

Kombinasi Jaringan *Learning Vector Quantization* Dan *Normalized Cross Correlation* Pada Pengenalan Wajah

* Amir Saleh¹, Mawwadah Harahap¹, Evta Indra²

¹Program Studi Teknik Informatika

²Program Studi Sistem Informasi

Fakultas Teknologi dan Ilmu Komputer Universitas Prima Indonesia

E-mail : * amirsalehnst1990@gmail.com

ABSTRAK- Pengenalan wajah merupakan cara yang dilakukan untuk mengidentifikasi wajah berdasarkan nilai ciri yang terdapat pada citra wajah dan dapat diterapkan di dalam berbagai sistem, seperti absensi, akses keamanan ruangan dan *login* aplikasi atau perangkat. Salah satu algoritma untuk pengenalan wajah adalah LVQ (*learning vector quantization*), tetapi dalam pemilihan bobot awal yang kurang tepat dapat berdampak pada penurunan kinerja algoritma tersebut, sehingga hasil dari pengenalan wajah kurang akurat. Permasalahan ini dapat diselesaikan dengan penentuan bobot awal yang tepat dengan metode tertentu. Bobot yang dipilih pada penelitian ini berdasarkan kemiripan citra, salah satu metode untuk mengukur kemiripan adalah NCC (*Normalized Cross Correlation*). Penelitian ini akan dilakukan dengan mengkombinasi jaringan LVQ dengan menggunakan NCC dalam penentuan bobot awal untuk pengenalan wajah. Hasil pengujian yang diperoleh dengan kombinasi kedua metode tersebut untuk pengenalan wajah sebesar 94%.

Kata kunci : Pengenalan wajah, LVQ, Bobot awal, NCC

1. PENDAHULUAN

Tujuan dari sistem pengenalan wajah telah dikenal secara luas di berbagai bidang untuk verifikasi suatu data informasi, seperti penerapan di dalam aplikasi atau perangkat elektronik yang sering dipakai untuk keamanan login, absensi dan lain-lain. Namun, untuk memenuhi kinerja sistem pengenalan yang baik harus didukung dengan penerapan algoritma yang baik pula. Berbagai metode telah diteliti dan diuji coba untuk pengenalan wajah, seperti: *machine learning*, *similarity distance*, *image matching* dan *artificial neural network*.

Terdapat beberapa metode di dalam *artificial neural network* (jaringan saraf tiruan), salah satu metode tersebut adalah *learning vector quantization* (LVQ) yang telah dikenal secara luas untuk proses pengenalan wajah yang menunjukkan perolehan hasil yang baik. Beberapa peneliti terdahulu telah melakukan berbagai penelitian untuk menguji kinerja jaringan saraf tiruan *learning vector quantization* (LVQ).

Penelitian yang telah dilakukan oleh (Quyoom, 2015), meneliti tentang penggunaan model LVQ (*learning vector quantization*) dan LBP (*local binary pattern*) untuk pengenalan wajah. Pada penelitian tersebut dapat melakukan pengenalan wajah dengan akurasi tertinggi hingga 96,56%. Penelitian lainnya mengenai penerapan jaringan saraf tiruan LVQ untuk pengenalan wajah yaitu penelitian yang dilakukan oleh (Sukiman, *et al.*, 2019), meneliti tentang penggunaan model jaringan LVQ dan GLCM (*gray level co-occurrence matrix*) untuk pengenalan wajah. Dari perolehan hasil pengenalan wajah tersebut mendapatkan tingkat akurasi sebesar 90%.

Dari penelitian sebelumnya dapat disimpulkan bahwa LVQ (*learning vector quantization*) neural

network berperan baik dalam menangani kasus pengenalan wajah. Permasalahan yang umum ditemukan pada penerapan jaringan saraf tiruan LVQ, yaitu dalam penentuan bobot awal jaringan. Bobot awal dengan penentuan nilai yang baik akan meningkatkan akurasi pada jaringan LVQ dan begitu sebaliknya. Beberapa metode yang diusulkan untuk perbaikan bobot pada jaringan LVQ telah banyak dilakukan untuk memperoleh akurasi yang optimal. Penelitian yang dilakukan oleh (Widyawati *et al.*, 2018), meneliti tentang perbaikan bobot pada jaringan LVQ dengan AG (algoritma genetika). Hasil yang diperoleh menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 88%. Penelitian lainnya dilakukan oleh (Ouyang *et al.*, 2014), meneliti tentang perbaikan bobot pada jaringan LVQ dengan LDA (*linear discriminant analysis*) memperoleh akurasi tertinggi sebesar 92,62%. Sedangkan penelitian yang dilakukan oleh (Dongoran *et al.*, 2018), memaparkan penentuan bobot atribut (bobot awal) pada jaringan LVQ *neural network* menggunakan algoritma *particle swarm optimization* (PSO). Penelitian ini membuktikan bahwa bobot awal yang baik akan berpengaruh terhadap hasil keluaran jaringan LVQ *neural network*. Jaringan dengan perbaikan bobot menggunakan PSO memperoleh akurasi rata-rata klasifikasi sebesar 90,91% dan akurasi jaringan tanpa perbaikan bobot sebesar 86,51%.

Berdasarkan uraian sebelumnya, diperlukan suatu metode tambahan dalam jaringan saraf tiruan LVQ untuk mengoptimalkan bobot awal jaringan. Hal ini dilakukan untuk meningkatkan kinerja jaringan agar akurasi yang diperoleh meningkat dibandingkan tanpa perbaikan bobot awal jaringan. Pada penelitian ini, penentuan bobot awal yang baik akan diajukan untuk peningkatan akurasi pembelajaran jaringan LVQ pada pengenalan wajah.

Secara umum, penentuan bobot awal pada jaringan LVQ diawali dengan penentuan bobot awal secara acak (*random*) yang diambil dari data pelatihan dalam setiap kelas objek dan kemudian dilakukan proses perhitungan. Setiap data *input* akan dibandingkan dengan bobot awal untuk dipilih jarak minimumnya menggunakan persamaan Euclidean *distance*. Perbandingan jarak minimum ini yang akan dijadikan indikator untuk menentukan data-data yang memiliki kesamaan dan akan dijadikan ke dalam satu kelas. Proses *update* (perubahan) pada bobot akan dilakukan terus-menerus sampai data pengelompokan dalam satu kelas tidak mengalami perubahan dan menghasilkan bobot baru yang akan dipakai untuk proses pengujian di dalam jaringan LVQ.

Berdasarkan penjelasan sebelumnya, penentuan bobot awal yang baik akan berpengaruh terhadap kinerja jaringan LVQ. Oleh sebab itu, metode yang diusulkan dalam penelitian ini adalah *normalized cross correlation* (NCC). Metode NCC yang digunakan dalam penelitian ini akan mencari bobot awal pada jaringan LVQ berdasarkan ukuran tingkat kemiripan data atau citra. Jarak antara data *input* di dalam satu kelas akan dibandingkan dan dihitung tingkat kemiripannya antara satu dengan lainnya. Data yang memiliki kemiripan yang lebih tinggi dibandingkan dengan data yang lain di dalam satu kelas akan dipilih menjadi bobot awal untuk proses pelatihan di dalam jaringan LVQ. Proses ini dilakukan sebanyak data kelas yang akan digunakan untuk pelatihan jaringan LVQ.

Penggunaan metode NCC dipilih sebagai metode pengukuran tingkat kemiripan data karena perolehan akurasi yang baik dalam pengujian. Hal ini dapat dilihat dari penelitian yang pernah dilakukan oleh (Saravanan & Surender, 2013), memaparkan bahwa kemiripan wajah menggunakan metode NCC memiliki kinerja yang cukup baik dan sempurna. Hal ini menunjukkan bahwa kinerja NCC lebih tepat digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan data atau citra.

Berdasarkan uraian sebelumnya, peneliti tertarik melakukan penelitian yang lebih mendalam terkait pengenalan wajah dengan mengkombinasikan jaringan LVQ dan NCC dalam penentuan bobot awal jaringan. Penelitian ini akan mencari bobot awal yang tepat pada jaringan LVQ yang berdampak pada peningkatan hasil akurasi pembelajaran jaringan. Bobot awal dengan metode yang diusulkan akan dibandingkan dengan bobot awal yang dipilih secara acak (*random*) tanpa perbaikan, sehingga dapat dilihat pengaruh jaringan LVQ dengan perbaikan bobot awal menggunakan NCC diharapkan memiliki kinerja yang lebih baik dan meningkatkan akurasi pada pengenalan wajah.

2. ISI PENELITIAN

2.1. Landasan Teori

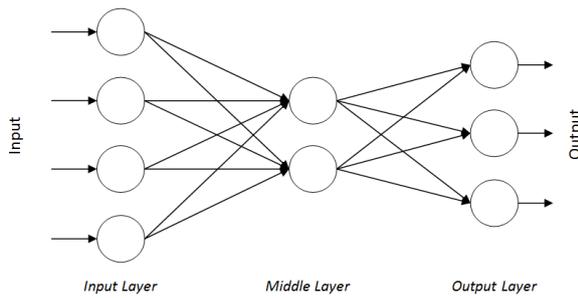
2.1.1. Pengenalan Wajah

Setiap wajah manusia memiliki karakteristik tersendiri yang membedakannya dengan wajah lainnya. Mata manusia umumnya dapat membedakan antara wajah satu dengan lainnya berdasarkan ciri dari wajah tersebut. Wajah pada dasarnya dapat dijadikan sebagai penanda seseorang agar dapat dikenali berdasarkan karakteristik yang dimilikinya. Dewasa ini, wajah seseorang dapat dikenali oleh komputer dengan menerapkan algoritma tertentu untuk sistem pengenalan wajah. Pengenalan wajah merupakan proses untuk mengidentifikasi seseorang berdasarkan karakteristik wajah yang dimiliki. Sistem ini banyak diterapkan pada berbagai kebutuhan, seperti: absensi, keamanan ruangan dan interaksi manusia dengan komputer (Singh & Singh, 2013).

Berbagai metode telah diterapkan untuk sistem ini agar proses pengenalan wajah dapat dilakukan seakurat mungkin. Metode yang paling banyak digunakan, seperti: *machine learning*, *similarity measure*, *image matching*, *artificial neural network* dan lain-lain. Pada komputer, proses pengenalan wajah dilakukan dengan teknik pengolahan citra. Wajah yang akan dikenali diambil menggunakan kamera untuk kebutuhan pengenalan dan umumnya disebut dengan citra wajah. Citra wajah akan dikenali dengan melakukan proses ekstraksi ciri berdasarkan warna, tekstur dan bentuk wajah. Hasil ekstraksi ciri ini yang akan menghasilkan nilai ciri citra yang membedakan antara wajah satu dengan lainnya berdasarkan citra yang diolah. Proses selanjutnya adalah mencari nilai ciri citra wajah yang sesuai dengan citra wajah yang tersimpan sebelumnya. Jika terdapat kesamaan ciri dengan citra yang disimpan dan menampilkan hasil yang sesuai, maka proses pengenalan dilakukan dengan baik (Pinem *et al.*, 2020).

2.1.2. Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan (*artificial neural network*) merupakan salah satu metode yang dilakukan untuk pemrosesan informasi layaknya seperti jaringan syaraf biologis pada manusia. Jaringan saraf tiruan adalah model penalaran yang didasarkan pada otak manusia yang terdiri dari kumpulan sel yang terinterkoneksi penuh atau dasar unit pengolahan informasi yang disebut dengan neuron (Negnevitsky, 2005). Secara umum, jaringan syaraf biologi dan jaringan saraf tiruan memiliki karakteristik yang sama dalam mengolah informasi yang diberikan. Informasi yang diberikan selanjutnya dimasukkan ke dalam struktur jaringan dan diolah sampai diperoleh informasi yang bermanfaat. Semakin banyak jaringan diberikan informasi, maka akan semakin bertambah pengalaman belajarnya dan informasi yang diterima dapat diolah serta menghasilkan *output* yang lebih baik lagi. Secara sederhana arsitektur jaringan saraf tiruan dapat diperlihatkan pada gambar 1 berikut.



Gambar 1. Arsitektur jaringan saraf tiruan

Secara umum lapisan-lapisan penyusun yang terdapat pada jaringan saraf tiruan dapat dibedakan menjadi tiga, antara lain:

1. Lapisan *input* (*input layer*)

Lapisan ini terletak di bagian terluar yang merupakan tempat unit-unit *input* menerima masukan dari luar. Rangkaian *input* pada neuron buatan dapat dinotasikan dengan nama x_1, x_2, \dots, x_n .

2. Lapisan tersembunyi (*hidden layer*)

Lapisan ini terletak di bagian tengah yang merupakan tempat pemrosesan *input* yang akan diselesaikan dengan jaringan saraf tiruan. Rangkaian *hidden* pada neuron buatan dapat dinotasikan dengan nama z_1, z_2, \dots, z_n .

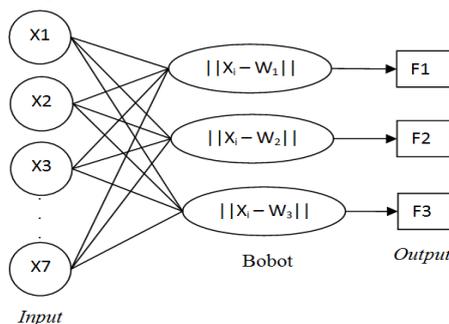
3. Lapisan *output* (*output layer*)

Lapisan ini merupakan lapisan akhir dari jaringan saraf tiruan yang merupakan *output* dari permasalahan masukan sebelumnya. Rangkaian *output* pada neuron buatan dapat dinotasikan dengan nama y_1, y_2, \dots, y_n .

2.1.3. LVQ (Learning Vector Quantization)

Jaringan saraf tiruan *learning vector quantization* (LVQ) merupakan suatu metode pelatihan untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi (*supervised learning*). Arsitektur jaringannya berlapis tunggal (*single layer*) yang sudah banyak digunakan dalam pengenalan pola baik berupa suara, citra dan lain sebagainya. Selain itu, LVQ juga sering dimanfaatkan untuk klasifikasi yang memiliki tingkat akurasi tinggi dan kecepatan dalam hal memproses (Hariri *et al.*, 2015).

Arsitektur jaringan *learning vector quantization* (LVQ) dapat dilihat pada gambar 2 sebagai berikut.



Gambar 2. Arsitektur jaringan LVQ

Berdasarkan gambar 2, prinsip kerjanya yaitu mengurangi *node-node* tetangganya (*neighbor*) sehingga hanya akan ada satu *node output* yang terpilih (*winner node*). Langkah-langkah proses perhitungan adalah sebagai berikut (Hariri *et al.*, 2015):

1. Menyiapkan data latih, data uji dan target.
2. Menginisialisasi bobot awal (w), maksimum *epoch* ($MaxEpoch$), nilai *learning rate* (α), pengurang *learning rate* ($dec \alpha$), *minimum* α . Nilai *epoch* dan α berfungsi untuk menentukan batas ambang komputasi.
3. Melakukan proses di bawah ini selama $epoch < MaxEpoch$ atau $\alpha \leq \alpha \text{ minimum}$.
 - a. Mengerjakan untuk $i = 1$ sampai n
 - 1) Menghitung jarak antara vektor *input* data dengan bobot awal jaringan hingga diperoleh jarak *minimum* dengan menggunakan persamaan Euclidean, dimisalkan hasilnya sebagai nilai C_j . Persamaan yang digunakan sebagai berikut:

$$D_{ij} = \sqrt{\sum_{i=1}^j (x_i - w_j)^2}$$

Keterangan :

D_{ij} = jarak data

x_i = data ke- i

w_j = vektor bobot ke- j

2) Memperbarui nilai w_j dengan syarat :

- a) Jika $T = C_j$ maka $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha(x - x_j(\text{lama}))$
- b) Jika $T \neq C_j$ maka $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha(x - w_j(\text{lama}))$

b. Mengurangi nilai α selama kondisi berhenti belum terpenuhi dengan persamaan :

$$\alpha(\text{baru}) = \alpha(\text{lama}) \times dec \alpha$$

Keterangan :

$dec \alpha$: pengurang α yang ditentukan secara acak (*random*).

4. Mengulangi langkah ke-3, jika $\alpha \leq \alpha \text{ minimum}$ belum terpenuhi.
5. Setelah melakukan proses pelatihan, selanjutnya akan didapatkan bobot akhir (w). Bobot tersebut akan digunakan untuk melakukan klasifikasi pada data baru.

2.1.4. Normalized Cross Correlation

Metode untuk mengukur kemiripan citra berdasarkan fungsi korelasi disebut dengan *normalized cross correlation* (NCC). Metode ini sering digunakan untuk menentukan kemiripan dua buah citra berdasarkan nilai ekstraksi ciri yang telah diolah sebelumnya. Persamaan yang digunakan untuk mencari nilai kemiripan tersebut dapat dinyatakan sebagai berikut (Kaso, 2018).

$$NCC = \frac{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M [a(x, y) \cdot b(x, y)]}{\sqrt{(\sum_x^N \sum_y^M [a(x, y)]^2) \cdot \sqrt{(\sum_x^N \sum_y^M [b(x, y)]^2)}}$$

Keterangan :

- a : ciri data pertama
- b : ciri data kedua
- N : banyak baris ke - i
- M : banyak kolom ke - j

2.1.5. Ekstraksi Ciri Citra

Ekstraksi ciri merupakan proses mengurangi ukuran dimensi data citra dengan memperoleh informasi yang diperlukan dari citra yang tersegmentasi dengan teknik pengolahan citra (Kumar & Dharun, 2016). Proses ini diperlukan untuk memperoleh karakteristik khusus pada sebuah citra digital. Ciri pada citra merupakan parameter penting dalam mengklasifikasikan citra, sehingga dapat dibedakan antara citra yang satu dengan citra lainnya. Sebuah citra yang diekstraksi dapat dihasilkan ciri dengan proses ekstraksi ciri citra, meliputi: ciri bentuk, ciri tekstur dan ciri warna (Mohanaiah *et al.*, 2013). Adapun teknik ekstraksi ciri citra yang digunakan pada penelitian ini adalah ekstraksi ciri tekstur dan ekstraksi ciri warna pada sebuah citra.

A. Ekstraksi Ciri Tekstur (GLCM)

Ekstraksi ciri tekstur merupakan salah satu hal penting yang dilakukan dalam pengolahan citra karena dari proses ini bisa diperoleh informasi penting mengenai karakteristik tekstur citra tersebut. Salah satu teknik ekstraksi ciri tekstur yang sering dipakai dalam pengolahan citra adalah GLCM (*gray level co-occurrence matrix*). GLCM yang dikemukakan oleh Haralick, merupakan salah satu metode statistik orde dua untuk ekstraksi ciri tekstur. Kookurensi bisa dikatakan sebagai kejadian bersama, yakni kejadian di mana satu *level* nilai keabuan sebuah piksel bertetangga dengan satu *level* nilai keabuan piksel lain. Misalnya, D didefinisikan sebagai jarak antara dua piksel yang dinyatakan dalam piksel, θ merupakan orientasi sudut antara piksel dalam satuan derajat, dan N adalah jumlah level intensitas piksel pada sebuah citra. Maka GLCM merupakan matriks bujur sangkar $P[i,j]$ berdimensi N^2 , yang setiap elemennya $[i,j]$ menyatakan peluang kejadian sebuah piksel berintensitas i bertetangga dengan piksel lain berintensitas j , dan antar kedua piksel tersebut mempunyai jarak sejauh D dengan sudut θ . Orientasi sudut θ terdiri atas empat arah sudut dengan interval sudut, yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° (Purwaningsih *et al.*, 2015).

Adapun parameter atau ciri tekstur berbasis GLCM antara lain (Azemin *et al.*, 2015):

a. Kontras (*Contrast*), menunjukkan ukuran perbedaan intensitas antara *pixel* terhadap *pixel* tetangganya dalam suatu citra. Perbedaan ini diukur berdasarkan antar derajat keabuan suatu citra. Dengan kata lain, kontras menunjukkan ukuran penyebaran nilai intensitas suatu citra. Persamaan untuk mencari nilai kontras, yaitu:

$$Contrast = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j)$$

b. Korelasi (*Correlation*), menunjukkan ukuran korelasi antara *pixel* terhadap *pixel* dalam suatu citra. Selain itu, nilai korelasi memberikan petunjuk adanya struktur *linear* dalam citra. Persamaan untuk mencari nilai korelasi, yaitu:

$$Correlation = \frac{\sum_i \sum_j i \cdot j P[i,j] - \mu_i \mu_j}{\sigma_i \sigma_j}$$

c. Energi (*Energy*), disebut juga *Angular Second Moment* (ASM) yang merupakan ukuran sifat homogenitas citra. Energi dapat dicari dengan penjumlahan elemen kuadrat di seluruh GLCM. Persamaan untuk mencari nilai energi, yaitu:

$$Energy = \sum_i \sum_j P[i, j]^2$$

d. Homogenitas (*Homogeneity*), menunjukkan ukuran kesamaan dalam variasi distribusi di GLCM terhadap diagonal matriks. Persamaan untuk mencari nilai homogenitas, yaitu:

$$Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{P[i,j]}{1+|i-j|}$$

B. Ekstraksi Ciri Warna (HSV)

Ekstraksi ciri warna adalah proses mereduksi nilai RGB pada citra untuk mendapatkan informasi warna dari citra tanpa mengurangi kualitas informasinya (Youssef, 2012). Ciri warna pada citra dilakukan dengan ekstraksi ciri warna menggunakan metode HSV. Dimana metode ini digunakan untuk mendefinisikan warna RGB yang terkandung dalam suatu citra memiliki rentang nilai antara 0 - 255 yang akan dikonversi ke HSV dengan nilai 0-1. Adapun rumus yang digunakan adalah (Deswal & Sharma, 2012):

$$R' = \frac{R}{255}; G' = \frac{G}{255}; B' = \frac{B}{255}$$

$$Cmax = \max(R', G', B')$$

$$\Delta = Cmax - Cmin$$

Persamaan sebelumnya merupakan proses awal perhitungan dalam mencari nilai RGB yang akan dikonversi ke HSV. Adapun persamaan untuk mencari ciri nilai warna HSV yang akan digunakan adalah sebagai berikut.

a. *Hue*, digunakan untuk membedakan setiap warna dan menentukan warna kebiruan, kehijauan, dan sebagainya berdasarkan cahaya. Persamaan yang digunakan untuk mencari nilai *Hue*, yaitu :

$$Hue = \begin{cases} 60^\circ \times \left(\frac{G' - B'}{\Delta} \bmod 6 \right), & Cmax = R' \\ 60^\circ \times \left(\frac{B' - R'}{\Delta} + 2 \right), & Cmax = G' \\ 60^\circ \times \left(\frac{R' - G'}{\Delta} + 2 \right), & Cmax = B' \end{cases}$$

b. *Saturation*, menyatakan tingkat kemurnian atau kekuatan yang terkandung dalam suatu warna. Saturasi menyatakan seberapa banyak warna putih diberikan pada warna di dalam suatu citra. Semakin kecil nilai saturasi pada suatu citra maka warna yang ditampilkan akan cenderung ke warna abu-abu.

Persamaan yang digunakan untuk mencari nilai *Saturation*, yaitu :

$$S(\text{Saturation}) = \begin{cases} 0 & , \Delta = 0 \\ \frac{\Delta}{C_{max}} & , \Delta <> 0 \end{cases}$$

c. *Value*, menyatakan kecerahan warna dalam suatu citra. Nilai ini menyatakan seberapa banyak cahaya yang diterima oleh mata di dalam mendefinisikan semua warna.

$V = C_{max}$

2.2. Metode Penelitian

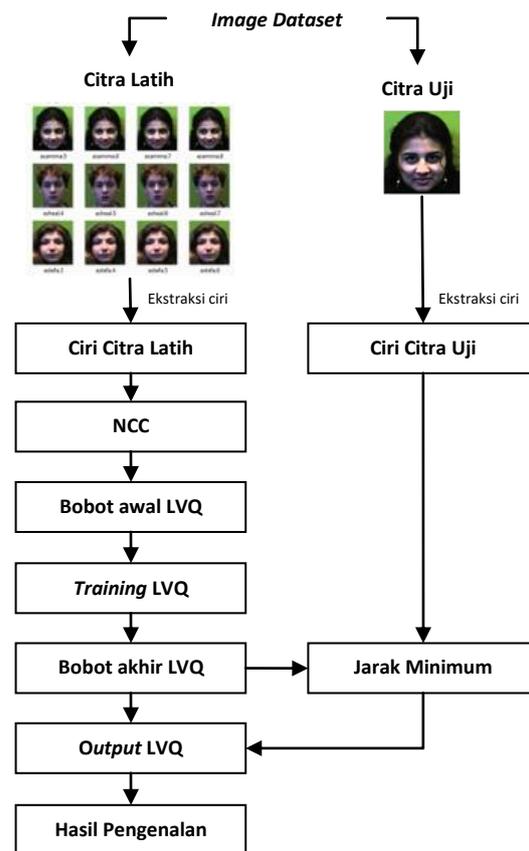
Pada tahap ini akan dijelaskan tentang *dataset* yang digunakan untuk proses pelatihan dan pengujian serta langkah-langkah penelitian untuk pengenalan wajah menggunakan kombinasi jaringan LVQ dan NCC.

2.2.1. Dataset yang Digunakan

Dataset yang digunakan untuk keperluan penelitian ini berupa citra wajah yang diambil dari laman internet dengan alamat: <https://cswww.essex.ac.uk/mv/allfaces/faces94.html>, dengan ukuran citra sebesar 180 *pixel* x 200 *pixel*. Pemilihan ini dilakukan karena data tersebut telah teruji secara luas untuk kebutuhan penelitian yang berkaitan dengan identifikasi atau pengenalan citra wajah. Citra yang diteliti sebanyak 1000 citra dengan jumlah 50 objek dan sampel sebanyak 20 citra untuk setiap objek. Perbandingan antara citra latih dan citra uji sebesar 60 : 40. Dimana citra latih yang digunakan sebanyak 600 citra dan citra uji sebanyak 400 citra.

2.2.2. Diagram Alur Penelitian

Adapun langkah-langkah penelitian dengan kombinasi LVQ dan NCC untuk pengenalan wajah dapat dilihat pada gambar 3 sebagai berikut :

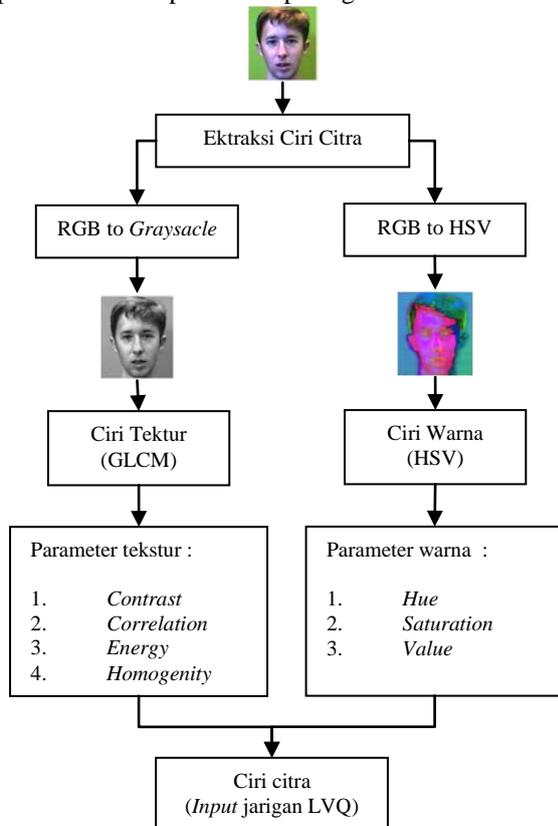


Gambar 3. Diagram alur penelitian

1. Pengumpulan *image dataset* untuk keperluan penelitian. Pada bagian ini, *image* akan dibagi menjadi 2, yaitu: citra latih dan citra uji.
2. Melakukan proses ekstraksi ciri citra. Proses ini dilakukan untuk mendapatkan nilai ciri dari suatu citra yang diekstraksi. Proses selengkapnya dapat dilihat pada gambar 4.
3. Mencari nilai kemiripan ciri citra dengan metode *normalized cross correlation* (NCC) untuk satu kelas objek wajah yang sama. Nilai dengan ciri kemiripan tertinggi di dalam kelas atau objek yang sama akan dijadikan sebagai bobot awal jaringan LVQ.
4. Mengumpulkan seluruh bobot awal yang diperoleh dari perhitungan kemiripan dengan metode NCC.
5. Melakukan proses pelatihan pada jaringan LVQ. Pada proses ini akan mencari nilai bobot akhir jaringan LVQ berdasarkan nilai ciri citra dengan bobot awal jaringan dan data target.
6. Menghitung nilai *output* jaringan LVQ. *Output* akan diperoleh dengan perhitungan antara *input* data baru dengan bobot akhir jaringan LVQ.
7. Mengklasifikasikan *output* jaringan dari hasil perhitungan. Jika *output* sama dengan data

target, maka proses pengenalan dikatakan teridentifikasi dan jika tidak maka proses pengenalan tidak teridentifikasi.

Adapun proses ekstraksi ciri citra pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 4 berikut.



Gambar 4. Diagram alur ekstraksi ciri citra

Gambar 4 menjelaskan proses ekstraksi ciri citra sebelum proses pengenalan wajah dilakukan dengan kombinasi jaringan LVQ dan NCC, sebagai berikut :

1. Menyiapkan citra wajah yang diambil dari *dataset* penelitian.
2. Melakukan ekstraksi ciri pada citra dengan mengubah citra RGB menjadi citra *grayscale* untuk memperoleh nilai ciri tekstur citra. Metode ekstraksi ciri tekstur citra dilakukan menggunakan GLCM (*gray level co-occurrence matrix*) yang terdiri dari 4 *features*, yaitu: *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*.
3. Melakukan ekstraksi ciri pada citra dengan mengubah citra RGB menjadi citra HSV untuk memperoleh nilai ciri warna citra. Metode ekstraksi ciri warna HSV terdiri dari 3 *features*, yaitu: *hue*, *saturation* dan *value*.
4. Menyimpan seluruh hasil pengolahan citra berupa gabungan nilai ekstraksi ciri citra dengan metode GLCM dan HSV. Nilai *features* setelah gabungan akan disimpan dalam format.xls untuk proses kebutuhan

pelatihan dan pengujian jaringan dengan kombinasi jaringan LVQ dan NCC. Selanjutnya, inialisasi *features* yang dihasilkan dilambangkan sebagai x_1 sampai dengan x_7 . Setiap nilai *features* yang dihasilkan bernilai dengan rentang 0 – 1, sehingga tidak diperlukan tahap normalisasi data.

2.3. Hasil dan Pembahasan

Pengujian merupakan langkah yang digunakan untuk mengetahui kinerja algoritma yang diusulkan. Pada penelitian ini pengujian dilakukan menjadi dua tahap, yaitu: jaringan LVQ dan kombinasi jaringan LVQ dan NCC. Hal ini dilakukan untuk mengetahui hasil kinerja kedua algoritma tersebut dalam melakukan pengenalan wajah.

2.3.1. Hasil Pengujian

A. Pengujian dengan Jaringan LVQ

Pengujian ini diawali dengan mengekstraksi ciri citra wajah berdasarkan ciri tekstur dengan metode GLCM dan ciri warna dengan metode HSV. Hasil ekstraksi ciri akan dikumpulkan dan ditentukan bobot awal dari setiap kelas data secara acak. Kemudian, dilakukan pelatihan menggunakan jaringan LVQ. Akhir dari proses ini adalah dihasilkannya bobot akhir jaringan LVQ untuk kebutuhan proses pengujian terhadap *input* atau data baru. Adapun parameter yang digunakan untuk pelatihan jaringan LVQ sebagai berikut:

1. *Epoch* : 100
2. *Alpha* (α) : 0.01
3. *Dec* α : 0.001

Hasil pengujian yang diperoleh dapat dilihat pada tabel 1 berikut.

Tabel 1. Hasil pengujian jaringan LVQ

Keterangan	Data Latih	Data Uji
Jumlah Data	600	400
Jumlah Data Benar	581	367
Akurasi	96.83%	91.25%

B. Pengujian dengan Jaringan LVQ-NCC

Pengujian ini diawali dengan mengekstraksi ciri citra wajah berdasarkan ciri tekstur dengan metode GLCM dan ciri warna dengan metode HSV. Hasil ekstraksi ciri akan dikumpulkan dan ditentukan bobot awal dari setiap kelas data menggunakan metode *normalized cross correlation* (NCC). Kemudian, dilakukan pelatihan menggunakan jaringan LVQ. Adapun parameter yang digunakan untuk pelatihan jaringan LVQ sebagai berikut:

1. *Epoch* : 100
2. *Alpha* (α) : 0.01
3. *Dec* α : 0.001

Hasil pengujian yang diperoleh dapat dilihat pada tabel 2 berikut:

Tabel 2. Hasil pengujian jaringan LVQ-NCC

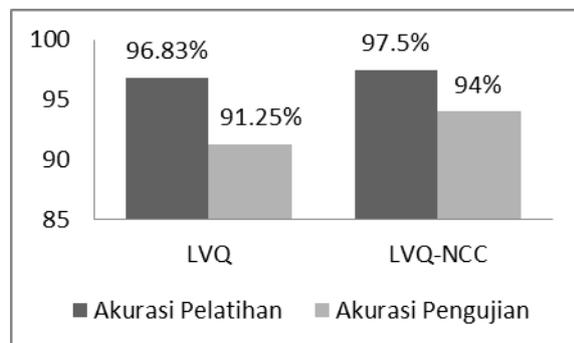
Keterangan	Data Latih	Data Uji
Jumlah Data	600	400
Jumlah Data Benar	585	376
Akurasi	97.50%	94%

2.3.2. Pembahasan

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan dapat diketahui perbandingan akurasi antara metode jaringan LVQ dengan kombinasi jaringan LVQ-NCC. Perbedaan akurasi pelatihan dan pengujian antara jaringan LVQ dengan kombinasi jaringan LVQ-NCC dapat dilihat pada tabel 3 dan gambar 5 sebagai berikut.

Tabel 3. Perbandingan akurasi metode yang diusulkan

No.	Metode	Akurasi Latih	Akurasi Uji
1.	LVQ	96.83%	91.25%
2.	LVQ-NCC	97.50%	94%



Gambar 5. Perbandingan akurasi pengenalan wajah

Pada jaringan LVQ, proses awal dilakukan dengan penentuan bobot awal secara acak untuk proses pelatihan. Proses pemilihan bobot jika tidak dilakukan dengan tepat akan berdampak pada penurunan akurasi. Sedangkan pada kombinasi jaringan LVQ-NCC, proses penentuan bobot awal dilakukan dengan pendekatan kemiripan data menggunakan NCC. Penentuan ini dilakukan dengan mencari nilai kemiripan antara satu ciri citra dengan ciri lainnya di dalam satu kelas data. Hasil yang diperoleh akan menampilkan ciri dengan kemiripan tertinggi dan akan dijadikan sebagai bobot awal jaringan LVQ. Hal ini dilakukan karena citra dengan kemiripan tertinggi merupakan citra yang paling memiliki korelasi dengan citra lainnya. Proses ini dilakukan untuk setiap kelas data yang ditentukan sebelumnya. Pada penelitian ini, jumlah kelas data atau objek ditentukan sebanyak 50. Sehingga, perhitungan kemiripan citra dilakukan sebanyak 50 kali dan memperoleh bobot awal dengan pendekatan NCC sebanyak 50.

Hasil yang diperoleh pada penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan metode NCC dalam penentuan bobot awal pada jaringan LVQ mendapatkan hasil yang lebih baik dibandingkan

dengan LVQ tanpa perbaikan bobot. Hasil pengujian yang diperoleh dengan metode LVQ tanpa perbaikan bobot memperoleh hasil akurasi pengujian sebesar 91,25%. Sedangkan untuk hasil pengujian yang diperoleh dengan metode kombinasi jaringan LVQ-NCC memperoleh hasil akurasi pengujian sebesar 94%. Hal ini menunjukkan terdapat kenaikan persentase pengujian dengan menerapkan NCC sebagai penentuan bobot awal pada jaringan LVQ sebesar 2,75%.

3. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan untuk pengenalan wajah dengan kombinasi metode LVQ dan NCC memperoleh akurasi sebesar 94%. Sedangkan pada pengujian menggunakan metode LVQ memperoleh akurasi sebesar 91,25%. Kenaikan akurasi pengenalan wajah dengan menerapkan kombinasi kedua metode tersebut sebesar 2,75%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode NCC di dalam jaringan LVQ memiliki pengaruh yang baik di dalam penentuan bobot awal jaringan LVQ.

4. PENUTUP

Metode kombinasi jaringan LVQ dengan NCC dapat diterapkan pada sistem pengenalan wajah dengan akurasi yang baik. Namun, pada kenyataan sistem pengenalan wajah yang baik dilakukan dengan menerapkan metode dengan akurasi pengenalan 100%. Hal ini dapat dicapai dengan beberapa tambahan metode seperti menambahkan ekstraksi ciri lainnya. Pada dasarnya, proses ekstraksi ciri juga menentukan keberhasilan untuk proses pengenalan wajah. Nilai ciri yang dihasilkan dari proses tersebut akan menjadi indikator penting untuk dapat membedakan antara satu wajah dengan wajah lainnya. Pada penelitian selanjutnya, proses penambahan ekstraksi ciri dapat dilakukan, sehingga hasil akurasi pengenalan wajah dengan kombinasi jaringan LVQ dengan NCC dapat memperoleh hasil yang lebih maksimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Azemin, M. Z. C., Tamrin, M. I. M., Hilmi, M. R., & Kamal, K. M. (2015). GLCM texture analysis on different color space for pterygium grading. *ARPJ Journal of Engineering and Applied Sciences*.
- [2] Deswal, M., & Sharma, N. (2012). A Fast HSV Image Color and Texture Detection and Image Conversion Algorithm. *International Journal of Science and Research (IJSR) ISSN Online Impact Factor*.
- [3] Dongoran, A., Rahmadani, S., Zarlis, M., & Zakarias. (2018). Feature weighting using particle swarm optimization for learning vector quantization classifier. *Journal of Physics: Conference Series*.

- <https://doi.org/10.1088/1742-6596/978/1/012032>
- [4] Hariri, F. R., Utami, E., & Amborowati, A. (2015). Learning Vector Quantization untuk Klasifikasi Abstrak Tesis. *Creative Information Technology Journal*. <https://doi.org/10.24076/citec.2015v2i2.43>
- [5] Kaso, A. (2018). Computation of the normalized cross-correlation by fast Fourier transform. *PLoS ONE*. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0203434>
- [6] Mohanaiah, P., Sathyanarayana, P., & Gurukumar, L. (2013). Image Texture Feature Extraction Using GLCM Approach. *International Journal of Scientific & Research Publication*. <https://doi.org/10.1.1.414.96981>
- [7] Negnevitsky, M. (2005). Artificial intelligence: a guide to intelligent systems. Pearson Education. In *Artificial intelligence: a guide to intelligent systems*.
- [8] Ouyang, A., Li, K., Zhou, X., Xu, Y., Yue, G., & Tan, L. (2014). Improved LDA and LVQ for face recognition. *Applied Mathematics and Information Sciences*. <https://doi.org/10.12785/amis/081L38>
- [9] P.S, S. K., & V.S, D. (2016). Extraction of Texture Features using GLCM and Shape Features using Connected Regions. *International Journal of Engineering and Technology*. <https://doi.org/10.21817/ijet/2016/v8i6/160806254>
- [10] Indra, E., Batubara, M., Yasir, M., & Chau, S. (2019). Desain dan Implementasi Sistem Absensi Mahasiswa Berdasarkan Fitur Pengenalan Wajah dengan Menggunakan Metode Haar-Like Feature. *Jurnal Teknologi Dan Ilmu Komputer Prima (JUTIKOMP)*, 2(2), 11-18. doi:10.34012/jutikomp.v3i1.637
- [11] Purwaningsih, N., Soesanti, I., & Nugroho, H. A. (2015). Ekstraksi Ciri Tekstur Citra Kulit Sapi Berbasis Co-Occurrence Matrix. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Multimedia*.
- [12] Quyoom, A. (2015). *Face Recognition using LBP and LVQ Classifier*. 5(2), 53–57.
- [13] Saravanan, C., & Surender, M. (2013). Algorithm For Face Matching Using Normalized Cross-Correlation. *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT)*.
- [14] Singh, A., & Singh, S. K. (2013). Effect of Face Tampering on Face Recognition. *Signal & Image Processing: An International Journal*, 4(4), 83–99. <https://doi.org/10.5121/sipij.2013.4407>
- [15] Sukiman, T. S. A., Suwilo, S. & Zarlis, M. (2019). *Feature Extraction Method GLCM and LVQ in Digital Image-Based Face Recognition*. 4(1), 1–4.
- [16] Widyawati, K., Setiawan, B. D., & Adikara, P. P. (2018). *Optimasi Vektor Bobot Learning Vector Quantization Menggunakan Algoritme Genetika untuk Penentuan Kualitas Susu Sapi*. 2(1), 217–225.
- [17] Youssef, S. M. (2012). ICTEDCT-CBIR: Integrating curvelet transform with enhanced dominant colors extraction and texture analysis for efficient content-based image retrieval. *Computers and Electrical Engineering*. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2012.05.010>