



ANALISIS GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) DALAM MENGENALI CITRA EKSPRESI WAJAH

Reyhan Achmad Rizal¹, Suardin Gulo¹, Octavriana Della C. Sihombing¹, Ardi Bernandustahi
Miduk Napitupulu¹, Amsal Yusuf Gultom¹, Taripar Jonibet Siagian¹

¹Teknik Informatika, Universitas Prima Indonesia, Medan, Indonesia

E-mail: reyhanachmadrizal1@gmail.com

ARTICLE INFO

Article history:
Received: 09 Aug 2019
Revised: 15 Aug 2019
Accepted: 29 Aug 2019

Keywords:
Ekspresi Wajah, GLCM

ABSTRAK

Ekspresi wajah merupakan cara pengungkapan atau proses menyatakan maksud tertentu seperti sedih, bahagia, terkejut, takut, marah dan bad mood. Perubahan fitur wajah pada bibir, mata, pipi, membesarkan alis dan mulut terbuka dapat dijadikan variabel dalam menentukan maksud dari ekspresi wajah. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini yaitu citra wajah dengan ekspresi : sedih, bahagia, terkejut, takut, marah, netral dan bad mood dengan ukuran 256x256. File citra yang digunakan untuk pelatihan maupun pengujian diambil dari situs <http://www.kasrl.org/jaffeimages.zip> dengan total keseluruhan sampling 213 citra ekspresi wajah. Klasifikasi ekspresi wajah menggunakan metode gray level co-occurrence matrix (GLCM). Hasil Klasifikasi pada ekspresi wajah netral GLCM mampu mengklasifikasi dengan rata-rata tingkat akurasi 33%, ekspresi marah 48%, ekspresi bahagia 73%, ekspresi bad mood 44%, ekspresi takut 15%, ekspresi sedih 54%, dan ekspresi terkejut 68%.

Copyright © 2019 Jurnal Mantik.
All rights reserved.

1. Pendahuluan

Ekspresi wajah merupakan cara pengungkapan atau proses menyatakan maksud tertentu seperti sedih, bahagia, terkejut, takut, marah dan bad mood [1]. Perubahan fitur wajah pada bibir, mata, pipi, membesarkan alis dan mulut terbuka dapat dijadikan variabel dalam menentukan maksud dari ekspresi wajah [2]. Pengenalan ekspresi wajah dapat diterapkan di berbagai bidang kedokteran, robotika, visi komputer, pengawasan sistem, pembelajaran mesin, kecerdasan buatan, komunikasi dan studi psikologi [3]. Umumnya sistem pengenalan wajah memiliki tiga langkah pra-pemrosesan dimulai dengan deteksi wajah, ekstraksi fitur, dan pengenalan wajah [4]. Sistem pengenalan wajah masih menjadi topik yang menarik untuk diteliti dikarenakan sulitnya untuk mendapatkan tingkat keakurasian yang baik pada pengenalan wajah itu sendiri, ada beberapa masalah yang membuat pengenalan wajah menjadi sulit dikenali contohnya kondisi pencahayaan, jarak objek dengan kamera, resolusi kamera, ekspresi dan latar belakang gambar yang diambil [5]. Dalam struktur wajah terdapat otot-otot yang digunakan untuk proses melakukan ekspresi wajah, dari pergerakan otot-otot tersebut akan menghasilkan ekspresi wajah yang diinginkan [6]. Pada hakikatnya, manusia dapat dengan mudah memahami maksud dari ekspresi wajah yang dilihat, seperti membedakan ekspresi sedih, bahagia, terkejut, takut, marah maupun lelah. Namun tidak dengan komputer dikarenakan komputer hanya mengenali angka 0 dan 1 [7]. Dengan demikian didalam penelitian ini peneliti ingin membangun sistem pengenalan ekspresi wajah menggunakan metode *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) dataset di ambil pada link http://www.kasrl.org/jaffedb_info.html.

Beberapa penelitian mengenai *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) :





[8] Menganalisis tekstur gambar menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Dan metode jarak Euclidean. Gray Level Co-occurrence matrix (GLCM) digunakan dalam ekstraksi fitur untuk mendapatkan nilai fitur nanti yang akan digunakan untuk proses klasifikasi, proses segmentasi tekstur gambar meliputi proses penskalaan abu-abu, normalisasi gambar dan fitur ekstraksi Dalam metode klasifikasi menggunakan metode jarak euclidean dengan 4 gambar uji dan 2 gambar pelatihan dengan mengubah gambar asli menjadi piksel 4x4 dan 6x6 dan menghasilkan akurasi 100%.

[9] Melakukan analisa tekstur gambar menggunakan GLCM hasilnya penggunaan operator detektor tepi Sobel bersama dengan GLCM terbukti menjadi metode yang efektif untuk mengukur tekstur permukaan suatu gambar.

[10] Menganalisis fitur tekstur menggunakan Matriks Co-kejadian Gray Level untuk Deteksi Abnormalitas pada Gambar CT Dada hasilnya empat fitur statistik tekstur (Kontras, Korelasi, Homogenitas, dan Energi) dihitung dari blok yang sama (30×30) dari kedua jaringan tumor dan jaringan normal dari tiga sampel CT- mengenali gambar pasien dengan kanker paru-paru. Ditemukan bahwa fitur kontras adalah yang terbaik untuk membedakan antara tekstur, sedangkan korelasinya tidak cocok untuk perbandingan, fitur energi dan homogenitas untuk jaringan tumor selalu lebih besar daripada nilai-nilainya untuk jaringan normal.

[11] Melakukan percobaan Deteksi Kanker Paru-Paru Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan diKlasifikasi menggunakan Jaringan Saraf Tiruan, Fitur tekstur diekstraksi berdasarkan parameter kontras, korelasi, energi, dan homogenitas, sedangkan biopsi paru mikroskopis gambar diklasifikasikan ke dalam kelas kanker atau non-kanker menggunakan algoritma jaringan saraf tiruan. Hasilnya sistem yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan gambar dengan 95% akurasi pada tahap pelatihan, dan akurasi 81,25% pada tahap pengujian. Dua hasil ini membuktikan bahwa sistem ini cocok untuk diimplementasikan untuk deteksi kanker paru-paru

[12] Menerapkan metode GLCM pada deteksi fraktur tulang, nilai parameter deteksi fraktur tulang yang diperoleh dari nilai GLCM digunakan untuk deteksi fraktur tulang, hasilnya terbukti efektif dalam mengklasifikasikan radiografi digital fraktur tulang, akurasi yang diperoleh dari sistem mencapai 86,67%

[13] Menerapkan GLCM dalam Pengenalan Pola bergaris horizontal, bergaris vertikal, kanan diagonal bergaris-garis, kiri bergaris-garis, kotak-kotak dan tidak teratur hasilnya tingkat akurasi GLCM dalam mengenali pola bergaris horizontal, bergaris vertikal, kanan diagonal bergaris-garis, kiri bergaris-garis, kotak-kotak dan tidak teratur mencapai 95%.

[14] Menganalisis kinerja GLCM untuk diagnosa penyakit glaucoma statistik GLCM dapat digunakan untuk membedakan antara gambar normal dan abnormal tetapi fitur tekstur GLCM buruk dalam membedakan tahap kelainan. Terlalu banyak fitur tekstur memengaruhi tingkat klasifikasi dan karenanya pemilihan fitur atau sampel pelatihan sangat penting untuk mengidentifikasi fitur yang sesuai. Akurasi klasifikasi dapat ditingkatkan dengan meningkatkan jumlah gambar pelatihan dan pemilihan fitur yang lebih baik. Untuk mengidentifikasi perkembangan penyakit glaucoma.

Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya sistem pengenalan ekspresi wajah masih belum efektif dimana data yang digunakan masih menggunakan data yang diciptakan sendiri sehingga pengenalan ekspresi wajah pada penelitian-penelitian sebelumnya masih belum optimal, dikarenakan dataset ekspresi wajah pada penelitian-penelitian sebelumnya belum bisa mengekspresikan perasaan yang sesuai pada citra. Maka dari itu didalam penelitian ini peneliti ingin menerapkan metode *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) didalam mengenali ekspresi wajah dengan mengambil data pada link http://www.kasrl.org/jaffedb_info.html.

2. Landasan Teori

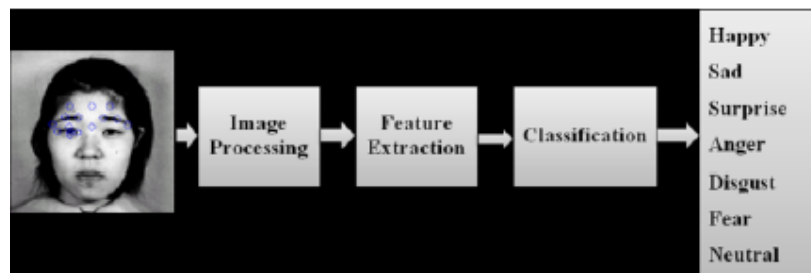
A. Ekspresi Wajah

Ekspresi wajah merupakan cara pengungkapan atau proses menyatakan maksud tertentu seperti sedih, bahagia, terkejut, takut, marah dan bad mood[1]. Perubahan fitur wajah pada bibir, mata, pipi, membesarkan alis dan mulut terbuka dapat dijadikan variabel dalam menentukan maksud dari ekspresi wajah [2]. Pengenalan ekspresi wajah dapat di terapkan di berbagai bidang kedokteran, robotika, visi komputer, pengawasan sistem, pembelajaran mesin, kecerdasan buatan, komunikasi dan studi psikologi [3]. Umumnya sistem pengenalan wajah memiliki tiga langkah pra-pemrosesan dimulai dengan deteksi wajah, ekstraksi fitur, dan pengenalan wajah [4]. Beberapa kondisi yang harus dipertimbangkan pada sistem pengenalan wajah yaitu :

1. Oklusi: sebagian wajah mungkin tertutup oleh benda lain.



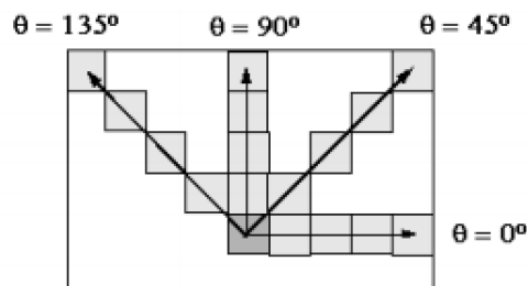
2. Ada atau tidak adanya komponen struktural contoh: jenggot, kumis, dan kacamata.
3. Ekspresi wajah: penampilan wajah secara langsung dipengaruhi oleh ekspresi wajah seseorang.
4. Kondisi pencahayaan dan resolusi kamera [15]



Gambar 1. Gambaran umum sistem pengenalan ekspresi wajah [16]

b. Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah suatu metode yang digunakan untuk analisis tekstur/ekstraksi ciri. Teknik pada Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) merupakan salah satu teknik tertua untuk analisis tekstur. Tingkat Abu-abu Matriks Co-Occurrence memiliki dua parameter penting yaitu jarak dan arah [13]. Metode ekstraksi fitur GLCM merupakan matriks yang menggambarkan frekuensi kemunculan dua piksel dengan intensitas tertentu pada jarak d dan orientasi sudut θ dalam suatu gambar, jarak direpresentasikan dalam piksel dan sudut direpresentasikan dalam derajat. Ekstraksi fitur GLCM dilakukan dalam 4 arah sudut, masing-masing dengan interval 45° ; 0° , 45° , 90° , 135° [11], contoh Hubungan antara piksel dapat dilihat pada gambar 1 dibawah ini :



Gambar 2. Contoh sudut arah yang menentukan kedekatan untuk mendapatkan pasangan GLCM [8]

Adapun jarak antar piksel biasanya ditentukan oleh 1 piksel, 2 piksel, 3 piksel dan sebagainya. Ada beberapa variabel yang digunakan untuk mendapatkan nilai fitur dari metode GLCM yaitu:

i = nilai baris

j = nilai kolom

Pada Gambar 3. dapat dilihat contoh matriks *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) yang dihasilkan pada gambar :

1	1	5	6	8
2	3	5	7	1
4	5	7	1	2
8	5	1	2	5

Gambar 3. Contoh kemunculan matriks GLCM [8]

Variabel di atas digunakan untuk menemukan nilai karakter dari fitur ekstraksi cirri, Tahapan yang dilakukan pada metode GLCM adalah sebagai berikut:

1. Pembentukan matriks awal GLCM dari pasangan dua piksel yang berjajar sesuai dengan arah 0° , 45° , 90° atau 135° .



2. Membentuk matriks yang simetris dengan menjumlahkan matriks awal GLCM dengan nilai transposnya.

3. Menormalisasi matriks GLCM dengan membagi setiap elemen matriks dengan jumlah pasangan piksel.

4. Ekstraksi ciri kontras, korelasi, energi, dan homogenitas [11]

- Kontras

Fitur kontras digunakan untuk menghitung tingkat perbedaan abu-abu dalam suatu gambar, semakin besar perbedaannya semakin tinggi kontrasnya dan sebaliknya semakin sedikit perbedaan keabu-abuan antara dua piksel, semakin rendah kontrasnya. Kontras didefinisikan sebagai [11]:

$$\text{Contrast} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \quad (1)$$

where (i, j) is the GLCM matrix (2)

- Korelasi

Korelasi memunculkan bagaimana korelasi referensi piksel dengan tetangganya, korelasi didefinisikan sebagai:

$$\text{Correlation} = \sum_i \sum_j \frac{ijP_d(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3)$$

di mana μ_x , μ_y dan σ_x , σ_y adalah mean dan standar deviasi matriks probabilitas GLCM

- Energi

Nilai energi menggambarkan tingkat distribusi keabu-abuan sebuah gambar, energi ditulis sebagai:

$$\text{Energy} = \sum_i \sum_j p^2(i, j) \quad (4)$$

- Homogenitas

Fitur homogenitas menghitung tingkat homogenitas abu-abu dalam suatu gambar. Nilai homogenitas lebih tinggi di gambar tingkat abu-abu yang hampir sama. Kehomogenan didefinisikan sebagai:

$$\text{Homogeneity} = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j) x^2}{1 + |i - j|} \quad (5)$$

3. Metodologi Penelitian

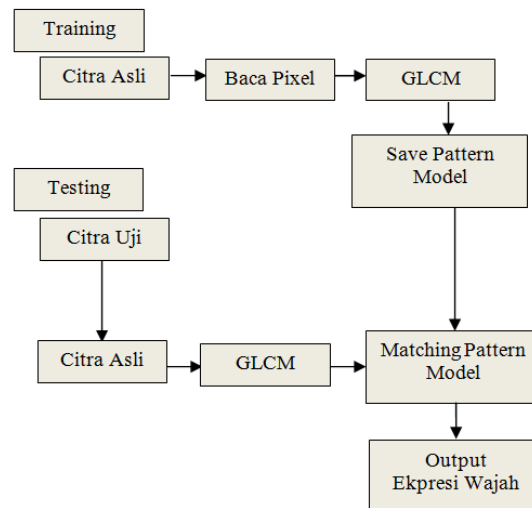
A. Datasheet

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu citra wajah berekspresi : bahagia, marah, bad mood, takut, netral, sedih, terkejut dengan ukuran 256x256. File citra yang digunakan untuk pelatihan maupun pengujian diambil dari situs <http://www.kasrl.org/jaffeimages.zip> dengan total keseluruhan sampling 213 citra wajah bahagia, marah, bad mood, takut, netral, sedih, terkejut.

B. Langkah Penelitian

Langkah penelitian secara umum yang dibangun dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4.

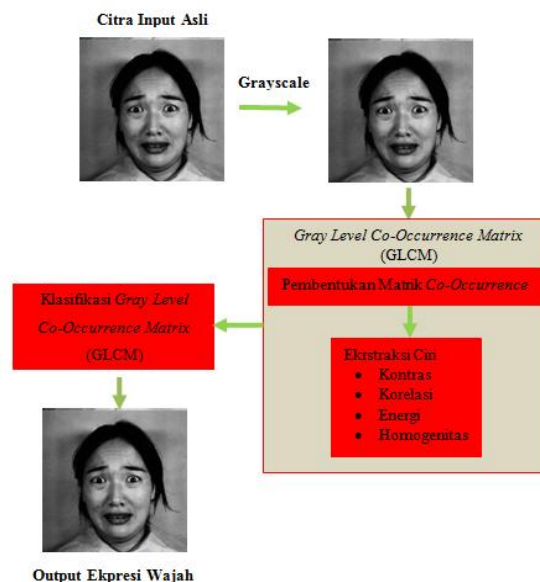




Gambar 4. Langkah Penelitian Secara Umum Pengenalan Ekspresi Wajah[17]

Pada Gambar 4. terdapat dua buah proses yaitu proses *training* dan proses *testing*, pada proses *training* citra inputan dilakukan *pre-processing* dengan *grayscale* dan dilanjutkan dengan mengekstraksi fitur dari citra ekspresi wajah menggunakan GLCM dan model pola yang telah diekstrak akan disimpan sedangkan pada tahapan *testing*, citra inputan dilakukan *preprocessing* dengan *grayscale* dan di ekstrak menggunakan GLCM kemudian dilanjutkan ketahapan pencocokan model pola, jika pola mirip atau mendekati pola training maka output dari klasifikasi yaitu hasil ekspresi wajah .

Langkah penelitian secara keseluruhan pengenalan ekspresi wajah yang dibangun dalam penelitian ini diilustrasikan pada Gambar 5



Gambar 5. Langkah Penelitian Secara Keseluruhan Pengenalan Ekspresi Wajah[17]

Pada gambar 5. dapat dilihat setelah sistem menerima inputan citra asli maka sistem akan memproses citra input menjadi grayscale yang gunanya untuk mempermudah perhitungan dimana citra input mempunyai tiga kanal yaitu kanal R, kanal G dan kanal B setelah grayscale bekerja maka citra akan menjadi satu kanal yaitu kanal grayscale, kemudian citra grayscale diproses kembali menggunakan tahapan-tahapan pada metode gray level co-occurrence matrix (GLCM) untuk membangkitkan nilai bobot dari pola ekspresi wajah dan disimpan sebagai pola acuan klasifikasi ekspresi wajah. Bobot dari

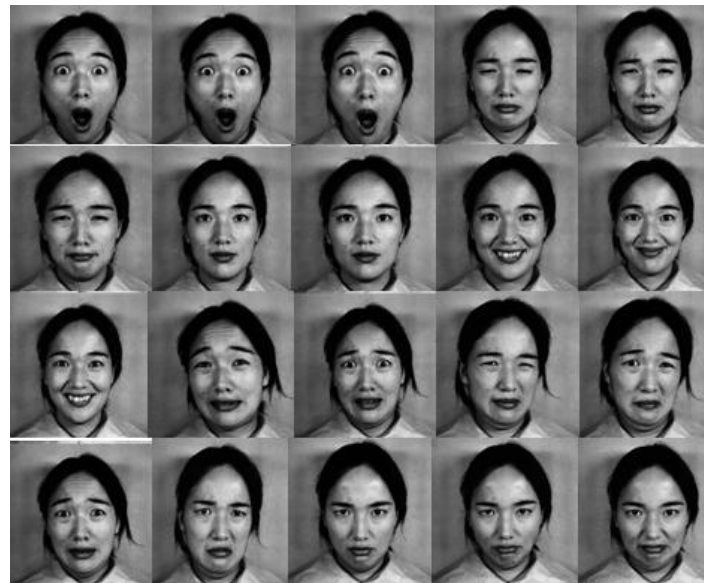


ekstaksi fitur *testing* akan dicocokkan terhadap bobot ekstaksi fitur *training* menggunakan GLCM untuk diklasifikasikan.

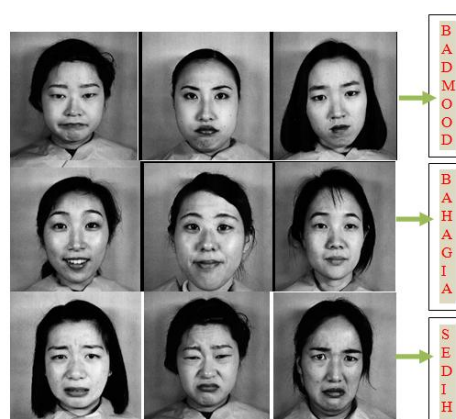
4. Hasil Dan Pembahasan

a. Sampel Citra Ekpresi Wajah

Sampel pelatihan citra ekspresi wajah yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 213 citra wajah dengan berbagai ekspresi seperti : bahagia, marah, bad mood, takut, netral, sedih, dan terkejut. Gambar 6 menunjukkan beberapa sampel citra ekspresi wajah yang digunakan.



Gambar 5. Contoh Sampel pelatihan citra ekspresi wajah (http://www.kasrl.org/jaffedb_info.html)



Gambar 6. Contoh sampel pelatihan citra ekspresi wajah ((http://www.kasrl.org/jaffedb_info.html))

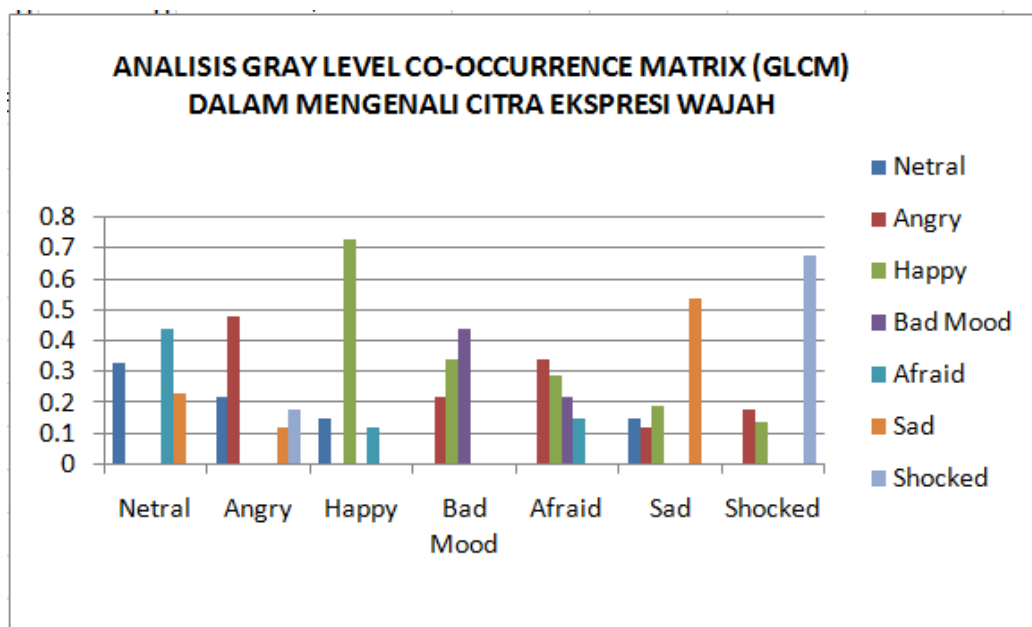
Tabel 1. Hasil pengujian citra ekspresi wajah dengan 60% pelatihan dan 30% pengujian

	Netral	Angry	Happy	Bad Mood	Afraid	Sad	Shocked
Netral	0.33	0	0	0	0.44	0.23	0



Angry	0.22	0.48	0	0	0	0.12	0.18
Happy	0.15	0	0.73	0	0.12	0	0
Bad Mood	0	0.22	0.34	0.44	0	0	0
Afraid	0	0.34	0.29	0.22	0.15	0	0
Sad	0.15	0.12	0.19	0	0	0.54	0
Shocked	0	0.18	0.14	0	0	0	0.68

Pada tabel 1, mengilustrasikan hasil klasifikasi ekspresi wajah menggunakan GLCM dengan jumlah pelatihan 60% dan pengujian 30%. Hasil Klasifikasi pada ekspresi wajah netral GLCM mampu mengklasifikasi dengan rata-rata tingkat akurasi 33%, ekspresi marah 48%, ekspresi bahagia 73%, ekspresi bad mood 44%, ekspresi takut 15%, ekspresi sedih 54%, dan ekspresi terkejut 68%. Hasil keseluruhan sistem pengenalan ekspresi wajah diimplementasikan pada gambar 7.



Gambar 7. Grafik Keseluruhan Sistem Pengenalan Ekspresi Wajah

5. Kesimpulan

Hasil penelitian menunjukkan metode *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) masih belum optimal dalam mengklasifikasi data ekspresi wajah, untuk meningkatkan kualitas kinerja *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) dapat menambahkan pendekatan lainnya untuk proses klasifikasi. Penambahan pendekatan tersebut tentunya akan mempengaruhi kecepatan komputasi dan akurasi pada pengenalan ekspresi wajah.

References

- [1] Fiorentini, C. Susanna, S & Paolo, V. 2012. The identification of unfolding facial expressions. Perception volume 41.
- [2] Ali, S.K. Sohaib, S. Rabia, A. dkk. 2017. Brief review of facial expression recognition techniques. International Journal of Advanced and Applied Sciences, 4(4)
- [3] Minaee, S & Amirali, A. 2019. Deep-Emotion: Facial Expression Recognition Using Attentional Convolutional Network.
- [4] Anis, E.I.U. & M. AkheelaKhanum. 2018. A Comparative Study Of Facial Recognition Systems. International Journal of Advanced Research in Computer Science Volume 9, Special Issue No. 2
- [5] Mercy, A.R & R. Durgadevi. 2017. Image Processing Techniques To Recognize Facial Emotions. International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT) Volume-6 Issue-6
- [6] Wibowo, H. Mauridhi, M.P. & Eko, M.Y. 2016. Deteksi Gerak Otot Frontalis Berbasis Citra 3 Dimensi Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix. KINETIK Vol.1, No.2



- [7] Muhathir.2018. Classification of face expression using visual word section. Journal of informatics and telecommunication engineering vol. 1 (2)
- [8] Dwi F.A.Tito, W.P & Randy, E.S. 2018. Cotton Texture Segmentation Based On Image Texture Analysis Using Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) And Euclidean Distance. International Journal of Applied Engineering Research Volume 13, Number 1
- [9] Pathak, B. & Debajyoti, B. 2013. Texture analysis based on the gray-level co-occurrence matrix considering possible orientations. International journal of advanced research in electrical vol. 2, issue 9.
- [10] Faleh H.M. & Wafaa A.A. 2016. Texture Features Analysis using Gray Level Co-occurrence Matrix for Abnormality Detection in Chest CT Images. Iraqi Journal of Science, Vol. 57, No.1A
- [11] Adi, K. Catur E.W. Aris, P.W. dkk. 2018. Detection Lung Cancer Using Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) and Back Propagation Neural Network Classification. Journal of Engineering Science and Technology Review 11 (2)
- [12] Yan, H.C.Lai, K.W. Tan, T.S. dkk.2011. Gray-Level Co-occurrence Matrix Bone Fracture Detection. American Journal of Applied Sciences 8 (1)
- [13] Singh, S. Divya, S & Suneeta, A. 2017. GLCM and Its Application in Pattern Recognition. International Symposium on Computational and Business Intelligence
- [14] Karthikeyan, S. & N, R. 2014. Performance analysis of gray level cooccurrence matrix texture features for glaucoma diagnosis. American journal of applied sciences 11 (2)
- [15] Nidhi, M.G.G & Dr, S.A.L. 2015. Face detection and facial expression recognition system using 2dpca. International journal for technological research in engineering volume 2, issue 7
- [16] Perveen, N. Nazir, A. M.A.Q.B.K. dkk. 2016. Facial expression recognition through machine learning. Internasional journal of scientific & technology research volume 5, issue 03
- [17] Achmad, R.R. Imron, S.G & Sidik, A.P. 2019.Klasifikasi Wajah Menggunakan Support Vector Machine (SVM). Riset dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer Volume 3, Number 2