantung pada titik awal. Bekerja dengan nomor kode menawarkan cara terpadu untuk menganalisis bentuk boundary. Chain Code mengikuti kontur dengan cara berlawanan arah jarum jam dan melacak arah saat kita berpindah dari satu kontur pixel ke pixel yang berikutnya. Contoh representasi freeman chain code dapat dilihat dalam Gambar 2.

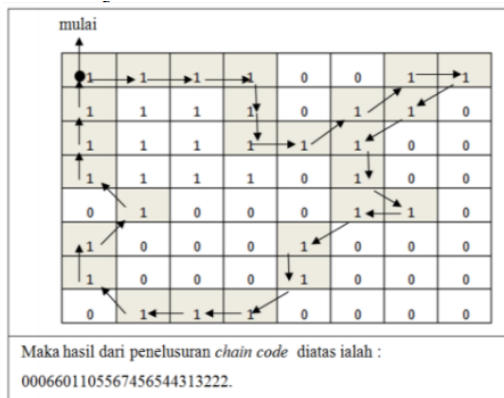
2.2. Differential Chain Code

Differential Chain Code diperoleh dari nilai perbedaan pertama chain code. Perbedaan pertama chain code diperoleh dengan mengambil dua nomor kode berantai dan menghitung jumlah transisi yang diperlukan untuk mencapai angka kedua dari nomor pertama dalam arah berlawanan arah jarum jam (Siddiqi & Vincent, 2009). Perbedaan pertama adalah

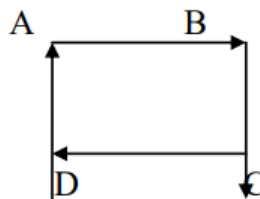
invarian rotasi. Nomor bentuk diperoleh setelah normalisasi *differential chain code*. Normalisasi memperlakukan chain code sebagai urutan melingkar dan mendefinisikan kembali titik awal sehingga urutan angka yang dihasilkan mengandung integer minimum.



Gambar 1. (a) 4-Arah Chain Code (b) 8-Arah Chain Code (Annapurna, et al., 2013)



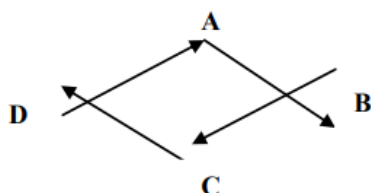
Gambar 2. Representasi Freeman Chain Code (Freeman & Davis, 1977)



Gambar 3. Bentuk Asli (Fating & Ghotkar, 2014)

Sebuah bentuk yang ditunjukkan pada Gambar 3, akan dilakukan ekstraksi *differential chain code* 8 arah sebagai berikut:

Chain code : 0 6 4 2
Normalisasi : 2 0 6 4 2
Perbedaan : 2-0, 0-6, 6-4, 4-2
Nomor Bentuk : 6 6 6 6



Gambar 4. Rotasi Bentuk Asli (Fating & Ghotkar, 2014)

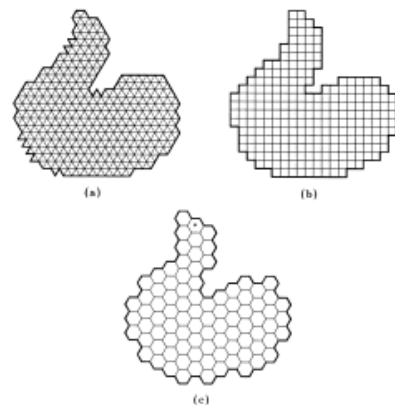
Kemudian dalam Gambar 4, bentuk asli dirotasi ke arah kanan. Kemudian dilakukan pula ekstraksi *differential chain code* 8 arah sebagai berikut:

Chain code : 7 5 3 1
Normalisasi : 1 7 5 3 1
Perbedaan : 1-7 7-5 5-3 3-1
Nomor Bentuk : 6 6 6 6

Nomor bentuk dari gambar asli sama dengan nomor bentuk dari gambar setelah rotasi. Maka dapat dibuktikan bahwa *differential chain code* invarian terhadap rotasi.

2.3. Vertex Chain Code

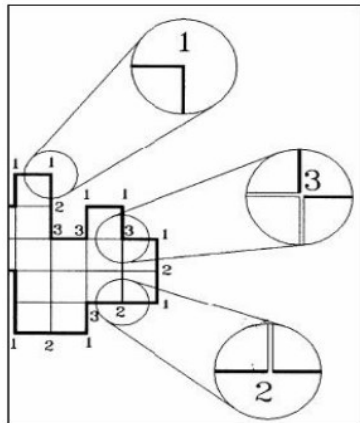
Bribiesca (Bribiesca, 1999) memperkenalkan Vertex Chain Code (VCC) pada tahun 1999. Chain code ini memenuhi tiga tujuan yang diusulkan Freeman. Beberapa karakteristik penting dari VCC adalah: (1) VCC invarian terhadap translasi dan rotasi dan secara opsional mungkin invarian terhadap *starting point* dan transformasi mirroring. VCC dimungkinkan untuk representasi bentuk yang terdiri dari sel segitiga, persegi panjang, dan heksagonal (Gambar 5). (3) Unsur-unsur rantai merupakan nilai nyata bukan simbol seperti chain code lainnya, bagian dari bentuk, menunjukkan simpul sel nomor dari simpul kontur, dapat dioperasikan untuk mengekstraksi sifat bentuk yang menarik. (4) Menggunakan VCC dimungkinkan untuk mendapatkan hubungan antara kontur dan bagian dalam bentuk.



Gambar 5. Contoh bentuk diskrit yang terdiri dari berbagai bentuk sel: (a) bentuk terdiri dari sel-sel segitiga; (b) bentuk terdiri dari sel-sel persegi panjang; (c) bentuk terdiri dari sel-sel heksagonal. (Bribiesca, 1999)

Dalam *Vertex Chain Code*, batas atau kontur bentuk diskrit apa pun yang tersusun dari sel biasa dapat diwakili oleh rantai. Oleh karena itu, rantai-rantai ini mewakili *closed boundary*. Perimeter *closed boundary* minimum sesuai dengan bentuk yang hanya terdiri dari satu sel. Unsur rantai menunjukkan jumlah simpul sel, yang berhubungan dengan kontur lenturan bentuk dalam posisi elemen. Gambar 6 menunjukkan Vertex Chain Code dari VCC cells berbentuk rectangular yang menunjukkan jumlah sel vertex,

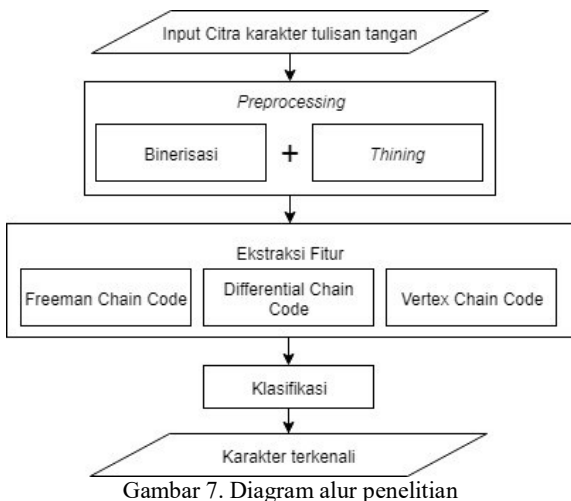
yang berhubungan dengan kontur bounding dari persegi panjang dalam posisi elemen tersebut.



Gambar 6. Contoh VCC rectangular (Bribiesca, 1999)

3. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini dipelajari kinerja metode chain code untuk ekstraksi. Tahap awal dari penelitian ini adalah preprocessing untuk merubah citra tulisan tangan menjadi citra biner yang hanya mempunyai ketebalan 1 pixel melalui proses binerisasi dan thinning. Setelah preprocessing, dilakukan ekstraksi fitur bentuk menggunakan chain code dengan berbagai metode percobaan. Selanjutnya, dilakukan proses klasifikasi karakter menggunakan metode SVM. Adapun alur penelitian yang diajukan dapat dilihat pada Gambar 7.

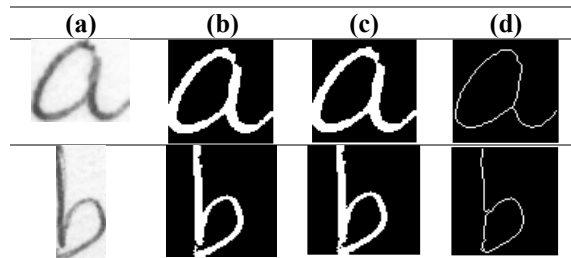


Gambar 7. Diagram alur penelitian

3.1 Preprocessing

Pada tahap *preprocessing*, citra input dirubah menjadi citra grayscale terlebih dahulu. Kemudian dilakukan proses binerisasi dari citra grayscale menjadi citra biner menggunakan metode *otsu thresholding*. Citra biner merupakan citra yang hanya mempunyai 2 nilai pixel yaitu 0 dan 1. Nilai 1 (warna putih) untuk foreground dan nilai 0 (warna hitam) untuk background. Setelah proses binerisasi,

dilakukan proses *thinning* dengan menggunakan operasi morfologi *bridge* dan *thin* di matlab. Operasi morfologi *bridge* digunakan untuk menyambungkan piksel yang tidak terhubung, dengan cara menetapkan piksel bernilai 0 ke 1 jika mereka memiliki dua tetangga yang bukan nol yang tidak terhubung. Sedangkan operasi morfologi *thin* digunakan untuk menipiskan citra sehingga mendapatkan citra dengan ketebalan 1 pixel. Contoh citra hasil *preprocessing* dapat dilihat dalam Gambar 8.

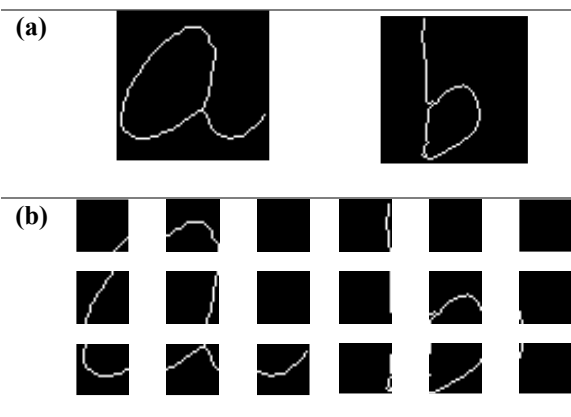


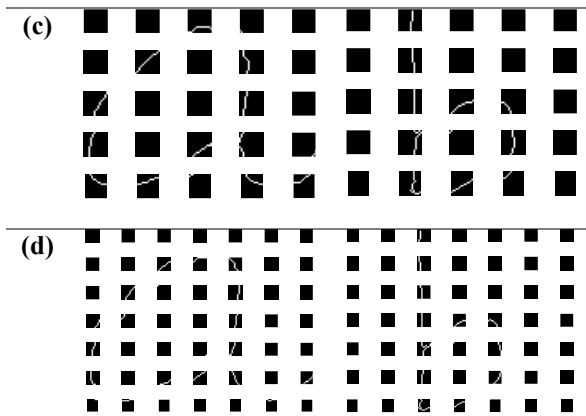
Gambar 8. *Preprocessing* Citra (a) citra tulisan tangan (b) citra hasil binerisasi (c) citra hasil *bridge* (d) citra hasil *thinning*

3.2 Ekstraksi Fitur

Pada tahap ini, citra hasil *preprocessing* dilakukan ekstraksi berdasarkan fitur bentuk menggunakan tiga macam metode chain code yaitu freeman chain code, differential chain code, dan vertex chain code. Pada masing-masing metode tersebut, akan dilakukan ekstraksi citra secara global dan lokal.

Ekstraksi secara global merupakan proses ekstraksi yang dilakukan pada citra hasil *preprocessing* secara utuh, sedangkan ekstraksi lokal merupakan ekstraksi citra yang dilakukan dengan membagi citra hasil *preprocessing* ke dalam beberapa bagian. Pada penelitian ini dilakukan tiga ekstraksi lokal, yaitu ekstraksi lokal yang membagi citra menjadi 9 bagian (3x3), ekstraksi lokal yang membagi citra menjadi 25 bagian (5x5), dan ekstraksi lokal yang membagi citra menjadi 49 bagian (7x7). Semua hasil ekstraksi fitur tersebut akan direpresentasikan dalam bentuk histogram. Contoh citra lokal dan global dapat dilihat dalam Gambar 9.

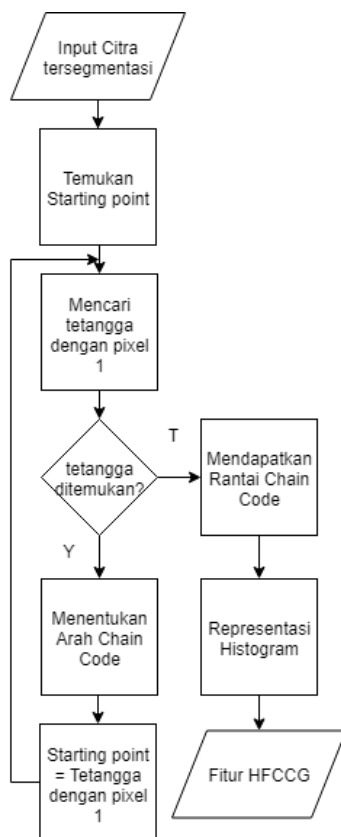




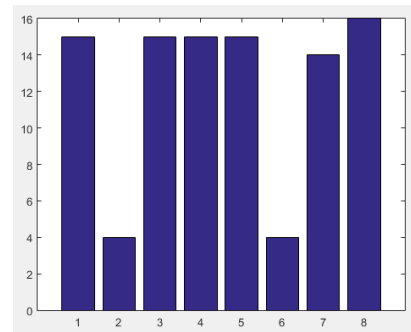
Gambar 9. Citra Hasil *Preprocessing* (a) Global (b) Lokal 3x3 (c) Lokal 5x5 (d) Lokal 7x7

3.2.1 Histogram Freeman Chain Code Global

Tahapan awal yang dilakukan dalam ekstraksi fitur histogram freeman chain code global adalah mengekstrak fitur bentuk menggunakan metode Freeman chain code. Setelah chain code sudah didapatkan, chain code tersebut direpresentasikan dalam histogram dari 8 arah chain code. Histogram 8-bin dari arah chain code dihitung dimana setiap bin mewakili frekuensi dari satu arah. Diagram alur histogram freeman chain code dapat dilihat pada Gambar 10. Sedangkan contoh representasi histogram dari ekstraksi fitur freeman chain code global dapat dilihat dalam Gambar 11.



Gambar 1 Diagram Alur Histogram Freeman Chain Code



Gambar 2 Histogram Freeman Chain Code Global

3.2.2 Histogram Freeman Chain Code Lokal

Proses dalam melakukan ekstraksi fitur Freeman Chain Code Lokal sama dengan ekstraksi fitur Histogram Freeman Chain Code Global, dapat dilihat pada Gambar 10. Perbedaannya terletak pada citra yang diekstraksi dan jumlah bin dalam histogramnya.

Pada ekstraksi citra lokal 3x3, citra dibagi menjadi 9 sub citra. Kemudian, karena freeman chain code mempunyai 8 arah yang direpresentasikan dalam histogram 8-bin, maka dalam satu citra mempunyai 72 (9x8) bin histogram atau dengan kata lain mempunyai 72 fitur. Pada ekstraksi citra lokal 5x5, citra dibagi menjadi 25 sub citra, sehingga dalam satu citra mempunyai 200 (25x8) bin histogram atau dengan kata lain mempunyai 200 fitur. Sedangkan pada ekstraksi citra lokal 7x7, citra dibagi menjadi 49 sub citra sehingga satu citra mempunyai 392 (49x8) bin histogram atau 392 fitur.

3.2.3 Histogram Differential Chain Code Global

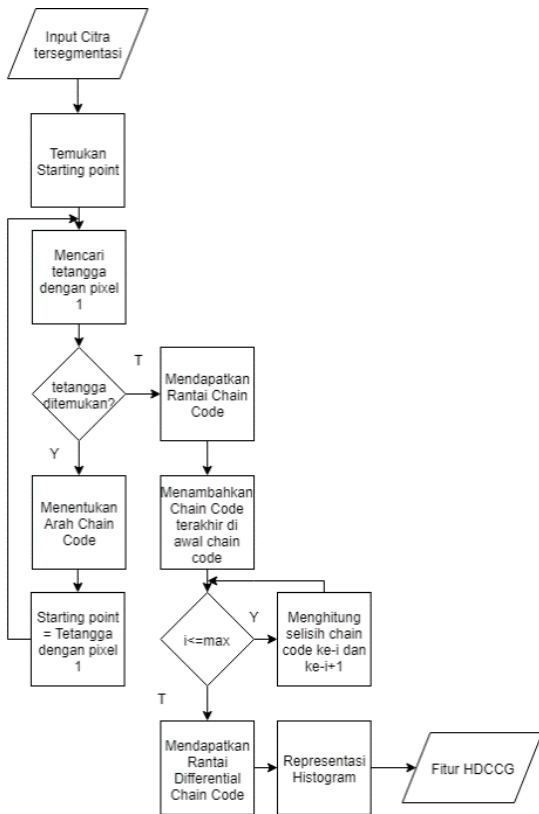
Histogram Differential Chain Code Global merupakan suatu fitur berupa histogram chain code yang didapatkan dari proses ekstraksi differential chain code pada citra seluruhnya. Untuk mendapatkan ekstraksi fitur, tahapan awal yang dilakukan adalah mendapatkan nomor bentuk menggunakan konsep differential chain code yang telah dijabarkan dalam sub bab 2.2. Setelah nomor bentuk sudah didapatkan, chain code tersebut direpresentasikan dalam histogram dari 8 arah chain code. Histogram 8-bin dari arah chain code dihitung dimana setiap bin mewakili frekuensi dari satu arah. Diagram alur Histogram Differential Chain Code Global dapat dilihat dalam Gambar 12 dan contoh representasi histogram dari ekstraksi fitur differential chain code global dapat dilihat dalam Gambar 13.

3.2.4 Histogram Differential Chain Code Lokal

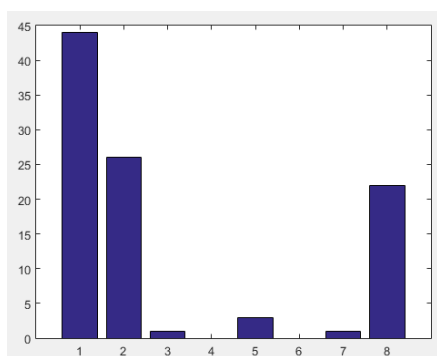
Proses dalam melakukan ekstraksi fitur Differential Chain Code Lokal sama dengan ekstraksi fitur Histogram Differential Chain Code Global, dapat dilihat pada Gambar 12. Perbedaannya terletak pada citra yang diekstraksi dan jumlah bin dalam histogramnya.

Pada ekstraksi citra lokal 3x3, citra dibagi menjadi 9 sub citra. Kemudian, karena differential chain code mempunyai 8 arah yang direpresentasikan

dalam histogram 8-bin, maka dalam satu citra mempunyai 72 (9x8) bin histogram atau dengan kata lain mempunyai 72 fitur. Pada ekstraksi citra lokal 5x5, citra dibagi menjadi 25 sub citra, sehingga dalam satu citra mempunyai 200 (25x8) bin histogram atau dengan kata lain mempunyai 200 fitur. sedangkan pada ekstraksi citra lokal 7x7, citra dibagi menjadi 49 sub citra sehingga satu citra mempunyai 392 (49x8) bin histogram atau 392 fitur.



Gambar 32 Diagram Alur Histogram Differential Chain Code



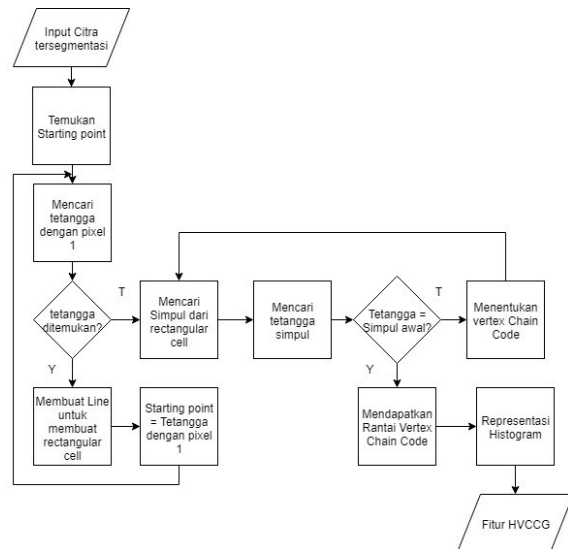
Gambar 13 Histogram Differential Chain Code Global

3.2.5 Histogram Vertex Chain Code Global

Histogram Vertex Chain Code Global (HVCCG) merupakan fitur berupa histogram dari hasil ekstraksi vertex chain code. Diagram alur HVCCG dapat dilihat dalam Gambar 14.

Histogram Vertex Chain Code Global merupakan suatu fitur berupa histogram chain code

yang didapatkan dari proses ekstraksi vertex chain code pada citra seluruhnya. Untuk mendapatkan ekstraksi fitur, tahapan awal yang dilakukan adalah mendapatkan kode vertex menggunakan konsep vertex chain code yang telah dijabarkan dalam sub bab 2.3. Setelah kode vertex sudah didapatkan, chain code tersebut direpresentasikan dalam histogram 3 bin, dimana setiap bin mewakili kode vertex. Diagram alur Histogram vertex Chain Code Global dapat dilihat dalam Gambar 14.



Gambar 14. Diagram Alur Histogram Vertex Chain Code Global

3.2.6 Histogram Vertex Chain Code Lokal

Proses dalam melakukan ekstraksi fitur Vertex Chain Code Lokal sama dengan ekstraksi fitur Histogram Vertex Chain Code Global, dapat dilihat pada Gambar 14. Perbedaannya terletak pada citra yang diekstraksi dan jumlah bin dalam histogramnya.

Pada ekstraksi citra lokal 3x3, citra dibagi menjadi 9 sub citra. Kemudian, karena vertex chain code mempunyai 3 arah yang direpresentasikan dalam histogram 3-bin, maka dalam satu citra mempunyai 27 (9x3) bin histogram atau dengan kata lain mempunyai 27 fitur. Pada ekstraksi citra lokal 5x5, citra dibagi menjadi 25 sub citra, sehingga dalam satu citra mempunyai 75 (25x3) bin histogram atau dengan kata lain mempunyai 75 fitur. sedangkan pada ekstraksi citra lokal 7x7, citra dibagi menjadi 49 sub citra sehingga satu citra mempunyai 147 (49x3) bin histogram atau 147 fitur.

3.3 Klasifikasi

Hasil dari tahap ekstraksi fitur, selanjutnya dilakukan proses klasifikasi menggunakan metode support vector machine. support vector machine (SVM) adalah sebuah metode klasifikasi yang diturunkan dari teori pembelajaran statistik yang pertama kali disajikan oleh Boser, dkk (C & V, 1995). SVM dikenali sebagai bagian dari machine learning untuk mengatasi permasalahan regresi dan klasifikasi biner. Dalam permasalahan klasifikasi, SVM

berusaha mencari hyperplane optimal yang dengan tepat mengklasifikasikan data point dengan cara memisahkan point menjadi 2 kelas sebanyak mungkin. Untuk permasalahan yang bisa dipisahkan secara linier, algoritma SVM hanya mencari hyperplane yang terpisah dengan margin terbesar. Hal ini dapat dirumuskan sebagai berikut dengan dimisalkan semua data pelatihan memenuhi batasan berikut.

$$\begin{aligned} x_i^T w + b &\geq +1 \text{ for } y_i = +1 \\ \text{and } x_i^T w + b &\leq -1 \text{ for } y_i = -1 \end{aligned} \quad (1)$$

Kemudian hyperplane ($x^T w + b$) membagi data jika dan hanya jika:

$$y_i(x_i^T w + b) \geq 1, \forall_i \quad (2)$$

Dalam klasifikasi ini digunakan 26 kelas yang mewakili huruf abjad a-z dengan huruf kecil atau bukan huruf kapital.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Dataset

Ujicoba pada penelitian ini dilakukan pada citra tulisan tangan yang diambil dari IAM Handwriting Database (Bunke, 2012). Citra yang digunakan adalah citra kalimat tulisan tangan yang tegak yang telah dipisahkan per karakter. Citra karakter yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 785 karakter. Rincian jumlah masing-masing karakter tersebut dapat dilihat dalam Tabel 1.

Tabel 1. Jumlah Dataset Tiap Karakter

Karakter	Jumlah	Karakter	Jumlah
a	58	n	39
b	25	o	49
c	30	p	13
d	30	q	12
e	87	r	48
f	20	s	44
g	12	t	58
h	43	u	18
i	41	v	16
j	14	w	19
k	18	x	14
l	33	y	13
m	19	z	12

4.2 Skenario Pengujian

Semua dataset dalam penelitian ini dilakukan ekstraksi fitur menggunakan tiga metode chain code, yakni freeman chain code, differential chain code, dan vertex chain code. Pada semua metode tersebut, dilakukan pengujian dengan menggunakan berbagai model citra, yaitu citra global, citra lokal (3x3), citra lokal (5x5), dan citra lokal (9x9). Adapun penjelasan mengenai masing-masing metode ekstraksi fitur dengan berbagai model citra telah dijelaskan pada sub bab 3.2. Dalam proses klasifikasinya, semua dataset akan digunakan sebagai data training sekaligus data testing.

Pengujian dalam penelitian ini juga dilakukan dengan menghitung nilai akurasi pada masing-masing huruf untuk mengetahui permasalahan lebih

detail yang menyebabkan kecilnya akurasi yang didapatkan pada suatu metode.

4.3 Hasil Pengujian

Sub bab ini merepresentasikan hasil yang diperoleh setelah dilakukan pengujian terhadap tiga metode ekstraksi fitur dengan empat model citra input yang berbeda. Hasil dari pengujian tersebut disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Hasil eksperimen dengan tiga metode ekstraksi fitur dan empat model citra

Metode	Model Citra	Akurasi (%)
Freeman Chain Code	Global	11.72
	Lokal 3x3	91.72
	Lokal 5x5	98.98
	Lokal 7x7	99.75
Differential Chain Code	Global	12.23
	Lokal 3x3	85.10
	Lokal 5x5	98.98
	Lokal 7x7	99.75
Vertex Chain Code	Global	15.16
	Lokal 3x3	75.03
	Lokal 5x5	89.81
	Lokal 7x7	98.6

Pada Tabel 2, hasil pengujian terhadap tiga metode ekstraksi fitur berbasis chain code dengan berbagai model citra ditunjukkan dengan menghitung akurasi klasifikasi dari masing-masing menggunakan metode klasifikasi *support vector machine* (svm). Tabel tersebut menunjukkan hasil akurasi terbaik adalah pada metode *freeman chain code* dan *differential chain code*, yaitu mencapai 98-99% pada salah satu model input. Kedua metode tersebut memperoleh akurasi lebih baik dikarenakan jumlah fitur yang disajikan lebih banyak dari pada metode *vertex chain code*. Semakin banyak fitur yang disajikan, akan semakin besar nilai perbedaan dari masing-masing citra, sehingga lebih akurat dalam melakukan pengenalan karakter tulisan tangan.

Pada Tabel 2 juga menunjukkan bahwa pengujian citra yang menghasilkan akurasi terbaik adalah citra lokal 7x7. Hal ini dikarenakan pada ekstraksi citra lokal 7x7, informasi pada masing-masing citra didapatkan lebih detail, tidak hanya mengetahui jumlah dari masing-masing arah yang

disajikan dalam histogram, tetapi juga mengetahui di posisi mana saja arah atau kode tersebut. Itulah alasan pada Tabel 2 menyajikan bahwa semakin banyak jumlah pembagian citranya, akurasi yang didapatkan akan semakin baik.

Penelitian ini juga melakukan perhitungan akurasi masing-masing huruf menggunakan metode yang mendapatkan akurasi tidak terlalu baik juga tidak terlalu rendah. Tujuannya adalah untuk mengetahui di bagian huruf manakah yang banyak terdapat disklasifikasi. Dalam hal ini metode yang digunakan adalah metode differential chain code pada citra lokal 3x3. Dipilih metode tersebut karena hasil akurasi dengan metode tersebut secara keseluruhan menghasilkan akurasi yang tidak terlalu baik juga tidak terlalu rendah. Hasil akurasi tiap huruf yang dilakukan dengan ekstraksi fitur differential chain code pada citra lokal 3x3 disajikan dalam Tabel 3.

Tabel 3. Nilai akurasi tiap huruf dengan differential chain code pada citra lokal 3x3

Huruf	Akurasi (%)	Huruf	Akurasi (%)
a	100	n	92
b	100	o	96
c	100	p	92
d	97	q	75
e	95	r	79
f	100	s	86
g	58	t	60
h	91	u	83
i	97	v	88
j	79	w	79
k	56	x	64
l	37	y	69
m	100	z	67

Tabel tersebut memperlihatkan bahwa hasil klasifikasi terbaik ada pada citra huruf a, b, c, f dan m. Kelas tersebut menghasilkan akurasi terbaik dikarenakan citra input yang diberikan bentuknya jelas, dan bentuk pada huruf-huruf tersebut tidak memiliki kemiripan bentuk dengan huruf yang lain. Sedangkan untuk kelas dengan akurasi terendah adalah pada huruf 'l', dimana nilai akurasi yang diperoleh dibawah 50 persen. Salah satu penyebab rendahnya akurasi pada huruf 'l' adalah karena huruf tersebut mempunyai kemiripan bentuk dengan huruf 'i' sehingga sebagian besar dikenali sebagai huruf 'i'. Berikut kami sajikan hasil klasifikasi pada citra huruf 'l' dalam Tabel 4.

5. KESIMPULAN

Pada penelitian ini, telah dilakukan studi kinerja metode ekstraksi fitur bentuk berbasis chain code untuk pengenalan karakter tulisan tangan. Metode-metode tersebut adalah freeman chain code, differential chain code, dan vertex chain code. Eksperimen ini dilakukan pada berbagai macam model citra input, diantaranya citra global, citra lokal 3x3, citra lokal 5x5, dan citra lokal 7x7.

Tabel 4. Hasil eksperimen klasifikasi kelas 'l'

citra	Dikenali sebagai	citra	Dikenali sebagai
	i		l
	j		i
	i		i
	i		l
	i		i
	i		l
	l		i
	l		l
	i		l
	i		i
	i		l
	l		i
	f		i
	i		l
	l		l
	i		

Dari beberapa model eksperimen tersebut, diantara ketiga metode, metode freeman chain code mendapatkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode vertex chain code. Sedangkan model citra input yang terbaik untuk mendapatkan akurasi yang tinggi adalah citra lokal 7x7, dikarenakan pada citra lokal 7x7 informasi mengenai citra atau fitur yang didapatkan lebih detail dan lebih banyak sehingga fitur masing-masing huruf lebih mudah dibedakan.

Pada penelitian ini juga dilakukan analisa terhadap masing-masing kelas dalam klasifikasinya. Kelas dengan akurasi terbaik adalah kelas huruf a, b, c, f, dan m karena bentuk dari huruf-huruf tersebut lebih unik dan tidak memiliki kemiripan dengan bentuk kelas atau huruf yang lain. Sedangkan kelas dengan akurasi terendah adalah kelas 'l' karena huruf 'l' cenderung memiliki bentuk yang mirip dengan huruf 'i' sehingga sering kali dikenali sebagai kelas 'i'.

Pada penelitian selanjutnya, untuk meningkatkan akurasi, perlu diupayakan cara untuk meningkatkan kemampuan pengenalan dua karakter yang memiliki bentuk yang mirip seperti l, i, dan j.

DAFTAR PUSTAKA

- ANNAPURNA, P., KOTHURI, S. & LUKKA, S., 2013. Digit Recognition Using Freeman Chain Code. *International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management (IJAEM)*, 2(8), pp. 362-365.
- BOUKHAROUBA, A. & BENNIA, A., 2015. Novel Feature Extraction Technique for The Recognition of Handwritten Digits. *Elsevier B.V.*, 13(Applied Computing and Informatics), pp. 19-26.
- BRIBIESCA, E., 1999. A new chain code. *Pattern Recognition*, Volume 32, p. 235—251.
- BUNKE, H., 2012. *FKI: Research Group on Computer Vision and Artificial Intelligence*. [Online] Available at: <http://www.fki.inf.unibe.ch>
- C, C. & V, V., 1995. Support-Vector Networks. Volume 297, pp. 273-297.
- CHUNG, J. W., MOON, J. H. & KIM, J. K., 1998. Conditional differential chain coding for lossless representation of object contour. *ELECTRONICS LETTERS 8th*, Volume 34, pp. 55-56.
- FATING, K. & GHOTKAR, A., 2014 . Performance Analysis of Chain Code Descriptor for Hand Shape Classification. *International Journal of Computer Graphics & Animation (IJCGA)*, Volume 4, pp. 9-19.
- FREEMAN, H. & DAVIS, L. S., 1977. A Corner-Finding Algorithm for Chain Coded Curves. *IEEE TRANSACTIONS*, pp. 207-303.
- JABAY, R. O., 2014. *A Chain Code Approach for Recognizing Basic Shapes*. Jordan, s.n.
- SALEM, A.-B. M., SEWISY, A. A. & ELYAN, U. A., 2005. A Vertex Chain Code Approach for Image Recognition. *ICGST-GVIP Journal*, 5(3), pp. 1-8.
- SIDDIQI, I. & VINCENT, N., 2009. *A Set of Chain Code Based Features for Writer Recognition*. France, s.n.
- VADDI, R. S., BOGGAVARAPU, L. N. P., VANKAYALAPATI, H. D. & ANNE, K. R., 2011. Contour Detection Using Freeman Chain Code and Approximation Methods for The Real Time Object Detection. *Asian Journal Of Computer Science And Information Technology*, pp. 15-17.
- WULANDHARI, L. A., HARON, H. & MOHAMMAD, A., 2010. The Mapping Algorithm of Rectangular Vertex Chain Code from Thinned Binary Image.

Halaman ini sengaja dikosongkan