

Pengenalan Pola Aksara Dunging Kalbar menggunakan Metode *Learning Vector Quantization* (LVQ)

Maya Sari¹, Azriel Christian Nurcahyo², Christian Cahyaningtyas³, Eligia Monixa Salfarini^{1,2,3}
^{1,2,3}Teknologi Informasi, Institut Shanti Bhuana
⁴Manajemen, Institut Shanti Bhuana
¹maya.sari@shantibhuana.ac.id, ²azriel@shantibhuana.ac.id, ³christi@shantibhuana.ac.id,
⁴eligia1609@shantibhuana.ac.id



All publications by Journal Of Information Technology is licensed under a [Lisensi Creative Commons Atribusi 4.0 Internasional](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/). (CC BY 4.0)

Abstract— This article implements the Learning Vector Quantization (LVQ) method in recognizing Dunging character patterns. In this case, it is a system that groups dunging characters according to their respective classes. By applying these two theories, the system will identify handwritten dunging script which has characteristics resembling human neural networks. The data used is in the form of images that have been taken using digital camera photos and smartphones.

The image is converted into numeric using image processing. The image processing stages include the process of cropping the RGB image to 50 x 50 pixels, and image binarization. The network training stage uses data of 10 images consisting of 10 characters of Dunging script. The results of testing the training image obtained a percentage of 88.66%. Using dunging child diacritics, using or adding some image processing functions, and implemented. From the accuracy results obtained, it can be said that the LVQ method is not optimal in solving pattern recognition problems, especially Dunging characters. Optimization techniques for the LVQ learning process with optimization algorithms are the next research plan.

Intisari— Artikel ini mengimplementasikan metode Learning Vector Quantization (LVQ) dalam mengenali pola aksara Dunging. Dalam hal ini sebagai sistem yang melakukan pengelompokan aksara dunging sesuai kelasnya masing-masing. Dengan menerapkan kedua teori ini maka sistem akan melakukan pengidentifikasian tulisan tangan aksara dunging yang mempunyai karakteristik menyerupai jaringan syaraf manusia. Data yang digunakan berupa citra yang telah diambil menggunakan foto kamera digital dan smartphone.

Citra diubah menjadi numerik dengan menggunakan *image processing*. Tahapan *image processing* antara lain proses *crop* citra RGB menjadi 50 x 50 *pixel*, dan binerisasi citra. Tahap pelatihan jaringan menggunakan data sebanyak 10 citra yang terdiri dari aksara dunging yang berjumlah 10 karakter. Hasil pengujian citra latihan diperoleh persentase 88,66 %. Menggunakan diakritik anak huruf dunging, menggunakan atau menambahkan beberapa fungsi *image processing*, dan diimplementasikan. Dari hasil akurasi yang didapatkan maka dapat dikatakan metode LVQ belum optimal dalam memecahkan masalah pengenalan pola terutama aksara Dunging. Teknik optimalisasi kepada proses pembelajaran LVQ dengan algoritma-algoritma optimasi merupakan rencana penelitian selanjutnya.

Kata Kunci— LVQ, Jaringan Syaraf Tiruan, Aksara Dunging.

I. PENDAHULUAN

Pengenalan karakter merupakan salah satu studi dalam bidang pengenalan pola (*Pattern Recognition*) dimana hasil akhir dari proses pengenalan pola dapat dipergunakan untuk berbagai kebutuhan seperti melakukan proses automasi (pengenalan flat kendaraan), proses translasi dengan proses translasi bahasa dan berbagai hal lainnya. Salah satu teknik dalam melakukan pengenalan pola adalah dengan menggunakan metode statistik dimana metode ini akan dilakukan proses perhitungan secara matematik terhadap ciri (feature) yang dimiliki oleh suatu data.

Aksara Dunging merupakan salah satu aksara daerah di Indonesia. Aksara ini sudah di gunakan masyarakat Kalimantan Barat khususnya Dayak Iban sejak tahun 1947 diciptakan oleh seorang iban jenius. Dr. Bromeley Philip, salah seorang cucu-keponakan Dunging, menggiatkan kembali pelestarian aksara Dayak Iban dengan menulis buku serta mengajar mata kuliah mengenai aksara tersebut. Upaya pelestarian itu disambut baik oleh pemerintah Malaysia, sebagian besar aksara ciptaan Dunging kemudian diajarkan juga pada orang-orang non-Dayak Iban lewat universitas, sekolah-sekolah, dan beberapa komunitas berkaitan aksara.

Pengenalan huruf dan tulisan tangan merupakan salah satu bidang pengenalan pola yang cukup kompleks, namun memberi kontribusi besar bagi kemajuan proses otomatisasi. Penelitian mengenai pengenalan pola aksara dunging belum banyak dilakukan. Beberapa penelitian pengenalan tulisan tangan adalah pengenalan tulisan Tamil menggunakan *Octal Graph* [1], pengenalan tulisan Arab [2], pengenalan tulisan China [3] dan masih banyak lagi. Akan tetapi masih sangat sedikit yang mengangkat konten lokal tulisan daerah, contohnya pengenalan huruf Bali [4] menggunakan *MDF* dan *LVQ* dengan akurasi di atas 80%, pengenalan tulisan Jawa-Hanacaraka [5] yang mengembangkan metode *pre-processing*, pengenalan tulisan

aksara Sunda [6] menggunakan *Kohenen* dengan akurasi 75,36%, pengenalan huruf Lontara Bugis-Makassar menggunakan *Backpropagation* [7].

Penelitian ini akan membuat model pengenalan pola aksara dunging menggunakan metode pendekatan statistik. Data yang digunakan adalah aksara dunging yang tercetak. Metode yang diterapkan adalah *Learning Vektor Quantization (LVQ)* adalah salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Sejarah Aksara Duning Kalbar atau Dayak Iban

Menurut legenda, suku Dayak Iban sejak dahulu kala telah memiliki aksara sendiri. Alkisah *Renggi*, nenek moyang mereka, melarikan diri dari banjir besar sambil membawa kulit kayu berisi aksara Iban. Namun lantaran terkena air, aksara yang tercatat pada kulit kayu itu kemudian hilang. Renggi lantas melenan kulit kayu itu konon sejak saat itulah lahir tradisi menuturkan beberapa cerita silsilah dan adat secara turun-temurun berdasarkan hafalan pada masyarakat suku Dayak Iban. Kabar baiknya, sekarang orang Dayak Iban tidak lagi hanya sekedar bisa menuturkan beberapa cerita tradisi mereka, namun dapat juga menuliskannya aksaranya berkat temuan Duning Anak Gunggu (1904-1985), sosok Iban jenius asal Serawak, Malaysia Timur, yang menciptakan aksara Dayak Iban pada tahun 1947. Berawal dari niat untuk melestarikan bahasa Iban melalui aksara, beliau lantas menciptakan 77 simbol yang mewakili bunyi-bunyi dalam bahasa Iban dan selanjutnya menyederhanakannya menjadi 59 simbol. Karena jasanya, aksara Dayak Iban tersebut dinamakan "Aksara Duning".

Duning Anak Gunggu awalnya mengajarkan beberapa simbol itu kepada keponakannya. Beberapa orang lain dari sukunya hanya menaruh minat sedikit pada aksara ciptaannya. Pemerintah kolonial Inggris pernah memohon Duning mengajarkan aksara itu pada orang-orang Iban melalui jalur pendidikan resmi. Tetapi, usaha ini berusia pendek saja lantaran beliau tak dapat menyepakati sebagian prasyarat dalam mengajarkan aksara ciptaannya. Pengajaran akhirnya tak berlanjut dan aksara Dayak Iban sempat "*tenggelam*" pada masa itu. Kemunculan kembali aksara Dayak Iban di dunia barangkali dapat dikatakan berawal pada tahun 1981, ketika terbit kamus Iban-Inggris susunan Anthony Richards yang mengakui karya Duning. Pada tahun 1990, Bagat Nunui, anak angkat Duning, menghimpun berbagai hal mengenai aksara ini dalam sebuah buku yang tidak dipublikasikan. Pada tahun 2001, Yayasan Tun Jugah menerbitkan ensiklopedia Dayak Iban yang berisi info mengenai aksara buatan Duning. Lalu sekarang Dr. Bromeley Philip, salah seorang cucu-keponakan Duning, menggiatkan kembali pelestarian aksara Dayak Iban dengan menulis buku serta mengajar mata kuliah mengenai aksara tersebut. Upaya pelestarian itu disambut baik oleh pemerintah Malaysia, sebagian besar aksara ciptaan Duning kemudian diajarkan juga pada orang-orang non-Dayak Iban

lewat universitas, sekolah-sekolah, dan beberapa komunitas berkaitan aksara. Hebatnya lagi, saat ini telah ada piranti lunak untuk menulis aksara Dayak Iban, yaitu Laser Iban. Pengguna aksara Dayak Iban memang sebagian besar tinggal di wilayah Malaysia dan sebagian lagi di Indonesia. Jumlah keseluruhan suku Iban di Malaysia, Indonesia, serta Brunei adalah 700.000 jiwa, 15.000 jiwa ada di Indonesia. Namun, walau di Indonesia jumlah tidak sebanyak di wilayah negara tetangga, mestinya tidak mengurangi semangat untuk mempelajari aksara Dayak Iban. Mempunyai aksara saja telah menjadikan suku Dayak Iban istimewa, lantaran tak semuanya suku Nusantara mempunyai aksara. Berikut gambar iban alphabet dan aksara dunging.

IBAN ALPHABET											
ALPHABETICAL AND SYLLABLE LOGOGRAMS											
±	ia	i	ii	ie	so	△	a	7P	la		
7h	cha	h	oi	u	oh	△	uw	ri	ein		
7P	op	g	A	△	ah	L	il	△	ba		
g	sa	E	ja	7	ut	E	i	7P	ong		
△	or	o	ga	△	ai	7i	ra	△	eix		
△	ya	E	ok	△	ak	△	ap	g	eng		
7h	ma	i	E	S	nga	7	ta	△	ir		
△	nya	7P	pa	△	teng	△	na	△	eng		
△	om	E	am	△	an	g	da	△	oug		
7	au	△	aa	i	un	△	at	△	ri		
△	ua	g	ieh	△	ek	△	ut	△	o		
△	ka	△	iem	4P	ip	△	eng				

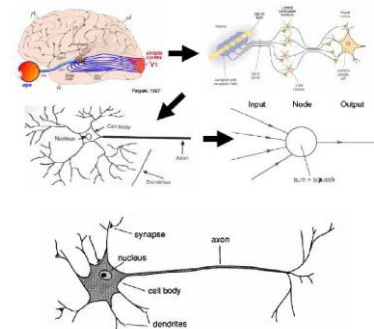
Gambar 1. Iban Alphabet

△	7h	g	△	E	△	7P	7h	△	S
ba	cha	da	ga	ja	ka	la	ma	na	nga
△	nya	pa	ra	sa	ta	ya	a	ah	ai
△	al	am	an	ang	ao	ap	ar	as	at
i	e	ei	eig	ein	eix	ek	eng	ieh	iem
L	il	ip	ir	is	it	o	oh	oi	ok
7P	op	or	oug	ul	uu	us	ut	uw	

Gambar 2. Aksara Duning

B. Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan (JST) adalah sistem pemroses informasi dengan karakteristik dan performa yang mendekati saraf biologis [8] Jaringan syaraf tiruan terdiri dari beberapa neuron dan ada hubungan antar neuron-neuron seperti pada otak manusia. Neuron/sel saraf adalah sebuah unit pemroses informasi yang merupakan dasar operasi jaringan syaraf tiruan.



Gambar 3. Struktur dasar jaringan syaraf tiruan dan Struktur sederhana sebuah neuron

Struktur pada gambar 3 tersebut merupakan bentuk umum satuan unit jaringan otak manusia yang telah disederhanakan. Jaringan otak manusia tersusun tidak kurang dari 1013 buah neuron yang masing-masing terhubung oleh sekitar 1015 buah dendrite. Fungsi dendrite adalah sebagai penyampai sinyal dari neuron tersebut ke neuron yang terhubung dengannya. Sebagai keluaran, setiap neuron memiliki axon, sedangkan bagian penerima sinyal disebut synapse. Secara umum jaringan syaraf tiruan terdiri atas beberapa elemen penghitung tak linier yang masing-masing dihubungkan melalui suatu pembobot dan tersusun secara paralel. Pembobot inilah yang nantinya akan berubah (beradaptasi) selama proses pelatihan. Pelatihan perlu dilakukan pada suatu jaringan syaraf tiruan sebelum digunakan untuk menyelesaikan masalah. Hasil pelatihan jaringan syaraf tiruan dapat diperoleh tanggapan yang benar (yang diinginkan) terhadap masukan yang diberikan. Jaringan syaraf tiruan dapat memberikan tanggapan yang benar walaupun masukan yang diberikan terkena derau atau berubah oleh suatu keadaan [9].

C. Pengolahan Citra Digital

Pemugaran citra adalah suatu teknik yang memperhatikan bagaimana mengurangi perubahan bentuk dan penurunan kualitas citra yang diawali selama pembentukan citra tersebut [10]. Gonzales dan Wood mendefinisikan restorasi citra sebagai proses yang berusaha merekonstruksi atau mengembalikan suatu citra yang mengalami degradasi. Jadi, restorasi merupakan teknik yang berorientasi pada pemodelan degradasi dan menerapkan proses invers dalam rangka merekonstruksi pada citra yang original [11]. Contoh-contoh operasi pemugaran citra [12]:

- 1) Penghilangan kesamaran (*deblurring*).
- 2) Penghilangan derau (*noise*).

D. Pengenalan Pola

Pola adalah entitas yang terdefinisi dan dapat didefinisikan melalui ciri-cirinya (feature) [2]. Feature adalah descriptor yang menggambarkan karakteristik dari suatu obyek [3]. Ciri ini digunakan untuk membedakan suatu pola dengan pola lainnya. Ciri yang bagus adalah ciri yang memiliki daya pembeda yang tinggi, sehingga pengelompokan pola berdasarkan ciri yang dimiliki dapat dilakukan dengan keakuratan yang tinggi. Berikut contoh pola beserta ciri yang dimiliki sebagai pembeda.

Tabel 1. Contoh Pola dan Cirinya

Pola	Ciri
Huruf	Tinggi, tebal, titik sudut, lengkungan, garis, dll
Suara	Amplitude, frekuensi, nada, intonasi, warna, dll
Tana tangan	Panjang, kerumitan, tekanan, dll
Sidik jari	Lengkungan, jumlah garis, dll

Sedangkan pengertian pengenalan pola sendiri adalah proses pengenalan suatu obyek dengan menggunakan berbagai metode dimana dalam proses pengenalnya memiliki tingkat akurasi yang tinggi [13]. Memiliki tingkat akurasi yang tinggi mengandung pengertian bahwa suatu obyek yang secara

manual tidak dapat dikenali, tetapi bila menggunakan salah satu metode pengenalan pola bertujuan menentukan kelompok atau kategori pola berdasarkan ciri-ciri yang dimiliki oleh pola tersebut. Dengan kata lain, pengenalan pola membedakan suatu obyek dengan obyek lain [8].

E. Citra Digital

Citra digital merupakan representatif dari citra yang diambil oleh mesin dengan bentuk pendekatan berdasarkan sampling dan kuantisasi. Sampling menyatakan besarnya kotak-kotak yang disusun dalam baris dan kolom. Dengan kata lain, sampling pada citra menyatakan besar kecilnya ukuran pixel (titik) pada citra, dan kuantisasi menyatakan besarnya nilai tingkat kecerahan yang dinyatakan dalam nilai tingkat keabuan (*grayscale*) sesuai dengan jumlah bit biner yang digunakan oleh mesin, dengan kata lain kuantisasi pada citra menyatakan jumlah warna yang ada pada citra [5].

F. Segmentasi

Dalam pengolahan citra, terkadang kita menginginkan pengolahan hanya pada obyek tertentu. Oleh sebab itu, perlu dilakukan proses segmentasi citra yang bertujuan untuk memisahkan antara objek (*foreground*) dengan background. Pada umumnya keluaran hasil segmentasi citra adalah berupa citra biner di mana objek (*foreground*) yangdikehendaki berwarna putih (1), sedangkan background yang ingin dihilangkan berwarna hitam (0). Sama halnya pada proses perbaikan kualitas citra, proses segmentasi citra juga bersifat eksperimental, subjektif, dan bergantung pada tujuan yang hendak dicapai. Segmentasi citra merupakan tahapan penting dalam proses pengenalan pola. Setelah objek berhasil tersegmentasi, maka kita dapat melakukan proses ekstraksi ciri citra. Ekstraksi cirimerupakan tahapan yang bertujuan untuk mengekstrak ciri dari suatu objek di mana ciri tersebut digunakan untuk membedakan antara objek satu dengan objek lainnya [7].

G. Python

Bahasa pemrograman python adalah bahasa pemrograman tinggi yang dapat melakukan eksekusi sejumlah instruksi multi guna secara langsung (interpretatif) dengan metode orientasi objek (*Object Oriented Programming*) serta menggunakan semantik dinamis untuk memberikan tingkat keterbacaan syntax. Sebagai bahasa pemrograman tinggi, python dapat dipelajari dengan mudah karena sudah dilengkapi dengan manajemen memori otomatis (*pointer*) [5].

H. Vector Learning Quantization (LVQ)

Learning Vector Quantitation (LVQ) adalah suatu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor-vektor input. Jika 2 vektor input mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor input tersebut ke dalam kelas yang

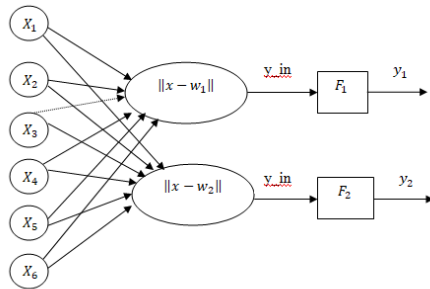
sama. Arsitektur jaringan saraf tiruan LVQ adalah sebagai berikut [14]

Gambar 4. Arsitektur Jaringan LVQ

Algoritma yang digunakan pada jaringan saraf tiruan ini adalah:

1) Tetapkan :

a. Bobot awal variabel input ke



$i=1,2,\dots,K$; dan $j=1,2,\dots,m$.

b. Parameter

c. Pengurangan

d. Minimal learning rate

2) Masukkan:

a. Data input: X

dengan $i=1,2,\dots,n$; dan $j=1,2,\dots,m$.

b. Target berupa kelas: T

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Pengumpulan Data

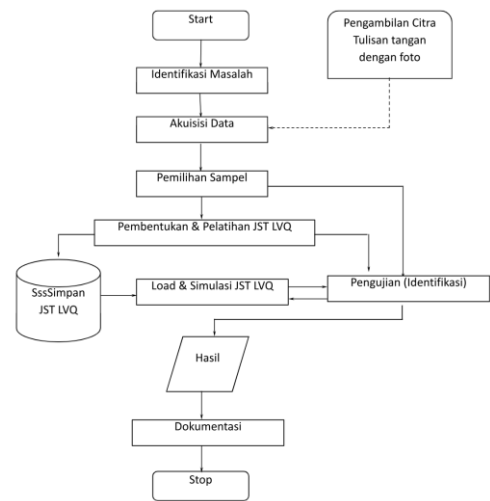
Field Research adalah mengumpulkan data dengan melakukan Penelitian secara langsung di tempat penelitian untuk memperoleh data yang dibutuhkan. Dalam hal ini, metode yang digunakan yaitu observasi (*Observation*). Metode observasi merupakan penelitian yang dilakukan dengan cara mengadakan pengamatan terhadap objek baik secara langsung maupun tidak langsung, menggunakan teknik yang disebut dengan “pengamatan atau *observation*” [14]

Sedangkan Library Research adalah data yang diperoleh melalui data dan informasi dari membaca karya ilmiah, literature dan dokumen-dokumen lainnya yang berhubungan dengan penelitian [14].

B. Perancangan

Perancangan sistem yang dibangun untuk mengidentifikasi huruf aksara dengan Analisis sistem akan membahas tentang identifikasi dan evaluasi, permasalahan, kesempatan dan hambatan yang terjadi serta kebutuhan-kebutuhan yang diharapkan. Perancangan sistem akan membahas tentang diagram rancangan aplikasi yang akan dibangun, kemudian perancangan dari aplikasi dan perancangan *interface* aplikasi.

C. Skema Sistem



Gambar 5. Skema Sistem

D. Metode *Learning Vector Quantization (LVQ)*

Learning Vector Quantization (LVQ) merupakan suatu metode *neural network* untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor – vektor input. Kelas – kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor – vektor input. Jika dua vektor input memiliki nilai yang mendekati atau hampir sama, maka dalam lapisan kompetitif akan mengenali kedua vektor input tersebut dalam kelas yang sama [15]. Algoritma LVQ bertujuan akhir mencari nilai bobot yang sesuai untuk mengelompokkan vektor – vektor input ke dalam kelas tujuan yang telah di inialisasi pada saat pembentukan jaringan LVQ. Sedangkan algoritma pengujianya adalah menghitung nilai output (kelas vektor) yang terdekat dengan vektor input, atau dapat disamakan dengan proses pengklasifikasian (pengelompokkan). Algoritma pembelajaran jaringan LVQ dapat dijabarkan sebagai berikut:

1. Inialisasi vektor referensi.
2. Inialisasi laju pelatihan (α) = 0.
3. Selama kondisi berhenti belum terpenuhi, lakukan langkah 3 – 7.
4. Untuk setiap pasangan data latih beserta targetnya ($x_i : t_i$) lakukan langkah 4 – 5.
5. Carilah J sehingga minimum $\|x - w_j\|$
6. Perbaharui bobot w_j sebagai berikut :
7. Jika $T = C_j$ maka w_j (baru) = w_j (lama) + $\alpha |x - w_j|$
8. Jika $T \neq C_j$ maka w_j (baru) = w_j (lama) - $\alpha |x - w_j|$
9. Kurangi laju pelatihan ($\alpha = \alpha - Dec \alpha$; $\alpha = \alpha * Dec \alpha$)
10. Uji syarat berhenti (cacah iterasi atau laju pelatihan).
Inialisasi bobot awal biasanya menggunakan bilangan acak atau menggunakan sebagian data latih yang mewakili setiap kelas yang ada.

E. Performa Akurasi

Pengukuran performa akurasi yang akan digunakan pada penelitian ini yaitu menggunakan metode Mean Square Error (MSE). Adapun, MSE menggunakan persamaan (1).

$$MSE = \frac{1}{M} \sum_{t=1}^m (x_t - \hat{x}_t)^2$$

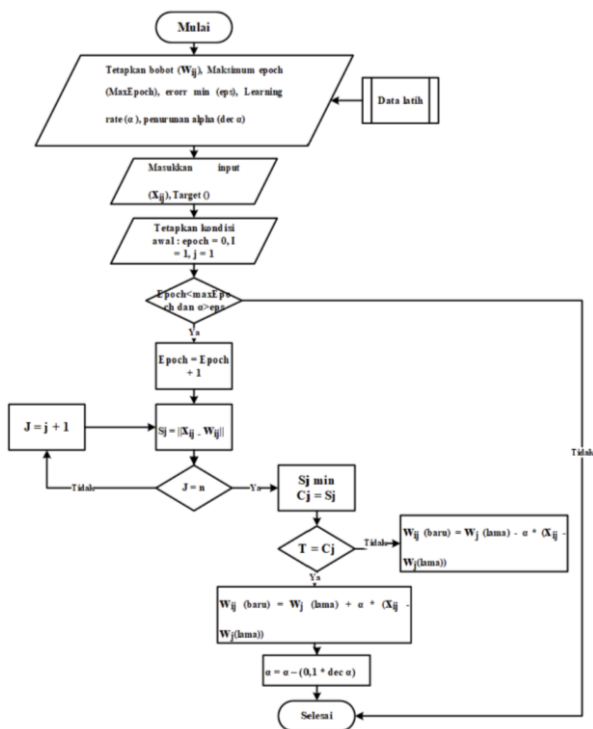
Dimana, x_t adalah nilai data; $x_t - \hat{x}_t$ adalah nilai hasil; M adalah nilai pola.

F. Sampel Pola Karakter

Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data primer. Data diperoleh dengan cara mengambil gambar yang berupa tulisan tangan 1 orang dimana masing-masing menuliskan 10 huruf aksara dunding. Selain itu data tersebut akan digunakan untuk melakukan pelatihan program dan sebagai data uji sistem.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Flowchart Metode LVQ



Gambar 6. Flowchart Metode LVQ

B. Pengujian Citra Latih

Pengujian citra latih bertujuan untuk mengetahui atau mengukur tingkatkeakuratan dari jaringan syaraf tiruan *learning vector quantization*. Citra yang akan diuji terdiri dari 10 citra tulisan tangan. Berikut adalah 10 citra sampel perwakilan yang terdiri dari 1 citra tiap kelas:

Tabel 2. Pengujian Citra Latih

No	Huruf	Target	Hasil	Ket
1	⌘	Ah	Ah	Akurat
2	⌘	Ai	Ai	Akurat

3	△	A	A	Akurat	
4	⌘	Am	Am	Akurat	
5	⌘	Ang	Ang	Akurat	
6	⌘	An	An	Akurat	
7	⌘	Ap	Ap	Akurat	
8	⌘	As	As	Akurat	
9	⌘	Cha	Cha	Akurat	
10		∧	Eng	Eng	Tidak Akurat

Tabel 3. Target Hasil Pengujian Citra Latih

No	Huruf	Target	Hasil	Max epoch	Deca	Akurasi	Ket
1	⌘	Ah	Ah	0.1	350	88.571428 57142857 %	Akurat
2	⌘	Ah	Ah	0.11	360	88.571428 57142857 %	Akurat
3	⌘	Ah	Ah	0.2		88.571428 57142857 %	Akurat
4	⌘	Ai	Ai	0.15	200	87.619047 61904762 %	Akurat
5	⌘	Ai	Ai	0.12	210	87.619047 61904762 %	Akurat
6	⌘	Ai	Ai	0.11	100	86.666666 66666666 %	Akurat
7	△	A	A	-0.10	100	86.666666 66666666 %	Akurat
8	△	A	A	-0.09	110	84.761904 76190476 %	Akurat
9	△	A	A	-0.08	120	86.666666 66666666 %	Akurat
10	⌘	Am	Am	-0.07	150	86.666666 66666666 %	Akurat
11	⌘	Am	Am	0.1	400	88.571428 57142857 %	Akurat

12	Ɔ	Am	Am	0.2	400	88.571428 57142857 %	Akurat
13	∞	Ang	Ang	-0.2	300	87.619047 61904762 %	Akurat
14	∞	Ang	Ang	-0.1	300	87.619047 61904762 %	Akurat
15	∞	Ang	Ang	-0.3	300	87.619047 61904762 %	Akurat
16	Ɔ	An	An	0.10	100	86.666666 66666666 %	Akurat
17	Ɔ	An	An	0.8	100	86.666666 66666666 %	Akurat
18	Ɔ	An	An	-0.8	100	86.666666 66666666 %	Akurat
19	Ɔ	Ap	Ap	0.5	250	88.571428 57142857 %	Akurat
20	Ɔ	Ap	Ap	-0.5	250	88.571428 57142857 %	Akurat
21	Ɔ	Ap	Ap	0.4	250	88.571428 57142857 %	Akurat
22	Ɔ	As	As	0.3	100	86.666666 66666666 %	Akurat
23	Ɔ	As	As	0.3	150	87.619047 61904762 %	Akurat
24	Ɔ	As	As	0.3	200	87.619047 61904762 %	Akurat
25	Ɔ	Cha	Cha	0.2	450	88.571428 57142857 %	Akurat
26	Ɔ	Cha	Cha	0.2	420	88.571428 57142857 %	Akurat
27	Ɔ	Cha	Cha	0.2	410	88.571428 57142857 %	Akurat
28	∧	Eng	Eng	0.12	125	56.666666 66666666 %	Tidak Akurat
29	∧	Eng	Eng	0.12	130	56.666666 66666666 %	Tidak Akurat
30	∧	Eng	Eng	0.12	140	56.666666 66666666 %	Tidak Akurat

Tabel 3. Tingkat Keberhasilan Pengujian

No	Max epoch	Deca	Akurasi
1	98	0.1	87.61904761904762%
2	100	-0.01	86.66666666666666%
3	120	0.2	86.66666666666666%
4	130	0.3	86.66666666666666%
5	150	-0.2	98.09523809523809%
6	155	0.5	87.61904761904762%
7	240	0.6	87.61904761904762%
8	300	-0.6	87.61904761904762%
9	350	0.7	88.57142857142857%
10	455	0.1	88.57142857142857%

Tingkat keberhasilan pengujian citra latih pada 455 Max epoch pada pelatihan citra pada Tabel 3 menyimpulkan aplikasi memiliki tingkat keakuratan 88,66 % dalam mengenali citra latih.

C. Pengidentifikasian Citra Baru

Pengidentifikasian citra baru yang akan diproses terdiri dari tulisan tangan huruf dunding yang berjumlah 10 karakter. Tahap pengidentifikasian citra baru ini, untuk memastikan seberapa akurat jaringan syaraf tiruan *learning vector quantization* mampu mengidentifikasi citra baru. Citra baru yang menghasilkan pola dengan benar sesuai dengan kelasnya diberi keterangan akurat. Sedangkan, Citra baru yang tidak menghasilkan pola sesuai dengan kelasnya diberi keterangan diluar pola.

D. Kelebihan dan Kekurangan aplikasi yang dirancang
Adapun kelebihan dan kekurangan pada aplikasi yang dirancang sebagai berikut.

1) Kelebihan

- Berikut ini kelebihan aplikasi yang dirancang yaitu :
- a. Tampilan mudah dipahami oleh orang yang akan menggunakannya.
 - b. Sistem dapat membaca code atau ciri aksara dunding meskipun ada kerusakannya.

2) Kekurangan

Berikut ini kekurangan yang ada pada sistem yang dirancang yaitu:

- a. Perbaikan pada aksara dunding belum terlalu sempurna dikarenakan metode yang digunakan hanya dapat mengisi piksel yang kurang maupun tambah sehingga tidak sesuai dengan tepi yang diinginkan.
- b. Sistem masih ada kekurangan pada mendeteksi kesalahan jika menggunakan inputan foto sehingga kerusakan tidak dapat dideteksi.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Metode *Learning Vector Quantization* pada Jaringan Saraf Tiruan untuk Mengidentifikasi Tulisan Tangan Huruf Aksara Dunding adalah salah satu solusi untuk lebih mengefisienkan dan membantu dalam mengidentifikasi huruf

aksara Duing Kalimantan Barat yang ditulis dengan tangan manusia. Adapun kesimpulan yang dapat ditarik berdasarkan dari uraian penulisan adalah : semakin banyak citra dilatih, maka semakin jelas ciri citra yang diperoleh, semakin tinggi nilai epoch dan semakin rendah nilai goal, maka semakin tinggi tingkat akurat jaringan syaraf tiruan *learning vector quantization*, data jaringan syaraf tiruan *learning vector quantization* bisa diganti (di-update), jika ada tambahan sampel huruf, dan aplikasi ini memiliki tingkat keakuratan 88,66 % dalam pengujian citra latih.

B. Saran

Sistem cerdas memiliki beberapa kekurangan, oleh karena itu penulis memberikan beberapa saran, untuk kesempurnaan pada peneliti yang ingin mengembangkan. Berikut adalah saran yang dapat dikemukakan : citra yang diambil tidak perlu dengan scanner, sehingga citra tidak perlu lagi di-crop 50 x 50 pixel, menggunakan atau menambahkan beberapa *fungsi image processing*, menggunakan neural network dengan metode lain atau dua metode, dan diimplementasikan dalam bentuk perangkat *portable*.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih untuk tim Shanti Bhuana yang telah menyediakan template dan untuk teman-teman yang telah mendukung saya selama ini.

REFERENSI

- [1] H. Masrani, I. Ruslianto, and Ilhamsyah, "Aplikasi Pengenalan Pola Pada Huruf Tulisan Tangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Dengan Metode Ekstraksi Fitur Geometri," *Coding, Sist. Komput. Untan*, vol. 06, no. 02, pp. 69–78, 2020, [Online]. Available: <http://jurnal.untan.ac.id/index.php/jcskommipa/article/view/26674>
- [2] B. Yanto, B. -, J. -, and B. H. Hayadi, "Indentifikasi Pola Aksara Arab Melayu Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Convolutional Neural Network (Cnn)," *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 3, no. 3, pp. 106–114, 2020, doi: 10.36085/jsai.v3i3.1151.
- [3] N. Moham, F. A. Dwiyanto, H. S. Pakpahan, I. Islamiyah, and H. J. Setyadi, "Pengenalan Karakter Tulisan Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network," *Sains, Apl. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 2, p. 14, 2020, doi: 10.30872/jsakti.v1i2.2601.
- [4] S. Prihatiningsih, N. S. M, F. Andriani, and N. Nugraha, "Analisa Performa Pengenalan Tulisan Tangan Angka Berdasarkan Jumlah Iterasi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, vol. 24, no. 1, pp. 58–66, 2020, doi: 10.35760/tr.2019.v24i1.1934.
- [5] S. Winardi and H. Hamzah, "Penerapan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dalam Pengenalan Pola Aksara Hanacaraka," *Respati*, vol. 9, no. 27, 2020, doi: 10.35842/jtir.v9i27.80.
- [6] N. Amalia, E. W. Hidayat, and A. P. Aldya, "Pengenalan Aksara Sunda Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Dan Deteksi Tepi Canny," *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 5, no. 1, p. 19, 2020, doi: 10.24114/cess.v5i1.14839.
- [7] P. . ALWI, Aslan, Drs. Retantyo Wardoyo, M.Sc., "Pengenalan pola huruf-huruf lontara Bugis-Makassar dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan metode backpropagation," pp. 22–24, 2020.
- [8] A. P. Windarto *et al.*, *Jaringan Saraf Tiruan: Algoritma Prediksi dan Implementasi*, vol. 53, no. 9, 2020.
- [9] M. U. Musthofa, Z. K. Umma, and A. N. Handayani, "Analisis Jaringan Saraf Tiruan Model Perceptron Pada Pengenalan Pola Pulau di Indonesia," *J. Ilm. Teknol. Inf. Asia*, vol. 11, no. 1, p. 89, 2021, doi: 10.32815/jitika.v11i1.56.
- [10] A. Rachmad, "Pengolahan Citra Digital Menggunakan Teknik Filtering Adaptive Noise Removal pada Gambar Bernoise," *Pros. Semin. Nas. Teknoin, Inst. Teknol. Adhi Tama Surabaya.*, pp. 7–11, 2020.
- [11] T. A. Atika, "Implementasi Metode Geometric Mean Filter Untuk Mereduksi Noise Pada Citra Ultrasonografi (Usg)," *Maj. Ilm. INTI*, vol. 18, no. April, pp. 260–262, 2020.
- [12] D. T. dkk. Susetianigtias, "Pengolahan citra fundus diabetik retinopati," *Penerbit Gunadarma*, vol. 1, no. February, p. 104, 2020, [Online]. Available: https://www.google.com/search?q=Susetianigtias%2C+D.+T.+dkk.+2017.+Pengolahan+citra+fundus+diabetik+retinopati.+Penerbit+Gunadarma%2C+1+February%2C+104.&rlz=1C1KNTJ_enID982ID982&oq=Susetianigtias%2C+D.+T.+dkk.+2017.+Pengolahan+ci+tra+fundus+diabetik+r
- [13] E. Sedyono, Y. Nataliani, and C. M. Rorimpandey, "Klasifikasi Sidik Jari Dengan Menggunakan Metode Wavelet Symlet," *J. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 16–35, 2021.
- [14] S. Ramzini, D. E. Ratnawati, and S. Anam, "Penerapan Metode Learning Vector Quantization (LVQ) untuk Klasifikasi Fungsi Senyawa Aktif Menggunakan Notasi Simplified Molecular Input Line System (SMILES)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 12, pp. 6160–6168, 2018, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [15] D. I. Nurpadillah, H. Haviluddin, H. S. Pakpahan, I. Islamiyah, and H. J. Setyadi, "Pengenalan Karakter Tulisan Menggunakan Metode Learning Vector Quantization," *Sains, Apl. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 2, p. 23, 2019, doi: 10.30872/jsakti.v1i2.2602.