

Pengenalan Wajah Berdasarkan Emosi Manusia Menggunakan SOM (*Self Organizing Map*)

Frederikus Wanforsan Reinaldy Selan^{a,1,*}, Frederikus Mantolda Dede Owa^{b,2,*}, Yampi R. Kaesmetan^{c,3}

^{a,b,c} STIKOM Uyelindo Kupang, Kota Kupang NTT, Indonesia

¹ selanfrederikus@mail.com; ² frederikusowa@mail.com; ³ kaesmetanyampi@mail.com

* Penulis Korespondensi

ABSTRAK

Identifikasi melalui *password* atau kartu rentan terhadap lupa dan pencurian, menyebabkan keamanan yang kurang efektif. Sistem identifikasi biometrik, terutama berbasis ekspresi wajah, menjanjikan solusi lebih baik. Namun, tantangan seperti variabilitas ekspresi dan kondisi pencahayaan membatasi efisiensi. Penelitian ini mengusulkan penggunaan *Self Organizing Map* (SOM) untuk mengatasi kendala tersebut. Meskipun telah ada penelitian sebelumnya, penggabungan pengenalan wajah dan emosi dengan SOM masih terbatas. Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan sistem pengenalan wajah berdasarkan emosi manusia menggunakan pendekatan SOM. Pendekatan ini tidak hanya meningkatkan keamanan dan kenyamanan tetapi juga membuka peluang baru dalam interaksi manusia dan mesin, pengawasan keamanan, dan pengembangan teknologi sehari-hari. Dengan mengatasi keterbatasan identifikasi konvensional, penelitian ini memperluas potensi teknologi biometrik

Riwayat Artikel

Diterima 27 Maret 2024
Diperbaiki 15 Oktober 2024
Diterbitkan 30 Oktober 2024

Kata Kunci

Identifikasi Biometrik
Ekspresi Wajah
Emosi Manusia
Keamanan Teknologi
Biometrik
Self Organizing Map



This is an open-access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license

1. Pendahuluan

Ekspresi wajah, sebagai bentuk perwujudan visual, menggambarkan berbagai dimensi seperti pernyataan, tujuan, maksud, kepribadian, dan psikologi individu [1]. Ekspresi wajah dapat berubah sesuai dengan perubahan gerakan otot di sekitar mata, mulut, dahi dan bagian lainnya sebagai rangsangan emosi[2]. Sistem identifikasi biometrik, yang bersandar pada ciri-ciri fisik dan tingkah laku tubuh manusia seperti wajah, sidik jari, telapak tangan, mata, tanda tangan, dan suara, dianggap sebagai alternatif lebih unggul dibandingkan sistem identifikasi konvensional menggunakan *password* atau kartu [3]. Pendekatan ini menjadi pilihan yang lebih canggih dan handal karena seringkali kita menghadapi kendala lupa kata sandi atau risiko kehilangan kartu, yang berpotensi memberikan akses kepada pihak yang tidak diinginkan. Penggunaan teknologi identifikasi biometrik tidak hanya menghadirkan kemajuan dalam keamanan, tetapi juga menawarkan kenyamanan dan ketangguhan yang lebih besar. Dengan mengekstrak informasi dari ciri-ciri unik dalam tubuh manusia, sistem ini menciptakan metode identifikasi yang sulit untuk dipalsukan atau diakali[4][5].

Salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam identifikasi biometrik adalah Self Organizing MAP (SOM). SOM merupakan jenis jaringan saraf tiruan yang menggunakan pembelajaran tanpa pengawasan untuk mengelompokkan data ke dalam kluster yang memiliki kesamaan karakteristik. [6]. Dalam konteks pengenalan emosi wajah, SOM dapat digunakan untuk mengelompokkan ekspresi wajah berdasarkan fitur-fitur utama yang diekstrak dari gambar, seperti bentuk mata, mulut, dan alis. Dengan pendekatan ini, sistem dapat membedakan berbagai ekspresi emosional seperti bahagia, sedih, marah, dan terkejut.

Penerapan SOM dalam pengenalan emosi wajah memiliki beberapa keunggulan, di antaranya kemampuannya dalam menangani data yang kompleks dan non-linear serta kemampuannya dalam melakukan visualisasi hubungan antar data dalam bentuk peta dua dimensi. Selain itu, SOM dapat bekerja dengan baik dalam kondisi di mana data memiliki variasi tinggi, seperti perbedaan pencahayaan, sudut pandang, dan ekspresi individu yang beragam. Oleh karena itu, penelitian

mengenai penggunaan algoritma SOM dalam pengenalan emosi wajah memiliki potensi besar dalam berbagai aplikasi, termasuk interaksi manusia-komputer, analisis perilaku, serta bidang keamanan dan kesehatan mental [7].

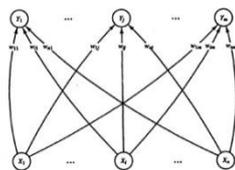
2. Metode

Dalam rangka penelitian yang dibuat metode yang digunakan adalah SOM, *Self-organizing maps* (SOM) merupakan suatu jenis *artificial neural network* yang dilatih dengan metode *unsupervised learning*. Jaringan ini mampu menghasilkan sebuah representasi terpisah atas ruang input sampel pelatihan dengan dimensi rendah (biasanya dua dimensi). Representasi tersebut kemudian disebut sebagai “map”. SOM juga merupakan metode untuk melakukan pengurangan dimensi pada sampel yang dilatih.

Gagasan mengenai SOM pertama kali dicetuskan oleh Teuvo Kohonen, seorang peneliti di bidang Ilmu Komputer. Kohonen menciptakan SOM berbeda dari ANN jenis lainnya. Sebab, SOM menerapkan metode pembelajaran kompetitif alih-alih pembelajaran koreksi kesalahan. Jaringan ini juga menerapkan fungsi *neighbourhood* untuk melestarikan sifat topologi dari ruang input [8].

2.1 Arsitektur Topologi SOM

Arsitektur SOM merupakan jaringan yang terdiri dari dua lapisan (layer), yaitu lapisan input dan lapisan output. Setiap neuron dalam lapisan input terhubung dengan setiap neuron pada lapisan output. Setiap neuron dalam lapisan output merepresentasikan kelas(klaster) dari input yang diberikan.



Gambar 1. Arsitektur JST Self Organizing Map (Fausett)

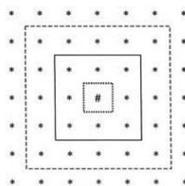
Sedangkan untuk topologi, SOM memiliki 3 jenis topologi hubungan ketetanggaan (*neighborhood*) yaitu linear array, persegi dan heksagonal grid[9]. Topologi linear array menunjukkan kluster unit yang tersusun secara linear. kluster unit yang menjadi pemenang [#] memiliki dua unit tetangga (*neighbour*) yang berjarak 1 ($R = 1$), dan mempunyai dua tetangga yang berjarak 2 ($R = 2$).

* * * { * ([#] *) * } * *

Keterangan : []: $R=0$; (): $R=1$; {}: $R=2$

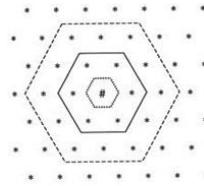
Gambar 2. Linear Array Unit (Fausett)

Grid Persegi(*rectangular grid*) adalah topologi dari kluster unit dua dimensi. Unit tetangga (*neighbour*) dari unit pemenang membentuk bujur sangkar. Unit pemenang [#] memiliki 8 *neighbour* berjarak 1 ($R=1$) dan 16 *neighbour* berjarak 2 ($R=2$) [10].



Gambar 3. Rectangular Grid

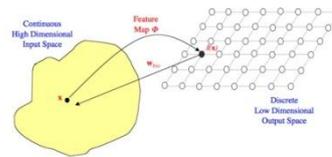
Dalam topologi heksagonal grid, unit tetangga (*neighbour*) yang berjarak 1 ($R=1$) dari unit pemenang adalah 6 dan yang berjarak 2 ($R=2$) adalah 12 [11].



Gambar 4. Hexagonal Grid

2.2 Cara Kerja SOM

Secara umum, cara kerja SOM ditunjukkan oleh Gambar 5[12]:



Gambar 5. Cara Kerja SOM

Terdapat titik (x) pada ruang input untuk dipetakan ke titik $I(x)$ pada ruang output. Setiap titik (I) dalam ruang output akan memetakan ke titik yang sesuai dalam ruang input melalui bobot $wI(x)$.

Menurut Haykin terdapat tiga komponen penting dalam SOM yaitu [13]:

1. *Competition*: Untuk setiap pola input, neuron menghitung nilai masing-masing fungsi diskriminan yang memberi dasar untuk kompetisi. Neuron tertentu dengan nilai terkecil dari fungsi diskriminan dinyatakan sebagai pemenang.
2. *Cooperation*: Neuron pemenang menentukan lokasi spasial dari lingkungan *topologi excited neuron* untuk memberi dasar kerjasama dalam suatu lingkungan neuron.
3. *Synaptic Adaption*: *Excited neuron* menurunkan nilai fungsi diskriminan yang berkaitan dengan pola input melalui penyesuaian bobot terkait sehingga respon dari neuron pemenang keaplikasi berikutnya dengan pola input yang sama akan meningkat.

2.3 Algoritma SOM

Pengelompokan data algoritma SOM yang terdiri dari beberapa tahapan yaitu [14]:

1. Inisialisasi awal bobot w_{ij} , Learning Rate (α) dan Radius R .
2. Lakukan tahap 3 sampai 5 untuk setiap vektor x_i
3. Setiap simpul output j , dihitung nilai D_j yang merupakan fungsi jarak Euclidian antara x dan w_j fungsi didefinisikan sebagai berikut [15] :

$$D_j = \sum_{i=1}^n (w_{ij} - x_i)^2$$

4. *Update Bobot*: setelah mendapatkan nilai jarak dari tiap tiap vektor input ke vektor bobot, pilih nilai jarak minimum sebagai neuron pemenang. Setiap neuron pemenang beserta tetangganya dilakuksn proses adaptasi yang memperbaharui nilai bobot dimana $h(t)$ adalah tanda fungsi node tetangga (*neighborhood function*) dan t adalah banyaknya iterasi. Fungsi node tetangga yang digunakan adalah fungsi Gaus [16] dengan rumus:

$$h(t) = \alpha(t) \times e^{-\left(\frac{\|r_i - r_c\|^2}{2\sigma^2(t)}\right)}$$

Dimana $\alpha(t)$ nilai laju pembelajaran atau biasa disebut nilai alpa. Laju pembelajaran adalah fungsi penurunan tingkat pembelajaran sering perubahan waktu. $\|r_i - r_c\|^2$ adalah jarak kuadrat antara neuron ke $-i$ dengan neuron pemenang dalam grid dan $s(t)$ adalah lebar tetangga. Nilai laju pembelajaran diperoleh dari:

$$\alpha(t) = \alpha_i \left(1 - \frac{t}{t_{max}}\right)$$

Dimana $\alpha(i)$ adalah nilai awal laju pembelajaran dan t_{max} adalah iterasi maksimum. Perubahan lebar tetangga didapat dari perhitungan berikut ini :

$$\delta(t) = \delta_i \left(\frac{\delta_f}{\delta_i}\right)^{\frac{t}{t_{max}}}$$

$\delta(t)$ adalah lebar tetangga yang akan berkurang seiring dengan t langkah pembelajaran. δ_i adalah nilai awal tetangga dan δ_f adalah nilai akhir lebar tetangga.

5. Perbaharui α dan δ , α dan δ dilakukan perubahan nilai dengan rumus perubahan laju pembelajaran dan perubahan lebar tetangga seperti yang terdapat diatas.
6. Hentikan perlakuan: perlaku hentikan ketika kriteria pemberhentikan dicapai. Kriteria pemberhentikan dari proses training dapat ditetapkan berdasarkan banyaknya iterasi, nilai minimum eror, nilai alpa dan lebar tetangga.

2.4 Pengambilan Data

Dalam penelitian ini menggunakan ekspresi wajah dari data yang dilakukan di STIKOM Uyelindo Kupang pada tanggal 8 Maret 2024 menggunakan kamera PCO M3. Database merangkul 45 gambar dari 15 objek wajah ekspresi wajah yang diambil, setiap orang mempunyai 3 ekspresi wajah yang berbeda diantaranya *senyum, marah dan murung*.

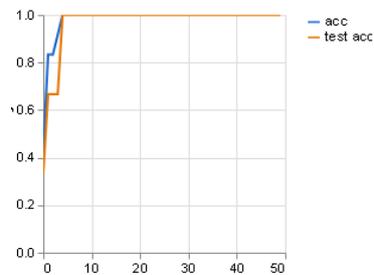
Tabel 1. Contoh Expressi Wajah Di Stikom Uyelindo Kupang 8 Maret 2024

NO.	Ekspresi Senyum	Ekspresi Marah	Ekspresi Murung
<u>1</u>			
<u>2</u>			

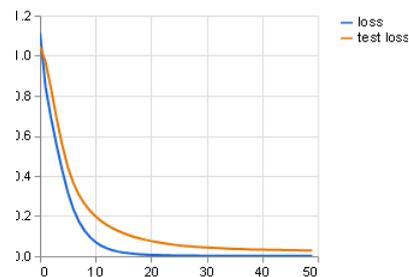


a. Hasil dan Pembahasan

Untuk mendapatkan hasil dari data yang di ambil kita menggunakan *Touchable Machine* untuk mendapatkan grafik dari setiap objek yang dideteksi. Dari 45 ekspresi wajah dapat disimpulkan dalam sebuah grafik berikut ini hasil grafik dari 45 ekspresi wajah :



Grafik1. Grafik kecepatan objek



Grafik 2. Kelambatan objek

Terdapat 2 grafik yang menjadi hasil dari data yang di lakukan pendeteksiaan, grafik pertama adalah grafik kecepatan. Setiap Objek yang di input kecepatan membaca ekspresi gerak wajah 0,001 per detik dan kelambatan objek ketika pendeteksi tidak sesuai dengan data yang dinput maka grafiknya akan menurun secara otomatis sesuai grafik yang tertera

Dalam proses pelatihan ini, kita menggunakan citra ekspresi wajah dengan ukuran 90x60.. Terdapat total 45 data ekspresi wajah, di mana 30 di antaranya digunakan untuk pelatihan dan 15 digunakan untuk pengujian. Pertama-tama, kita melakukan inisialisasi dengan $R=0$, $\alpha=0,8$ dan $\alpha=0.5$. Vektor matriks awal diambil dari ekspresi subjek01 yang senyum. Dengan menggunakan rumus Euclidean antara vektor masukan $(1,2,\dots,5400 \times 1, x_2, \dots, x_{5400})$ dan neuron-neuron dalam lapisan tersembunyi. Langkah ini adalah langkah awal dalam proses pelatihan jaringan saraf tiruan untuk pengenalan ekspresi wajah.

Iterasi ke 1

Vektor masukan pertama :

$$D(1) = \|w_1 - x_1\| = 5.6315$$

$$D(2) = \|w_2 - x_1\| = 6.1243$$

$$D(3) = \|w_3 - x_1\| = 6.9211$$

$D(j)$ minimum dapat dipilih $j=1$, vektor bobot pada baris kedua dimodifikasi dengan rumus $wij(\text{baru}) = wij(\text{lama}) + \alpha[xi - wij(\text{lama})]$, sehingga di peroleh bobot baru yang selanjutnya digunakan untuk vektor kedua

Iterasi ke 2

Iterasi pembelajaran dilakukan dengan kecepatan pembelajaran sebesar 0.4 dan bobot yang telah diperbarui. Iterasi kedua dilaksanakan serupa dengan iterasi sebelumnya, yaitu dengan memodifikasi bobot w pada baris ke j berdasarkan (j) minimum pada setiap vektor masukan. Proses ini berlangsung secara berulang sampai diperoleh bobot yang konvergen. Konvergensi bobot w terjadi pada iterasi ke-6. Bobot ini merupakan bobot akhir yang menjadi pusat pengelompokan. Dengan demikian, dalam satu citra berukuran 90x60 terdapat 45 vektor, di mana setiap vektor termasuk ke dalam kelompok yang sama. Proses pengelompokan dilakukan pada data berukuran 90x60 dengan jumlah total 30 citra ekspresi wajah untuk pelatihan, serta 15 citra ekspresi wajah untuk pengujian. Hasil dari pelatihan dengan jumlah total 30 ekspresi wajah dapat diringkas sebagai berikut.

Tabel 2 Hasil Penelitian

klaster	Ekspresi	Sedih	Marah	Senyum	Jumlah Per klaster
1	Sedih	10			10
2	Marah		10		10
3	Senyum			10	10
<u>Hasil persentasi</u>		30.00			

i. Proses Penguji

Dari hasil pengujian dengan jumlah 15 citra ekspresi wajah dengan ukuran citra ekspresi wajah 90x60 digunakan bobot dari pelatihan dan hasilnya dapat di rangkum sebagai berikut, sedangkan pada ukuran 110x90 dan 60x50 dapat dilihat pada lampiran.

Tabel 3 Hasil Pengujian

<u>klaster</u>	<u>Ekspresi</u>	<u>Sedih</u>	<u>Marah</u>	<u>Senyum</u>	<u>Jumlah Per klaster</u>
----------------	-----------------	--------------	--------------	---------------	---------------------------

1	Sedih	5			5
2	Marah		5		5
3	Senyum			5	5
Hasil persentasi		15.00			

Dari hasil kinerja berikut ini dengan ukuran 90x60, dapat diperoleh dari proses pelatihan dengan jumlah citra 60 dan pengujian dengan jumlah citra 30, maka dapat diperoleh hasil kinerja pengujian yang paling baik tingkat akurasi dengan menggunakan alpha 0.8 yang nantinya akan di gunakan untuk proses pelatihan dan pengujian pada data citra yang lainnya.

Tabel 4 Data Citra Pelatihan dan Pengujian

No	Nama Data	Jumlah Data Citra	
		Pelatihan	Pengujian
1	Kasus 1	30	15

b. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan dapat diambil kesimpulan bahwa penelitian ini telah berhasil melakukan pengenalan ekspresi wajah menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Self Organizing Maps* (K-SOM). Berdasarkan eksperimen yang telah dilakukan, maka diperoleh nilai *alpha* 0.8 dengan tingkat akurasi yang tinggi dan jumlah data pengujian terbaik 30 citra ekspresi wajah dengan kinerja 15.00%. Kesalahan dalam mengenali citra ekspresi wajah disebabkan ada beberapa noise sehingga hasil dari pengenalan citra ekspresi wajah tidak maksimal.

Daftar Pustaka

- [1] K. Amda and R. Fitriyani, *Membaca ekspresi wajah*. Penerbit Genesis, 2019.
- [2] F. N. U. R. AZIZI, "Deteksi Emosi Menggunakan Citra Ekspresi Wajah Secara Otomatis," 2021.
- [3] A. S. Sitio and A. Sindar, "Sistem Identifikasi Biometrik Ekspresi Wajah Menggunakan Metode Transformasi Hough," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 3, 2020.
- [4] I. P. Sari, F. Ramadhani, A. Satria, and D. Apdilah, "Implementasi Pengolahan Citra Digital dalam Pengenalan Wajah menggunakan Algoritma PCA dan Viola Jones," *Hello World J. Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 146–157, 2023, doi: 10.56211/helloworld.v2i3.346.
- [5] S. Helmiyah, I. Riadi, R. Umar, A. Hanif, A. Yudhana, and A. Fadlil, "Identifikasi Emosi Manusia Berdasarkan Ucapan Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri LPC dan Metode Euclidean Distance," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 6, 2020.
- [6] T. Kohonen, "Essentials of the self-organizing map," *Neural networks*, vol. 37, pp. 52–65, 2013.
- [7] J. Almotiri, "Face recognition using principal component analysis and clustered self-organizing map," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 13, no. 3, 2022.
- [8] T. Kohonen, "The self-organizing map," *Proc. IEEE*, vol. 78, no. 9, pp. 1464–1480, 1990.
- [9] L. V Fausett, *Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms and applications*. Pearson Education India, 2006.
- [10] M. Mittal and K. Kumar, "Energy efficient homogeneous wireless sensor network using self-organizing map (SOM) neural networks," *African J. Comput. & ICT*, vol. 8, no. 1, pp. 179–184, 2015.
- [11] K. Kumar, "Self-organizing map (SOM) neural networks for air space sectoring," in *2014 International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks*, 2014, pp. 1096–1100.
- [12] Z. Song and Z. Xia, "Carbon Emission Reduction of Tunnel Construction Machinery System Based on Self-Organizing Map-Global Particle Swarm Optimization With Multiple Weight Varying Models," *IEEE Access*, vol. 10, p. 1, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3173735.
- [13] S. Haykin, *Neural networks and learning machines, 3/E*. Pearson Education India, 2009.

-
- [14] S. N. Kapita, A. Mubarak, S. Do Abdullah, and M. Fhadli, "Penerapan Algoritma Clustering Khonen-Som Dengan Validasi Davies Bouldin Index Pada Pengelompokan Potensi Uang Di Indonesia," *IJIS-Indonesian J. Inf. Syst.*, vol. 7, no. 2, pp. 134–143, 2022.
- [15] M. R. Berthold and F. Höppner, "On clustering time series using euclidean distance and pearson correlation," *arXiv Prepr. arXiv1601.02213*, 2016.
- [16] H. Ritter, T. Martinez, and K. Schulten, *Neural Computation and Self-Organizing Maps; An Introduction*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1992.