

KNSI2014-194

## PERBANDINGAN SOM DAN LVQ PADA IDENTIFIKASI CITRA WAJAH DENGAN WAVELET SEBAGAI EKSTRAKSI CIRI

Agus Buono<sup>1</sup>, Syeiva Nurul Desylvia<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Ilmu Komputer, Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor

<sup>1</sup>pudesha@gmail.com, <sup>2</sup>syeyva.nd@gmail.com

### Abstrak

Pengenalan wajah merupakan salah satu penelitian canggih di bidang komputer dan sangat menantang untuk dikembangkan menggunakan komputer karena wajah manusia sulit dimodelkan. Penelitian ini mengajukan metode SOM dan LVQ sebagai pengenalan wajah tampak depan. Tujuan penelitian ini adalah membandingkan LVQ dan SOM berdasarkan akurasi yang dihasilkan. Citra sebanyak 400 dari 20 individu berbeda yang masing-masing berukuran 180 x 200 pixels digunakan sebagai data percobaan. Sumber data dari *University of Essex, UK*. *Coefficient approximation* pada Haar Wavelet level 6 digunakan sebagai ciri yang akan diklasifikasi dan dikluster. *K-fold cross validation* dengan *fold* 10 digunakan untuk membagi data latih dengan data uji. Percobaan terbagi menjadi 3 set yaitu percobaan menggunakan model SOM, LVQ, dan LVQ inialisasi SOM. Akurasi tertinggi yang dihasilkan SOM sebesar 97.8947% dan akurasi tertinggi yang dihasilkan LVQ dan LVQ inialisasi SOM sebesar 100%. Berdasarkan hasil akurasi, LVQ terbukti lebih baik dari pada SOM dalam hal pengenalan wajah tampak depan. Penelitian ini perlu dikembangkan agar model dapat mengenali wajah dengan berbagai pose dan ekspresi yang berubah-ubah.

**Kata kunci :** *Learning Vector Quantization (LVQ), Self Organizing Map (SOM), pengenalan wajah, Haar Wavelet, K-fold cross validation*

### 1. Pendahuluan

Pengenalan wajah merupakan salah satu penelitian canggih di bidang komputer dan sangat menantang untuk dikembangkan menggunakan komputer karena wajah manusia sulit dimodelkan. Hal ini disebabkan wajah manusia tergantung dari kondisi usia, pencahayaan, lokasi, orientasi, pose, ekspresi wajah, dan faktor lainnya. Di sisi lain, pengenalan wajah merupakan salah satu teknik *biometric* yang masih berkembang karena aplikasinya yang banyak digunakan, seperti *image tagging* dan *surveillance camera*. Perkembangan penelitian pada bidang pengenalan wajah ini memicu banyak metode baru atau perbaikan metode lama yang diajukan peneliti.

Salah satu penelitian pada bidang pengenalan wajah yaitu *Face Recognition with Learning-based Descriptor* [2] yang menggunakan teknik *learning-based encoding method* berdasarkan *unsupervised learning* pada data latih dikombinasikan dengan *Principal Component Analysis (PCA)*. Selain itu, *pose adaptive matching method* diajukan juga untuk menangani variasi pose pada dunia nyata. Akurasi terbaik didapatkan pada data *Labeled Face in The Wild (LFW)* sebesar 84.45%. Penelitian lainnya adalah *Bypassing Synthesis: PLS for Face*

*Recognition with Pose, Low-Resolution and Sketch* [8] yang menggunakan *Partial Least Squares (PLS)* untuk penyeleksian fitur pada *CMU PIE data set*. Akurasi yang didapatkan sebesar 90.12%. Penelitian selanjutnya yaitu *Hierarchical Ensemble of Global and Local Classifiers for Face Recognition* [9] yang memadukan ekstraksi ciri global menggunakan *Fourier Transform* dan ekstraksi ciri local menggunakan *Gabor Wavelet*. *Fisher's Linear Discriminant (FLD)* diaplikasikan secara terpisah pada *Fourier features* dan *Gabor features*. Data yang digunakan pada penelitian adalah FERET dan FRGC versi 2.0. Akurasi tertinggi sebesar 99.9% untuk *recognition rate* didapatkan dari pengujian menggunakan data FERET.

*Learning Vector Quantization (LVQ)* merupakan salah satu metode untuk pengenalan wajah seperti yang dilakukan Bashyal dan Venayagamoorthy [1] pada penelitian *Recognition of Facial Expressions Using Gabor Wavelets and Learning Vector Quantization*. Penelitian tersebut menggunakan LVQ versi 1 (LVQ1) untuk klasifikasi 7 ekspresi wajah manusia (*neutral, happy, sad, surprise, anger, disgust, fear*) dengan ekstraksi fitur menggunakan *Gabor Wavelet*. Data yang digunakan yaitu *Japanese Female Facial*



*Expression* (JAFPE). Akurasi tertinggi yang dihasilkan sebesar 90.22%.

Pada penelitian Bashyal dan Venayagamoorthy [1], LVQ1 dapat menghasilkan akurasi yang baik untuk mengenali 7 ekspresi wajah manusia dibandingkan dengan *Multi Layer Perceptron* (MLP). Akurasi yang dihasilkan tersebut mendasari hipotesis bahwa LVQ memungkinkan untuk menghasilkan akurasi tinggi jika digunakan sebagai *classifier* pada data *frontal face*.

Berdasarkan hipotesis tersebut, pada penelitian ini, metode LVQ diajukan sebagai *classifier* pada data *frontal face* yang diunduh dari University of Essex, UK. *Self Organizing Map* (SOM) diajukan juga untuk inisialisasi vektor bobot pada LVQ. Selain itu, SOM juga akan dibandingkan dengan LVQ terkait hasil akurasi yang dihasilkan. Untuk ekstraksi ciri pada setiap citra wajah, Haar *Wavelet* diajukan karena menghasilkan akurasi yang baik (98.1%) dibandingkan akurasi yang dihasilkan PCA (91.2%) pada penelitian Gumus *et al.* [5] yang berjudul *Evaluation of Face Recognition Techniques Using PCA, Wavelets, and SVM*. Pada penelitian tersebut, kombinasi Haar *Wavelet* level 4 dan *Support Vector Machine* (SVM) menghasilkan akurasi yang lebih tinggi 6.9% dibandingkan kombinasi PCA dan SVM pada data ORL.

Paper ini disusun sebagai berikut : bagian kedua mendeskripsikan data dan metode yang dilakukan pada penelitian, dilanjutkan bagian tiga memberikan sajian mengenai hasil dan bahasannya. Kesimpulan dan saran untuk penelitian selanjutnya terdapat pada bagian akhir dari paper ini.

## 2. Data dan Metode Penelitian

### Data

Data pada penelitian ini diunduh dari University of Essex, UK. Individu yang digunakan sebanyak 20 individu (10 wanita dan 10 pria) dengan masing-masing 20 citra wajah tampak depan. Total data sebanyak 400. Sebagian individu menggunakan kaca mata dan berjenggot. Usia setiap individu umumnya berkisar 18 sampai dengan 20 tahun akan tetapi ada beberapa individu yang berusia lebih tua. Dimensi setiap citra adalah 180 x 200 *pixels* dengan format 24 *bit color* JPEG.

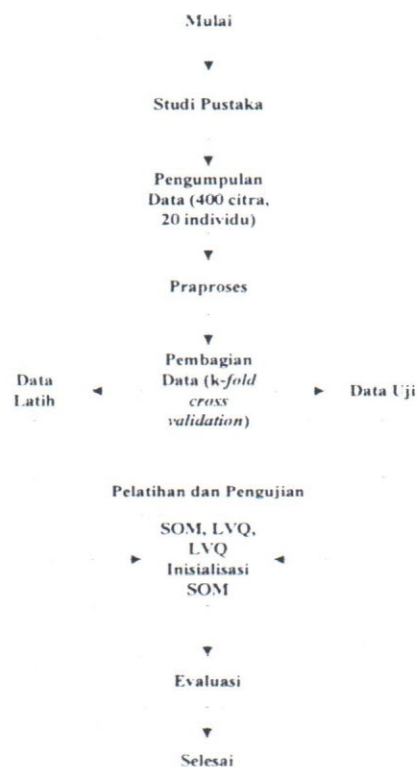
### Metode Penelitian

Tahapan yang dilakukan pada Penelitian ini mengikuti alur seperti disajikan pada Gambar 1. Tahap pertama adalah mempelajari *seua* aspek dari permasalahan dalam pendeteksian wajah berdasar pustaka-pustaka yang ada. Setelah itu dilakukan pengumpulan data yang akan digunakan dalam penelitian.

Tahap selanjutnya adalah melakukan praproses terhadap data penelitian agar proses pengenalan menjadi lebih mudah serta mendapatkan ciri dari setiap citra wajah. Data yang telah diperoleh

dipraproses dengan *Histogram Equalization* untuk meratakan tingkat intensitas *grayscale*. Pada tahap ini, citra yang pada mulanya 24 *bit* RGB diubah menjadi *grayscale*. Langkah berikutnya yaitu *Histogram Equalization*. Pada langkah ini, citra baru dihasilkan dengan cara memetakan setiap intensitas *pixel* pada citra masukan ke dalam *pixel* dengan level intensitas yang dihasilkan persamaan *Histogram Equalization*.

Setelah dilakukan teknik *Histogram Equalization*, Haar *Wavelet* digunakan untuk ekstraksi ciri dan reduksi dimensi untuk setiap citra. Pada penelitian ini, digunakan level sebesar 6 yang akan menghasilkan citra hasil dekomposisi dengan dimensi 4 x 3 (12 fitur penciri) dari dimensi awal sebesar 180 x 200. Proses ini dilakukan untuk semua data. Hasil dari proses ini yaitu matriks data sebesar 380 x 12, matriks bobot sebesar 20 x 12, dan matriks *class* sebesar 380 x 1.



Gambar 28 Tahapan metode penelitian

Setelah diperoleh ekstraksi ciri, selanjutnya dilakukan pembagian data uji dan data latih untuk keperluan validasi model yang menggunakan metode *K-fold cross validation*. Pada metode ini, *sample* data dibagi menjadi beberapa *subsample*. Saat proses pelatihan, setiap *subsample* dijadikan data uji dan *k-1* *subsample* lainnya dijadikan data latih. Proses ini berjalan sebanyak *k* iterasi. Pada



penelitian ini, k yang digunakan sebesar 10 (10-fold). Hasil tahap pembagian data ini yaitu 10 matriks data latih yang masing-masing berukuran 342 x 12 dan 10 matriks data uji yang masing-masing berukuran 38 x 12. Matriks *class* juga dipisahkan sesuai *fold* untuk keperluan pelatihan dan perhitungan akurasi. Sedangkan 20 data citra (1 citra untuk setiap kelas) digunakan untuk inialisasi bobot awal jaringan.

Berdasar 10-fold cross validation tersebut, selanjutnya set data latih untuk pelatihan model dan set data uji untuk pengujian model yang telah dilatih tersebut. Dalam penelitian dua model yang dibandingkan adalah jaringan syaraf tiruan *Self Organizing Map* (SOM) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ). Jumlah *neuron input* yang digunakan sama dengan jumlah *field* matriks data yang dihasilkan dari tahap praproses dan jumlah *neuron output* sama dengan jumlah individu yang digunakan.

Jaringan SOM dilatih sehingga model yang lebih mirip akan diasosiasikan dengan *nodes* yang lebih dekat sedangkan model yang kurang mirip akan dijauhkan secara bertahap [7]. Berikut algoritme SOM, [3]:

1. Tentukan bobot  $w_{ij}$ . Tentukan parameter topologi tetangga. Tentukan parameter *learning rate*.
2. Selama kondisi berhenti belum terpenuhi, lakukan langkah 3 - 9.
3. Untuk setiap vektor masukan  $x$ , lakukan langkah 4 - 6.
4. Untuk setiap  $j$ , lakukan perhitungan:

$$D(j) = \sum_1 (w_{ij} - x_i)^2$$

5. Temukan indeks  $J$  sehingga  $D(J)$  bernilai minimum.
6. Untuk semua unit  $j$  di dalam topologi tetangga  $J$  yang sudah ditentukan dan untuk semua  $i$ :

$$w_{ij}(\text{new}) = w_{ij}(\text{old}) + \alpha [x_i - w_{ij}(\text{old})]$$

7. Update *learning rate*.
8. Kurangi radius topologi tetangga pada waktu yang spesifik.
9. Cek kondisi berhenti.

Salah satu cara paling sederhana untuk inialisasi vektor bobot pada SOM adalah dengan menggunakan *random vector*. Pada aplikasinya, inialisasi menggunakan *random vector* akan memperlambat konvergensi algoritme dibandingkan dengan inialisasi yang sudah melalui metode tertentu, misalkan *linear initialization* [7]. Pada penelitian ini, perwakilan data dari setiap *class* akan digunakan sebagai inialisasi bobot pada SOM. Sedangkan untuk parameter *learning rate*, diformulasikan sedemikian sehingga pada akhir

epoch nilai *learning rate* adalah 0.01. Penurunan *learning rate* dari satu epoch ke epoch berikutnya menggunakan deret geometri.

Arsitektur LVQ pada dasarnya sama dengan SOM namun tidak ada struktur topologi ketetanggan pada unit keluaran dan setiap unit keluaran mewakili jumlah *class* atau kategori yang ada. Algoritme LVQ yaitu, [3]:

1. Tentukan vektor referensi. Tentukan *learning rate*,  $\alpha(0)$ .
2. Selama kondisi berhenti belum terpenuhi, lakukan langkah 3-6.
3. Untuk setiap vektor masukan  $x$ , lakukan langkah 4-5.
4. Temukan  $J$  sehingga  $\|x - w_j\|$  bernilai minimum.
5. Update nilai  $w_j$  sesuai ketentuan berikut:

Jika  $T = C_j$  maka,

$$w_j(\text{new}) = w_j(\text{old}) + \alpha [x - w_j(\text{old})]$$

Jika  $T \neq C_j$  maka,

$$w_j(\text{new}) = w_j(\text{old}) - \alpha [x - w_j(\text{old})]$$

6. Kurangi *learning rate*.
7. Cek kondisi berhenti.

Dalam hal ini :

- $X$  :Vektor masukan (*training vector*),  $x_1, \dots, x_n, \dots, x_n$ .
- $T$  :Kategori yang benar atau *class* untuk vektor masukan.
- $w_j$  :Vektor bobot unit keluaran ke- $j$ ,  $(w_{1j}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{nj})$ .
- $C_j$  :Kategori atau *class* yang direpresentasikan oleh unit keluaran ke- $j$ .
- $\|x - w_j\|$ :Jarak *Euclidean* di antara vektor masukan dan vektor bobot untuk unit keluaran ke- $j$  [3].

Selain itu, pada Penelitian juga dicobakan kombinasi antara SOM dengan LVQ. Dalam hal ini hasil dari SOM sebagai inialisasi untuk LVQ, seperti disarankan dalam [6].

Tahap akhir adalah melakukan evaluasi terhadap hasil pengujian. Evaluasi ini untuk menentukan apakah proses klasifikasi sudah tepat atau belum. Hasil dari tahap ini yaitu akurasi yang didapat dengan cara,

$$\text{akurasi} = \frac{\sum \text{citra yang benar}}{\sum \text{jumlah citra yang diuji}} \times 100\% \quad (6)$$

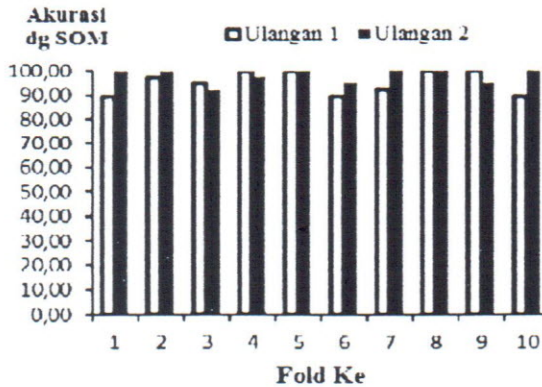
Akurasi tersebut akan dirata-ratakan untuk setiap *fold* ke  $i$  ( $i = 1, 2, \dots, 10$ ).

### 3. Hasil dan Pembahasan

Percobaan yang menggunakan 10-fold diulang 2 kali. Hal ini dikarenakan pemilihan *fold* dilakukan secara random, sehingga perlu diketahui apakah

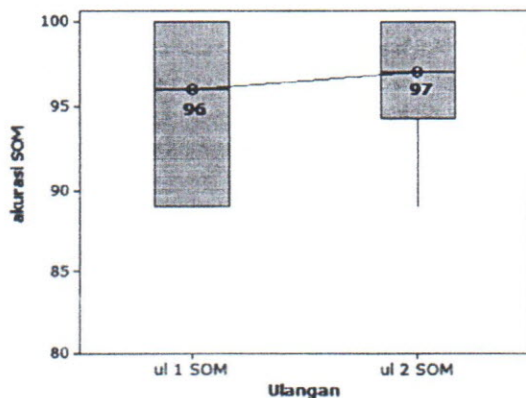


hasil yang diberikan setiap percobaan sudah konsisten. Dari dua kali ulangan tersebut, terlihat bahwa variasi hasil akurasi cukup kecil, sehingga dapat dikatakan bahwa percobaan sudah konsisten seperti ditunjukkan pada Gambar 2.



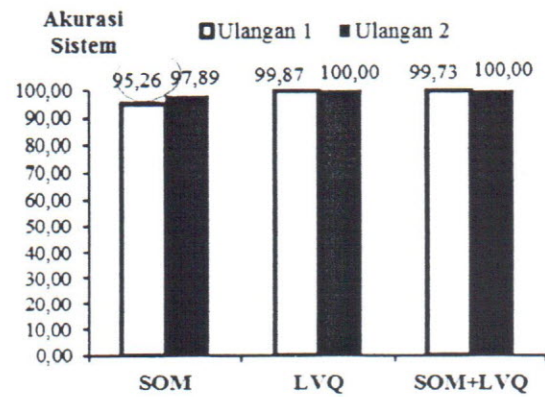
Gambar 2. Perbandingan akurasi hasil ulangan 1 dan 2

Gambar 3 memperjelas hasil sebelumnya, yaitu terlihat bahwa kedua ulangan menunjukkan akurasi rata-rata yang hampir sama, yaitu 96% dan 97%, dengan rentang nilai yang berimpit. Dari gambar ini juga bisa dikatakan bahwa akurasi sistem pengenalan wajah menggunakan SOM adalah sebesar 96.5%.



Gambar 3. Boxplot Akurais antara Ulangan 1 dan 2 untuk Percobaan Menggunakan SOM

Dengan data set yang sama seperti pada percobaan dengan SOM, juga dilakukan pengenalan wajah dengan teknik LVQ dan LVQ yang diinisialisasi dengan SOM. Hasil percobaan menunjukkan perbaikan yang sangat nyata, yaitu bahwa akurasi hamper 100%. Kesalahan terjadi hanya pada 1 kelas wajah. Perbandingan akurasi dari ke tiga teknik tersebut disajikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Perbandingan Akurasi dari Tiga Teknik yang Diteliti

Dari Gambar 4 terlihat bahwa peningkatan akurasi dengan LVQ adalah cukup nyata, yaitu sekitar 5%. Juga bisa disebutkan bahwa kedua LVQ yang yang dipergunakan tidak memberikan perbedaan hasil yang nyata. Hal ini salah satunya disebabkan karena permasalahan yang dihadapi cukup sederhana, sehingga dengan teknik SOM saja hasil sudah cukup bagus. Oleh karena itu, LVQ biasa sudah mampu mengenali dengan sangat baik. Peningkatan hasil yang nyata dari SOM ke LVQ disebabkan karena perumusan bobot pada LVQ menggunakan targets ebagai penentu arah perubahan dari vektor bobot. Kalau pada SOM, perubahan selalu diarahkan ke vektor pemenang, sedangkan pada LVQ perubahan diarahkan ke vektor pemenang jika label vektor pemenang sama dengan targetnya. Sedangkan jika labelnya tidak sama, maka arah perubahannya adalah menjauhi dari vektor pemenang.

Penelusuran lebih jauh terhadap kesalahan yang ada adalah bahwa kedua teknik LVQ belum bisa membedakan antara kelas 17 dan 19. Dari 10 contoh citra uji kelas 17 dan 19 ada 1 citra yang mengalami kesalahan. Hal ini dapat dipahami, karena kedua citra tersebut memang secara visual menunjukkan gambar yang sangat mirip, seperti disajikan pada Gambar 5.



Kelas 17



Kelas 19



Gambar 29 Beberapa data kelas 17 dan kelas 19

#### 4. Kesimpulan dan Saran

##### Kesimpulan

Penelitian ini telah berhasil mengenali wajah tampak depan menggunakan SOM dan LVQ. Percobaan menggunakan LVQ dan LVQ inialisasi SOM menghasilkan rata-rata akurasi tertinggi yaitu 100% sedangkan rata-rata akurasi tertinggi yang dihasilkan SOM sebesar 97.8947%. SOM tidak mampu membedakan kedua individu yang mirip sebaik LVQ dan LVQ inialisasi SOM karena SOM lebih sering tertukar antara individu yang mirip yaitu individu kelas 17 dengan kelas 19.

Berdasarkan hasil percobaan ini, model LVQ lebih baik dari pada SOM dalam hal mengenali individu dan membedakan individu yang mirip. Hal ini karena LVQ mendekati bobot pada pemenang jika target sama dengan kelas pemenang dan menjauhkannya jika sebaliknya sedangkan SOM hanya membarui bobot agar mendekati kelas pemenang.

##### Saran

Saran untuk pengembangan selanjutnya yaitu:

1. Menggunakan ekstraksi fitur yang lebih peka terhadap data individu yang mirip terutama untuk model SOM.
2. Menambah fitur *crop* pada wajah sehingga bagian citra lain selain bagian wajah tidak ikut diekstraksi ciri. Hal ini memungkinkan peningkatan akurasi untuk mengenali citra yang mirip.
3. Model LVQ dan LVQ inialisasi SOM yang digunakan pada penelitian ini sudah menghasilkan akurasi yang baik untuk mengenali wajah tampak depan akan tetapi

perlu dicobakan pada data dengan berbagai pose dan ekspresi, serta citra yang terdistorsi noise.

##### Daftar Pustaka:

- [1] Bashyal S, Venayagamoorthy GK. 2008. Recognition of facial expressions using Gabor Wavelets and Learning Vector Quantization. *Eng Appl Artif Intel.* 21(7):1056-1064.doi: 10.1016/j.engappai.2007.11.010.
- [2] Cao Z, Yin Q, Tang X, Sun J. 2010. Face recognition with learning based descriptor. Di dalam: *The Twenty Third IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*; 2010 Jun 13-18; San Francisco, United States. Los Alamitos (US): IEEE Computer Society. hlm 2707-2714.
- [3] Fausett L. 1994. *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*. New Jersey (US): Prentice Hall.
- [4] Gonzalez RC, Woods RE. 2007. *Digital Image Processing*. Ed ke-3. New Jersey (US): Prentice Hall.
- [5] Gumus E, Kilic N, Sertbas A, Ucan ON. 2010. Evaluation of face recognition techniques using PCA, wavelets and SVM. *Expert Syst Appl.* 37(2010):6404-6408.doi:10.1016/j.eswa.2010.02.079.
- [6] Kohonen T. 2001. *Self-Organizing Maps*. Ed ke-3. Berlin (DE): Springer.
- [7] Kohonen T. 2013. Essentials of the self-organizing map. *Neural Networks.* 37(2013):52-65.doi:10.1016/j.neunet.2012.09.018.
- [8] Sharma A, Jacobs DW. 2011. Bypassing synthesis PLS for face recognition with pose, low resolution and sketch. Di dalam: *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 2011*; 2011 Jun 21-23; Colorado, United States. Los Alamitos (US): IEEE Computer Society. hlm 593-600.
- [9] Su Y, Shan S, Chen X, Gao W. 2009. Hierarchical ensemble of global and local classifiers for face recognition. *IEEE T Image Process.* 18(8):1885-1896.doi:10.1109/TIP.2009.202173.