

Dwi Remawati

A Learning Vector Quantization Approach to Handwritten Mandarin Numeral Recognition article (2)

 Subclass 5

Document Details

Submission ID

trn:oid::29184:127655907

Submission Date

Feb 6, 2026, 1:46 PM GMT+7

Download Date

Feb 6, 2026, 1:49 PM GMT+7

File Name

A Learning Vector Quantization Approach to Handwritten Mandarin Numeral Recognition articl....docx

File Size

531.1 KB

10 Pages

2,809 Words

17,718 Characters




19% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Filtered from the Report

- ▶ Bibliography
 - ▶ Quoted Text
 - ▶ Cited Text
 - ▶ Small Matches (less than 8 words)
-

Top Sources

- 16%  Internet sources
 - 4%  Publications
 - 10%  Submitted works (Student Papers)
-

Top Sources

- 16% Internet sources
- 4% Publications
- 10% Submitted works (Student Papers)

Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	Internet	
ejurnal.undana.ac.id		1%
2	Internet	
www.tiengtrungvuive.edu.vn		1%
3	Internet	
id.wikipedia.org		1%
4	Internet	
media.neliti.com		<1%
5	Internet	
text-id.123dok.com		<1%
6	Internet	
mail.ejournal.itn.ac.id		<1%
7	Internet	
jurnal.untad.ac.id		<1%
8	Internet	
repo.bunghatta.ac.id		<1%
9	Internet	
etheses.uin-malang.ac.id		<1%
10	Student papers	
Aurora High School on 2014-02-28		<1%
11	Student papers	
Universitas Amikom on 2019-07-18		<1%

12	Internet	garuda.kemdikbud.go.id	<1%
13	Student papers	Universitas Brawijaya on 2018-07-18	<1%
14	Internet	journal.sinov.id	<1%
15	Internet	jurnal.untan.ac.id	<1%
16	Internet	repository.ub.ac.id	<1%
17	Internet	seminar.ilkom.unsri.ac.id	<1%
18	Student papers	UIN Sultan Syarif Kasim Riau on 2020-05-14	<1%
19	Student papers	Universitas Brawijaya on 2018-01-24	<1%
20	Student papers	Universitas Brawijaya on 2018-07-11	<1%
21	Student papers	Universitas Brawijaya on 2018-12-14	<1%
22	Student papers	Universitas Brawijaya on 2019-07-29	<1%
23	Internet	eprints.walisongo.ac.id	<1%
24	Internet	partaigerindra.or.id	<1%
25	Internet	pt.scribd.com	<1%

26	Internet	www.coursehero.com	<1%
27	Internet	www.ericova.com	<1%
28	Publication	Ilham Saputra, Setyo Wira Rizki. "PENERAPAN METODE LEARNING VECTOR QUAN...	<1%
29	Student papers	Universitas Brawijaya on 2018-07-20	<1%
30	Student papers	Universitas Muslim Indonesia on 2025-07-01	<1%
31	Publication	Yusuf Fadlila Rachman, Kusrini Kusrini, Hanif Al Fatta. "Klasifikasi Citra Digitalreti...	<1%
32	Internet	bp.koyauniversity.org	<1%
33	Internet	digilib.unimed.ac.id	<1%
34	Internet	docobook.com	<1%
35	Internet	eprints.unsri.ac.id	<1%
36	Internet	id.scribd.com	<1%
37	Internet	pteo.uniza.sk	<1%
38	Internet	repository.usahidsolo.ac.id	<1%
39	Internet	www.researchgate.net	<1%

A Learning Vector Quantization Approach to Handwritten Mandarin Numeral Recognition

Septi Vera Soniya¹⁾, Yustina Retno Wahyu Utami²⁾, Hendro Wijayanto³⁾

¹⁾²⁾ Prodi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Tiga Serangkai

³⁾ Prodi Teknologi Informasi, Sekolah Vokasi, Universitas Tiga Serangkai

¹⁾ septiverasoniya99@gmail.com, ²⁾ yustinaretno@tsu.ac.id, ³⁾ hwijayanto@tsu.ac.id

ABSTRACT

Numbers 1 to 10 in Mandarin are also studied in the Mandarin language learning process as basic numbers. Mandarin numbers have a different shape from Arabic numbers and Roman numerals. So it is necessary to recognize the pattern of mandarin numbers to help the learning process of mandarin. Therefore, the purpose of this research is to build an application that applies the Learning Vector Quantization method for handwriting pattern recognition of Mandarin numbers. System testing methods used are Black Box and Confusion Matrix for accuracy testing methods. The application that has been made produces an accuracy of 92.80% with a total of 250 test data. Keyword: Learning Vector Quantization; Pattern Recognition; Mandarin Numbers.

I. PENDAHULUAN

Pengenalan karakter tulisan tangan (*Handwritten Character Recognition/HCR*) merupakan suatu mekanisme yang berfungsi mengonversi berbagai bentuk tulisan tangan menjadi data digital yang dapat dianalisis, diedit, dan ditelusuri. Tujuan utama HCR adalah meniru kemampuan manusia dalam membaca, sehingga mesin mampu membaca, mengolah, dan berinteraksi dengan teks layaknya manusia dalam waktu yang relatif singkat. Selama lebih dari setengah abad, identifikasi HCR telah menjadi perhatian besar para peneliti, dan berbagai pencapaian signifikan telah dihasilkan dalam bidang ini.

Bahasa mandarin terlahir di negara Tiongkok yang kini telah menjadi salah satu kekuatan ekonomi terbesar dunia dan perkembangannya sangat pesat. Hal ini menjadi salah satu alasan untuk belajar Bahasa Mandarin. Dalam mempelajari Bahasa Mandarin, ada dua istilah yang sangat penting, yaitu *Hanzi* dan *Pinyin*. *Hanzi* (Aksara Han) adalah aksara morfemis (aksara yang menggunakan satu grafem yang disebut logogram atau logograf untuk mewakili satu kata) yang digunakan dalam *Hanzi* atau aksara Han merupakan sistem tulisan morfemis, yaitu aksara yang menggunakan satu grafem berupa logogram untuk merepresentasikan satu kata dalam bahasa Tionghoa. Sementara itu, *Pinyin* adalah sistem romanisasi yang berfungsi sebagai notasi fonetis sekaligus metode pengalihan bunyi bahasa Mandarin ke dalam huruf Latin (Kaparang, 2024).

Angka mandarin 1 (一 : yī) sampai 10 (十 : shí) dipelajari ketika belajar bahasa mandarin sebagai angka dasar. Angka mandarin ini memiliki bentuk yang berbeda dari angka arab dan angka romawi yang sudah sering dijumpai. Perbedaan ini akan membuat anak atau orang yang baru belajar Bahasa Mandarin menjadi membedakan atau bingung dalam melafalkannya. Berdasarkan uraian tersebut, dibuatlah sistem komputer yang dapat mengenali angka mandarin 1 sampai 10 menggunakan metode Learning Vector Quantization (LVQ). Menurut penelitian yang telah dilakukan, metode LVQ memiliki akurasi yang tinggi (Subagyo & Akbar, 2025), (Sah et al., 2025), (Sari et al., 2024), (Izmya Nurpadillah et al., 2019) sehingga metode LVQ digunakan untuk mengenali tulisan tangan angka 1-10 dalam Bahasa Mandarin. Hasil yang dapat dicapai dari sistem ini adalah aplikasi yang dapat memberikan manfaat bagi orang yang belajar bahasa mandarin sehingga mengetahui bagaimana bentuk dan pelafalan angka mandarin 1 sampai 10 serta menjadikan penelitian ini sebagai referensi untuk pembuatan sistem komputer mengenai pengenalan pola tulisan tangan.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Angka 1-10 dalam Bahasa Mandarin

Angka dalam bahasa Mandarin merupakan salah satu materi dasar yang sangat penting dalam pembelajaran. Angka-angka ini tidak hanya digunakan untuk menyatakan jumlah, tetapi juga berperan dalam berbagai konteks komunikasi sehari-hari, seperti menyebutkan usia, tanggal, waktu, harga, dan urutan. Angka Mandarin dari satu hingga sepuluh memiliki bentuk pelafalan dan penulisan yang khas (Semita, 2018).

Penulisan angka 1 hingga 10 dalam bahasa Arab dan Mandarin dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Penulisan Angka Arab dan Mandarin

Arab	Mandarin (<i>Hanzi</i>)	<i>Pinyin</i> (ejaan)
1	一	<i>yī</i>
2	二	<i>èr</i>
3	三	<i>sān</i>
4	四	<i>sì</i>
5	五	<i>wǔ</i>
6	六	<i>liù</i>
7	七	<i>qī</i>
8	八	<i>bā</i>
9	九	<i>jiǔ</i>
10	十	<i>shí</i>

2.2 Pengenalan Pola Tulisan Tangan

Pengenalan pola (*pattern recognition*) adalah bidang ilmu yang berfokus pada proses pengelompokan atau pendeskripsian suatu objek berdasarkan pengukuran kuantitatif terhadap fitur atau karakteristik utamanya. Tujuan dari pengenalan pola adalah membekali komputer dengan kemampuan untuk mengidentifikasi serta mengklasifikasikan pola ke dalam kelompok tertentu sesuai dengan ciri-ciri yang telah dikenali. Penelitian terkait pengenalan pola tulisan tangan telah banyak dilakukan, di antaranya oleh Handoko et al. (2024), Angga Kurniawan et al. (2022), dan Daood et al. (2023).

Penelitian mengenai pengenalan angka pada citra tulisan tangan bertujuan untuk mengidentifikasi angka yang ditulis secara manual dengan memanfaatkan dataset *Handwriting Letter and Number* serta algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)*. Model dikembangkan menggunakan arsitektur CNN, didahului dengan tahap *preprocessing* berupa augmentasi citra, dan dilatih selama 20 *epoch* menggunakan gambar berukuran 50×50 piksel dalam format *grayscale*. Hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 97,23% (Winanto et al., 2025). Pengenalan tulisan pada resep dokter dilakukan karena tulisan tangan pada resep sering kali sulit dibaca, sehingga berisiko menimbulkan kesalahan penafsiran, khususnya terkait nama obat, dosis, aturan pakai, dan cara pemberian yang pada akhirnya dapat menyebabkan kesalahan dalam pengobatan. Penelitian ini menerapkan metode *Naïve Bayes Classifier* melalui beberapa tahapan, yaitu pengambilan data, pra-pemrosesan, segmentasi, ekstraksi fitur menggunakan HSV, dan dilanjutkan dengan proses klasifikasi menggunakan *Naïve Bayes Classifier*. Berdasarkan

4

hasil pengujian terhadap 50 citra data latih dan 15 citra data uji, diperoleh tingkat akurasi sebesar 75%(Semuel & Pekuwali, 2022).

9

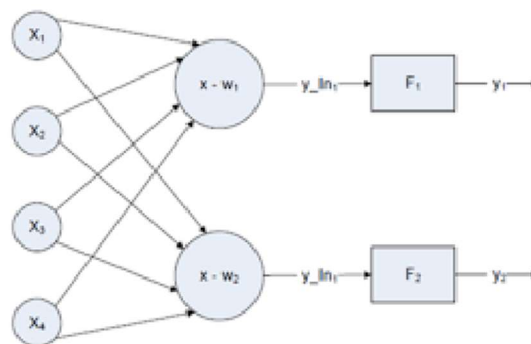
2.3 Metode Learning Vector Quantization

Learning Vector Quantization (LVQ) adalah metode klasifikasi yang setiap keluarannya berfungsi sebagai representasi dari satu kelas tertentu. LVQ termasuk dalam algoritma jaringan syaraf tiruan yang bertujuan untuk mendekati distribusi vektor pada tiap kelas sehingga kesalahan dalam proses klasifikasi dapat diminimalkan.

Metode LVQ menggabungkan prinsip kuantisasi vektor dengan pembelajaran berbasis prototipe, di mana vektor pembelajaran diadaptasi untuk mencocokkan distribusi data yang diberikan. Banyak penelitian menyoroti keefektifan LVQ dalam menangani tugas klasifikasi pada data yang kompleks dan multi dimensional. Pengembangan dan variasi LVQ juga terus dieksplorasi untuk meningkatkan kinerja dan adaptabilitasnya terhadap berbagai jenis masalah klasifikasi(Wicaksana & Lufianawati, 2021). Seperti dalam penelitian klasifikasi citra gelombang suara perut menggunakan LVQ guna membedakan suara perut lapar dan perut kenyang menunjukkan akurasi sebesar 99% (Subagyo & Akbar, 2025).

LVQ digunakan untuk mengelompokkan data yang jumlah kelompoknya sudah ditentukan (Fergina et al., 2022). Arsitektur metode *Learning Vector Quantization* dapat dilihat pada Gambar 1.

15



Gambar 1. Arsitektur LVQ

Gambar 1 memperlihatkan sejumlah node input (x_1 , x_2 , x_3 , dan x_4) yang merepresentasikan data atau fitur yang akan diproses oleh sistem. Setiap input dihubungkan ke neuron melalui bobot (w_1 dan w_2), yang berfungsi menentukan seberapa besar pengaruh masing-masing input terhadap hasil akhir. Selanjutnya, setiap neuron melakukan operasi perkalian antara input dan bobot ($x \cdot w$), dan menjumlahkan seluruh hasil perkalian tersebut untuk menghasilkan nilai y_{in} . Nilai y_{in} diubah menjadi Y_1 dan Y_2 melalui fungsi aktivasi F_1 dan F_2 .

Tahapan dalam metode LVQ dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Menentukan bobot awal (w_{ij}), jumlah *maximum epoch* (*MaxEpoch*), batas kesalahan minimum yang diharapkan (*Eps*), serta *learning rate* (α).
2. Memasukkan data x beserta kelas target T .
3. Melakukan proses iterasi selama ($epoch < MaxEpoch$) atau ($\alpha < Eps$) dengan langkah-langkah berikut:
 - o Menambah nilai *epoch* ($epoch = epoch + 1$).
 - o Menentukan nilai j dengan jarak minimum $|x_i - w_j|$.
 - o Memperbarui bobot w_j dengan ketentuan:
 - Jika $T = C_j$, maka $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha(x_i - w_j(\text{lama}))$.
 - Jika $T \neq C_j$, maka $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha(x_i - w_j(\text{lama}))$.

1

- o Mengurangi laju pembelajaran dengan rumus $\alpha(\text{baru}) = \alpha(\text{lama}) - 0,1 \times \alpha(\text{lama})$.
4. Mengurangi langkah ke-3 selama kondisi ($\text{epoch} < \text{MaxEpoch}$) atau ($\alpha < \text{Eps}$) masih terpenuhi.

Pada metode *Learning Vector Quantization* (LVQ), terdapat beberapa variabel penting yang digunakan dalam proses pelatihan jaringan untuk melakukan klasifikasi data. Variabel x merupakan *training vector* yang berisi sekumpulan data latih dalam bentuk fitur, yaitu $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$. Vektor ini menjadi masukan utama yang akan dipelajari oleh jaringan. Variable T adalah kelas atau label dari setiap training vektor, w_j menyatakan bobot vektor untuk luaran ke- j . Variabel C_j adalah kategori atau kelas yang dihasilkan oleh neuron luaran ke- j . Nilai ini digunakan untuk membandingkan hasil prediksi jaringan dengan kelas target. Jarak Euclidean antara vektor input dan bobot ke- j direpresentasikan dalam $|x_i - w_j|$. *Learning rate* a yaitu parameter pengendali besar kecilnya perubahan bobot selama proses pembelajaran. Nilainya berada pada rentang 0 hingga 1 dan biasanya akan dikurangi secara bertahap untuk meningkatkan stabilitas pelatihan.

III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan melalui empat tahap utama yaitu pengumpulan data, *image preprocessing*, ekstraksi ciri dan klasifikasi, serta pengujian kinerja. Rangkaian tahap penelitian diperlihatkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Tahapan Penelitian

1. Pengumpulan Data

- a. Wawancara
Pengumpulan data dilakukan dengan wawancara kepada pengajar mata pelajaran Bahasa Mandarin di SMK Sahid Surakarta dengan mengajukan pertanyaan yang berkaitan dengan penelitian.
- b. Pengambilan Sampel Tulisan Tangan
Pengambilan sampel tulisan tangan angka 1 sampai 10 mandarin (hanzi) dari 50 peserta didik SMK Sahid Surakarta. Setiap siswa menuliskan setiap angka sebanyak 10 kali, sehingga diperoleh 500 tulisan tangan.
- c. Studi Kepustakaan
Studi kepustakaan dilakukan dengan mencari referensi atau teori mengenai pengenalan pola tulisan tangan, bahasa mandarin dan metode LVQ dari buku, jurnal ilmiah maupun internet.

2. Preprocessing

Tahap *preprocessing* citra meliputi:

- a. Perbaikan kualitas citra, ditujukan untuk menghilangkan *noise* yang berupa titik

hitam yang ada pada citra hasil. Penghilangan *noise* menggunakan software *Paint*.

- b. *Cropping*, citra dipotong sesuai dengan besarnya gambar.
- c. Mengubah ukuran citra menjadi 10x10 piksel.
- d. Konversi citra grayscale ke citra biner.

3. Ekstraksi Ciri dan Klasifikasi

Nilai piksel pada citra biner ini ukuran 10 x 10 piksel dijadikan sebagai input dalam arsitektur LVQ. Output klasifikasi berupa *pinyin* dari tulisan *hanzi* yang diinputkan. Penelitian ini disimulasikan menggunakan MATLAB dan Microsoft Excel sebagai *database*-nya.

4. Pengujian Sistem

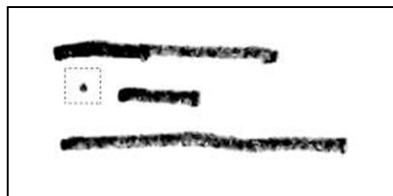
Pengujian keakuratan dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi benar dengan total pengujian. Total data citra tulisan tangan yang digunakan sejumlah 500 citra, yang dibagi ke dalam 250 data latih dan 250 data uji.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

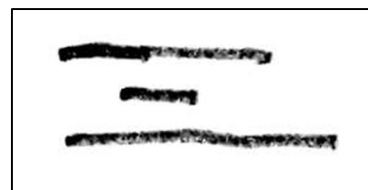
4.1 Preprocessing

a. Perbaikan kualitas citra

Pada penelitian ini, *preprocessing* citra ditujukan untuk menghilangkan *noise* yang berupa titik hitam yang ada pada citra hasil *scan* tulisan tangan angka 1-10 dalam Bahasa Mandarin. Penghilangan *noise* menggunakan software *Paint*. Gambar 3(a) memperlihatkan citra yang memiliki *noise* dan lihat pada Gambar 3(b) untuk citra yang sudah dihilangkan noisenya.



(a) Citra dengan noise



(b) Citra tanpa noise

Gambar 3. Perbaikan Kualitas Citra

b. *Cropping*

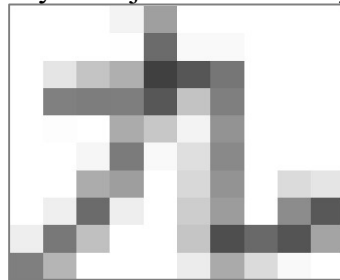
Setelah perbaikan kualitas, citra angka dipotong sesuai dengan ukuran gambar. Citra yang sudah di-*cropping* ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Citra *Cropping*

c. *Converting*

Tahap ini merubah resolusi citra menjadi 10x10 sehingga menghasilkan 100 piksel. Citra yang sudah dirubah resolusinya menjadi 10x10 ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Citra grayscale 10x10 piksel

d. Konversi citra grayscale ke biner

Tahap ini merubah gambar grayscale menjadi gambar *black-white* atau citra biner sehingga menghasilkan piksel bernilai 1 (putih) dan merubah piksel terang menjadi gelap sehingga menghasilkan piksel bernilai 0 (hitam). Citra biner yang dihasilkan ditunjukkan pada Gambar 6.

21



Gambar 6. Citra Hitam Putih

4.2 Ekstraksi Ciri dan Klasifikasi

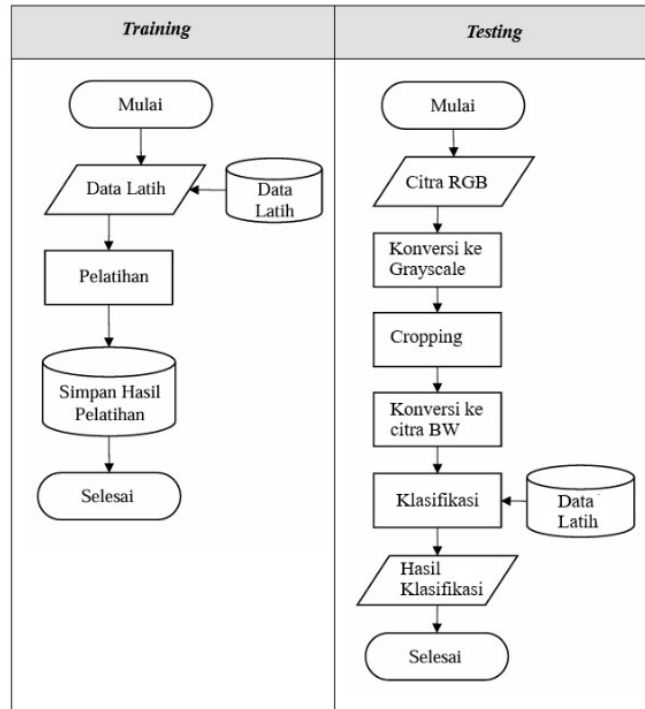
Nilai piksel pada citra biner ini yang digunakan sebagai ciri dan dijadikan sebagai input dalam arsitektur *learning Vector Quantization* (LVQ). Nilai piksel citra sampel diperlihatkan pada Gambar 7.

0	0	0	1	1	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	1	1	0	0	0
0	1	1	1	1	1	1	0	0	0
0	1	1	1	1	1	1	0	0	0
0	1	0	1	1	1	1	0	0	0
0	0	1	1	1	1	1	0	0	0
0	0	1	1	0	1	1	0	1	1
0	1	1	1	0	1	1	0	1	1
1	1	1	0	0	1	1	1	1	1
1	1	0	0	0	1	1	1	1	0

Gambar 7 . Data Numerik Citra

Output klasifikasi berupa *pinyin* dari tulisan *hanzi* yang diinputkan. Penelitian ini disimulasikan menggunakan MATLAB dan Microsoft Excel sebagai *database*-nya. Alur

pelatihan/*training* dan pengujian/*testing* dari simulasi sistem untuk pengenalan pola angka (1-10) mandarin menggunakan metode LVQ untuk proses pelatihan dan pengujian diperlihatkan pada Gambar 9.



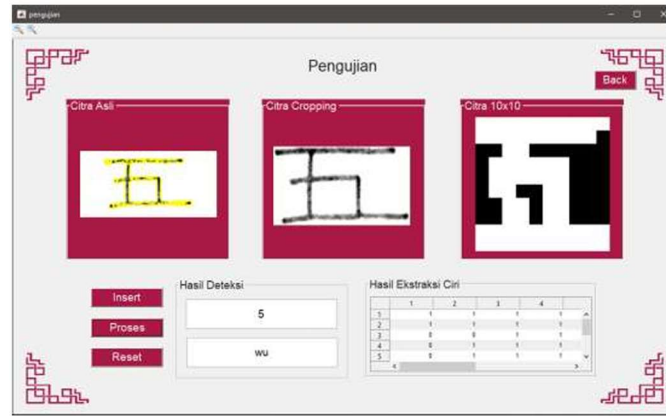
Gambar 9. Alur proses *training* dan *testing*

Tampilan awal sistem pada Gambar 10, terdiri dari 4 tombol yaitu Close untuk menutup aplikasi, Pelatihan untuk melakukan proses pelatihan, Pengujian untuk menampilkan halaman pengujian, dan Profil untuk menampilkan halaman profil.



Gambar 10. Halaman Index

Halaman Pengujian memiliki 3 fungsi utama yaitu Insert untuk mengambil dan menampilkan citra, Proses untuk melakukan pengujian pada citra yang telah ditampilkan, dan Reset untuk memulai pengujian lagi. Saat Proses dijalankan maka akan menghasilkan hasil deteksi berupa angka arab dan *pinyin* seperti terlihat pada Gambar 11.



Gambar 11. Halaman Penguujian

4.3 Penguujian

Penguujian keakuratan dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi benar dengan total penguujian. Total data yang digunakan sejumlah 500 citra tulisan tangan angka 1-10 mandarin yang dibagi ke dalam 250 data latih dan 250 data uji. Hasil penguujian ditunjukkan pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Hasil Penguujian

No	Data Ke	Kelas	Jumlah Benar	Jumlah Salah
1	1 – 25	1	24	1
2	26 – 50	2	25	0
3	51 – 75	3	19	6
4	76 – 100	4	23	2
5	101 – 125	5	25	0
6	126 – 150	6	23	2
7	151 – 175	7	22	3
8	176 – 200	8	21	4
9	201 – 225	9	25	0
10	226 - 250	10	25	0
Total			232	18

Berdasarkan hasil penguujian pada Tabel 2, maka tingkat akurasi sistem yang dihasilkan adalah:

$$\begin{aligned}
 \text{akurasi} &= \frac{\text{jumlah klasifikasi benar}}{\text{total penguujian}} \\
 &= 232/250 \\
 &= 92,8\%
 \end{aligned}$$

Akurasi sistem sebesar 92,8% menunjukkan bahwa metode Learning Vector Quantization (LVQ) memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengenali dan mengklasifikasikan pola tulisan tangan angka Mandarin (hanzi) dari 1 hingga 10. Nilai tersebut mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari karakteristik setiap pola secara efektif, sehingga tingkat kesalahan klasifikasi berada di bawah 10%. Tingginya akurasi ini juga menandakan bahwa pendekatan berbasis prototipe pada LVQ cukup optimal untuk membedakan bentuk visual antar karakter hanzi yang memiliki kemiripan struktur. Namun demikian, masih terdapat kemungkinan kesalahan yang dapat disebabkan oleh variasi gaya tulisan, ketidakkonsistenan bentuk karakter, atau keterbatasan jumlah data latih. Oleh

karena itu, peningkatan kualitas dataset, penyesuaian parameter pelatihan, atau kombinasi dengan metode lain berpotensi untuk lebih meningkatkan performa sistem.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem pengenalan pola tulisan tangan angka Mandarin (hanzi) 1–10 menggunakan metode *Learning Vector Quantization (LVQ)*. Tahapan penelitian yang meliputi pengumpulan data, *preprocessing* citra, ekstraksi ciri, klasifikasi, hingga pengujian performansi mampu menghasilkan sistem yang bekerja secara optimal. Proses *preprocessing* seperti penghilangan *noise*, *cropping*, perubahan resolusi menjadi 10×10 piksel, serta konversi ke citra biner terbukti membantu dalam menyederhanakan representasi citra sehingga mempermudah proses pembelajaran.

Berdasarkan hasil pengujian terhadap 250 data uji, sistem memperoleh tingkat akurasi sebesar **92,8%**, yang menunjukkan bahwa metode LVQ efektif dalam mengklasifikasikan pola tulisan tangan hanzi meskipun terdapat variasi bentuk tulisan. Tingkat akurasi tersebut mengindikasikan bahwa LVQ mampu mempelajari karakteristik setiap pola dengan baik dan layak digunakan sebagai pendekatan dalam pengembangan sistem pengenalan tulisan tangan.

5.2 SARAN

Untuk meningkatkan kualitas penelitian selanjutnya, beberapa hal dapat dipertimbangkan:

1. Menambah jumlah dan variasi dataset agar sistem dapat mengenali lebih banyak pola tulisan sehingga meningkatkan generalisasi model.
2. Melakukan optimasi parameter pelatihan seperti learning rate, jumlah epoch, dan inialisasi bobot guna memperoleh performa yang lebih maksimal.
3. Mempertimbangkan penggunaan metode lain atau pendekatan hibrida, seperti kombinasi LVQ dengan teknik deep learning atau metode ekstraksi ciri yang lebih kompleks, agar akurasi sistem dapat ditingkatkan.
4. Sistem dapat dikembangkan menjadi aplikasi berbasis web atau mobile sehingga lebih mudah diimplementasikan sebagai media pembelajaran interaktif Bahasa Mandarin.

DAFTAR PUSTAKA

- Angga Kurniawan, A., Dian Syah, R., & Ariyani, R. (2022). Klasifikasi Citra Digital Tulisan Tangan Angka Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *JUIT*, 1(1), 36–41. <https://cezannec.github.io/>
- Daood, A., Al-Saegh, A., & Fadhil Mahmood, A. (2023). Handwriting Detection And Recognition Of Arabic Numbers And Characters Using Deep Learning Methods. In *Journal of Engineering Science and Technology* (Vol. 18, Number 3).
- Fergina, A., Badrujaman, A., & Yustiana, I. (2022). Development of Android-Based Speech Recognition Application Using Learning Vector Quantization Method in Optimizing Deaf Communication. *International Journal of Electrical Engineering and Information Technology*, 05.

- Handoko, A. A., Rosid, M. A., & Indahyanti, U. (2024). Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Bima. *SMATIKA Jurnal*, *14*(1), 96–110. <https://doi.org/10.32664/smatika.v14i01.1196>
- Izmya Nurpadillah, D., Haviluddin, Santoso Pakpahan, H., & Jati Setyadi, H. (2019). Pengenalan Karakter Tulisan Menggunakan Metode Learning Vector Quantization. *Sains, Aplikasi, Komputasi Dan Teknologi Informasi*, *1*(2), 23. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.30872/jsakti.v1i2.2602>
- Kaparang, G. N. (2024). *Bahasa Mandarin untuk Pemula*. Deepublish Digital.
- Sah, A., Korespondensi, P., Desi Alexander, A., & Tanniewa, A. M. (2025). Pengembangan Model Klasifikasi Citra Penyakit Daun Lada Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Learning Vector Quantization (LVQ). *Jurnal Ilmiah Informatika Dan Ilmu Komputer (JIMA-ILKOM)*, *4*(1), 34–44. <https://doi.org/10.58602/jima-ilkom.v4i1.53>
- Salsabila Citra Putri Winanto, C., Intan Nuraini, A., & Ibnu Adam Informatika, R. (2025). Pengenalan Angka Pada Citra Tulisan Tangan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 9, Number 4).
- Sari, M., Pola Aksara Duing, P., Christian Nurcahyo, A., Cahyaningtyas, C., Monixa Salfarini, E., Informasi, T., & Shanti Bhuana, I. (2024). Pengenalan Pola Aksara Duing Kalbar menggunakan Metode Learning Vector Quantization (Lvq). *JIFOTECH (Journal Of Information Technology)*, *4*(1), 143–149. <https://doi.org/https://doi.org/10.46229/jifotech.v4i1.874>
- Semita, M. J. (2018). *Bahasa Mandarin Untuk Pemula*. Pusat Kajian Bahasa.
- Semuel, N., & Pekuwali, A. A. (2022). Pattern Recognition of Doctor's Prescription Handwriting Using the Naïve Bayes Classifier Method at Puskesmas Kambaniru Pengenalan Pola Tulisan Tangan Resep Dokter Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier pada Puskesmas Kambaniru. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, *2*(1), 55–61.
- Subagyo, I. R., & Akbar, M. (2025). Hybrid Matrik Co-Occurence Dan Learning Vector Quantization Pada Klasifikasi Citra Gelombang Suara Perut. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, *9*(1), 850–857.
- Wicaksana, C., & Lufianawati, D. (2021). Pengenalan Pola Vektor Tanda Tangan Citra Digital Menggunakan Metode Pembagian Wilayah dan Learning Vector Quantization (LVQ). *Setrum : Sistem Kendali-Tenaga-Elektronika-Telekomunikasi-Komputer*, *10*. <https://doi.org/10.36055/setrum.v10i2.13054>