



Emotional Expressions Recognition in Facial Images Using Extreme Machine Learning Case Study of JAFFE Public Dataset

Pengenalan Ekspresi Emosi pada Citra Wajah Menggunakan Extreme Machine Learning Studi Kasus Dataset Publik JAFFE

Shasha Nur Faadhilah^{1*}, Saiful Bukhori², Januar Adi Putra³

^{1,2,3}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Jember

E-Mail: ¹shashafaadhilah@gmail.com,
²saiful.ilkom@unej.ac.id, ³januaradi.putra@unej.ac.id

Received Jul 14th 2022; Revised Jul 31th 2022; Accepted Aug 29th 2022
Corresponding Author: Shasha Nur Faadhilah

Abstract

The era of information technology is growing rapidly and complexly, and the reliability of the system in processing data properly will produce good information as well. Face Recognition is a topic that is widely discussed and widely researched, the findings in this field also produce many findings that are used as a reference for Face Recognition, one of which is Facial Expression. The emotion recognition system is one example of image processing that is included in the realm of computer vision. In computer vision, research on facial expressions has been carried out previously by the Chinese Academy of Sciences Micro-Expression (CASME). In the case of facial micro-expressions, this study focuses on one area, namely the lower face which is used as a reference for the facial features used. For the lower face area is used as an exceptional ROI in the mouth region (lower face). To perform ROI in that area, the method used by the Viola-Jones algorithm on the cascade object detector is to determine the specific cropped area or area boundary based on lower face features which can be called mouth detection. Then the extraction process is carried out using the Local Binary Pattern. After that, the extraction process results are used as a reference to determine the detection of emotional expressions. Later the detection will use ELM as a classification method that is used for emotional expression classes.

Keyword: ELM, Face Recognition, Facial Expression, JAFFE, Lower Face

Abstrak

Era teknologi informasi semakin berkembang dengan cepat dan kompleks, kehandalan sistem mengolah data dengan baik akan menghasilkan informasi yang baik pula. Face Recognition merupakan topik yang ramai dibicarakan dan banyak diteliti, penemuan-penemuan dibidang ini pun banyak menghasilkan temuan yang digunakan sebagai acuan untuk Face Recognition, salah satunya Facial Expression. Sistem pengenalan emosi merupakan salah satu contoh pemrosesan citra yang termasuk pada ranah computer vision. Dalam dunia computer vision, penelitian mengenai ekspresi wajah telah dilakukan sebelumnya oleh Chinese Academy of Sciences Micro-Expression (CASME). Pada kasus micro-expressions wajah, penelitian ini fokus pada satu area yaitu lower face yang dijadikan acuan untuk fitur wajah yang digunakan. Untuk lower face area yang dijadikan ROI khusus diwilayah mulut (lower face). Untuk melakukan ROI pada area tersebut, metode yang digunakan algoritma Viola-Jones pada cascade object detector dengan menentukan wilayah khusus yang dicrop atau batasan area berdasarkan fitur lower face yang bisa disebut sebagai deteksi area mulut (mouth detection). Kemudian dilakukan proses ekstraksi menggunakan Local Binary Pattern. Setelah itu hasil dari proses ekstraksi dijadikan acuan untuk menentukan deteksi ekspresi emosi. Nantinya deteksinya akan memanfaatkan ELM sebagai metode klasifikasi yang dijadikan kelas-kelas ekspresi emosi.

Kata Kunci: ELM, Face Recognition, Facial Expression, JAFFE, Lower Face

1. PENDAHULUAN

Era teknologi informasi semakin berkembang dengan cepat dan kompleks, kehandalan sistem mengolah data dengan baik akan menghasilkan informasi yang baik pula. Face Recognition merupakan topik yang ramai dibicarakan dan banyak diteliti, penemuan-penemuan dibidang ini pun banyak menghasilkan temuan yang digunakan sebagai acuan untuk Face Recognition, salah satunya Facial Expression. Penelitian pada bidang Facial Expression ini menghasilkan beberapa temuan, seperti Biometrik, Iris Scan, Voice Recognition, Micro-

expression dsb karena pengolahan data yang digunakan modern ini lebih mendekati kepada data gambar, suara dan teks (Ketaren, 2016). [1]. Emosi dasar manusia telah banyak diteliti, ada seorang ahli yang tertarik pertama kali untuk membuat teori tentang emosi dasar adalah Charles Darwin, mengatakan bahwa ekspresi wajah yang mendasari emosi tertentu merupakan karakteristik pola ekspresif neuro-muskular dan teradaptasi melalui evolusi biologis dan kultural manusia. Hal ini juga ditulis pada artikel yang diterbitkan Paul Ekman bahwa wajah merupakan parameter untuk menentukan emosi pada manusia. Salah satunya adalah pada bagian bawah atau lower face. Ekman juga menemukan bahwa manusia mengekspresikan emosi mereka dengan 7 cara yang sama, yakni marah, bahagia, sedih, jijik, takut, terkejut dan netral. [2].

Sistem pengenalan emosi merupakan salah satu contoh pemrosesan citra yang termasuk pada ranah computer vision. Dalam dunia computer vision, penelitian mengenai ekspresi wajah telah dilakukan sebelumnya oleh Chinese Academy of Sciences Micro-Expression (CASME). Penelitian ini bertujuan untuk membantu penelitian pada bidang computer vision mengenai ekspresi mikro, dengan menggunakan metode backpropagation menghasilkan akurasi akhir sebesar 59,51% (Huang, Wang, Zhao, & Pietikäinen, 2015). [3]. Penelitian ini menggunakan dataset publik Japanese Female Facial Expression (JAFFE) yang telah teruji oleh Michael Lyons, Miyuki Kamachi, dan Jiro Gyoba dalam penelitiannya Coding Facial Expressions with Gabor Wavelets yang berisi 213 citra wajah wanita Jepang yang menunjukkan ekspresi emosi berbeda-beda. Dataset ini nantinya akan diolah untuk diambil bagian wajah pada citra menggunakan haar cascade. Setelah mendapatkan wajah akan dilakukan pemotongan bagian lower face menggunakan Region of Interest (ROI).

Pada penelitian ini digunakan untuk menentukan area fitur yang diproses dan dijadikan acuan untuk proses klasifikasi. ROI dideteksi sesuai area penentuan. Pada kasus micro-expressions wajah, penelitian ini fokus pada satu area yaitu lower face yang dijadikan acuan untuk fitur wajah yang digunakan. Untuk lower face area yang dijadikan ROI khusus diwilayah mulut (lower face). Untuk melakukan ROI pada area tersebut, metode yang digunakan algoritma ViolaJones pada cascade object detector dengan menentukan wilayah khusus yang dicrop atau batasan area berdasarkan fitur lower face yang bisa disebut sebagai deteksi area mulut (mouth detection). Kemudian dilakukan proses ekstraksi menggunakan Local Binary Pattern. Setelah itu hasil dari proses ekstraksi dijadikan acuan untuk menentukan deteksi ekspresi emosi. Nantinya deteksinya akan memanfaatkan ELM sebagai metode klasifikasi yang dijadikan kelas-kelas ekspresi emosi.

2. BAHAN DAN METODE

Bagian ini menjelaskan tentang sekumpulan metode yang akan digunakan dalam penelitian. Selain itu juga menjelaskan langkah dan prosedur yang dilakukan dalam pengumpulan data atau informasi guna memecahkan permasalahan dalam penelitian.

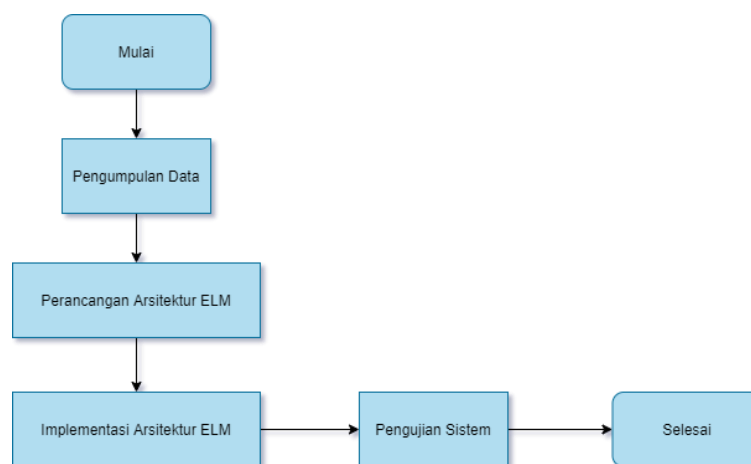


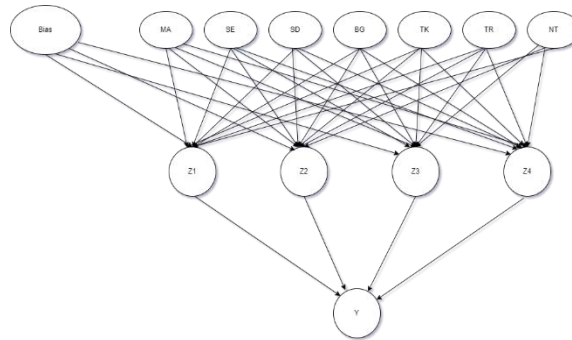
Figure 1. Diagram Tahapan Penelitian

2.1 Pengumpulan Dataset

Data yang digunakan pada penelitian ini dibagi menjadi dua data, yaitu data training yang digunakan pada proses pelatihan dan data testing untuk melakukan pengujian. Data yang digunakan untuk testing merupakan keseluruhan dataset. Data yang dipakai adalah data benchmark berupa images dengan format TIFF (Temporary Instruction File Format) yang sudah pernah digunakan untuk data training dan testing yang tersedia. Data yang digunakan yakni Dataset JAFFE yang merupakan dataset berisi kumpulan citra wajah dengan tujuh ekspresi emosi yaitu marah, bahagia, sedih, jijik, takut, terkejut dan netral. Berisi sebanyak 231 citra yang dapat di akses dan di download pada website zenodo.org

2.2 Perancangan Arsitektur

Dalam perancangan arsitektur ELM ini digunakan untuk mengklasifikasikan kelas-kelas dalam ekspresi emosi yang digunakan. Pada penelitian ini penulis menggunakan perencanaan arsitektur jaringan ELM terdiri dari input layer, hidden layer dan output layer serta fungsi aktivasi sebagai parameter yang akan digunakan dalam proses perencanaan model. Input layer terdiri dari 7 neuron output yaitu kelas ekspresi emosi yang sudah ditentukan. Sedangkan output layer terdiri dari 1 neuron yaitu prediksi sekaligus akurasi untuk pengenalan ekspresi emosi. Adapun hidden layer terdiri dari satu layer yang berisi beberapa neuron dengan fungsi aktivasi tertentu. Banyaknya neuron yang optimal pada hidden layer ini ditentukan dengan 22 proses trial dan error dalam kisaran 5 – 200 neuron, arsitektur ELM dapat dilihat pada gambar 2.

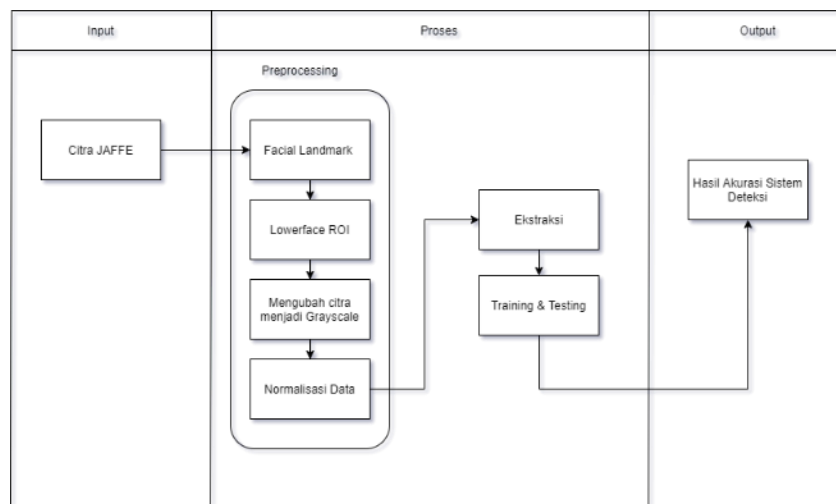


Gambar 2. Arsitektur ELM

2.3 Implementasi Arsitektur ELM

Kegiatan implementasi arsitektur ELM adalah proses menuliskan dan menerapkan arsitektur ELM yang telah dibuat kedalam program komputer. Pada penelitian ini penulis menggunakan Google Colaboratory sebagai note tools dan menggunakan Python sebagai bahasa pemrogramannya. Dalam pengimplementasiannya penulis menggunakan Canny Edge Detection untuk Image Augmentationnya dan menggunakan Local Binary Pattern untuk Fitur Ciri Ekstraksinya.

Pelatihan atau lebih dikenal dengan istilah training adalah proses pengenalan pola-pola daya yang telah dinormalisasikan agar sistem dapat menentukan bobot-bobot yang memetakan antara input dan target output yang diinginkan. Pada proses training ini, jumlah hidden neuron dan fungsi aktivasi dari ELM akan ditentukan. Output dari proses pelatihan ELM adalah bobot serta bias dari hidden neuron dengan tingkat kesalahan rendah, secara umum dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. Block Diagram Penelitian

3. HASIL DAN ANALISIS

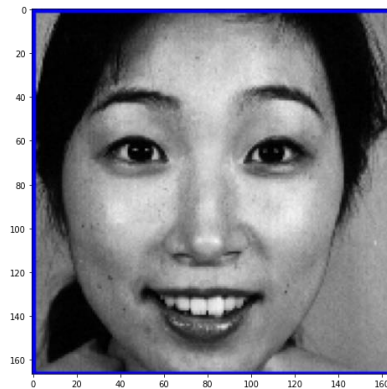
Pada bab ini akan membahas mengenai implementasi dari Extreme Learning Machine pada pengenalan ekspresi emosi untuk wajah menggunakan dataset public JAFFE. Dimulai dari proses perancangan arsitektur, pembuatan arsitektur hingga pengujian.

3.1 Data

Data yang digunakan oleh penulis dalam penelitian ini merupakan dataset JAFFE, yang mana dataset berisi kumpulan citra wajah dengan tujuh ekspresi emosi dasar yaitu marah, bahagia, sedih, jijik, takut, terkejut dan netral. Berisi sebanyak 231 citra wajah wanita Jepang berformat TIFF (Temporary Instruction File Format) yang menunjukkan ekspresi emosi berbeda-beda.

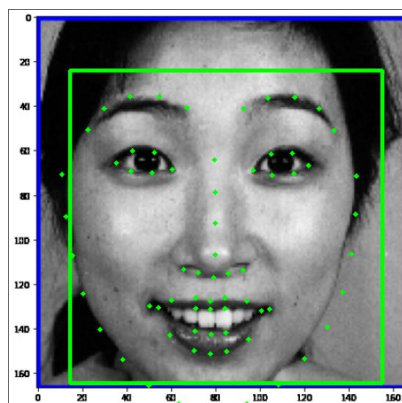
3.2 Preprocessing

Dalam tahapan ini peneliti melakukan proses face detection dan melakukan cropping wajah menggunakan algoritma haarcascade untuk mendapatkan bentuk fitur wajah yang sempurna, kemudian mendapatkan nilai 68 titik wajah dengan facial landmark yang digunakan untuk mendapatkan fitur wajah. Selanjutnya dilakukan proses cropping yang menjadi fokus penelitian yaitu bagian lower face dengan menggunakan Region of Interest (ROI) Tahapan selanjutnya adalah proses augmentasi data dengan menggunakan Algoritma Canny Edge Detection.



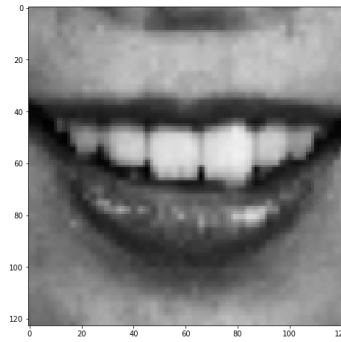
Gambar 4. Hasil Face Recognition

Tahap selanjutnya setelah mendapatkan wajah yang telah dideteksi, kemudian akan melakukan cropping wajah dan alignment sehingga wajah yang sudah dicrop akan diposisikan menjadi center atau menengah. Dalam hal ini penelitian ini menggunakan library dlib dan imutils untuk mengembalikan 68 titik landmark wajah. Dari posisi titik-titik landmark wajah yang telah didapatkan, wajah yang sudah dicrop dapat diproses untuk mengatur posisinya hingga menengah.



Gambar 5. Hasil Face and Landmark

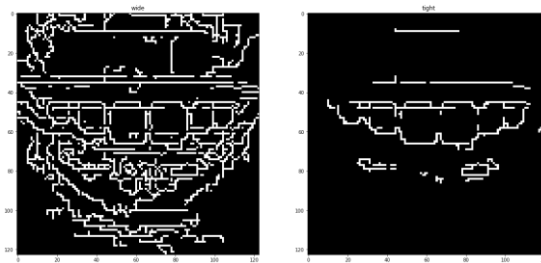
Kemudian Region of Interest (ROI) pada penelitian ini digunakan untuk menentukan area fitur yang diproses dan dijadikan acuan untuk proses klasifikasi. ROI dideteksi 33 sesuai area penentuan. Pada kasus mikro-ekspresi wajah, penelitian ini fokus pada satu area yaitu lower face atau bagian mulut yang menjadi indikator untuk penelitian yang dilakukan pada penelitian ini. Karena mulut menjadi ciri khas dari ekspresi dari dataset JAFFE yang digunakan, pada proses ini dilakukan pemotongan dengan menggunakan fitur dari algoritma Haarcascade Mouth Mcs untuk kemudian dilakukan proses cropping dengan menggunakan nilai yang telah ditentukan.



Gambar 6. Hasil ROI

3.3 Hasil Implementasi Deteksi Canny

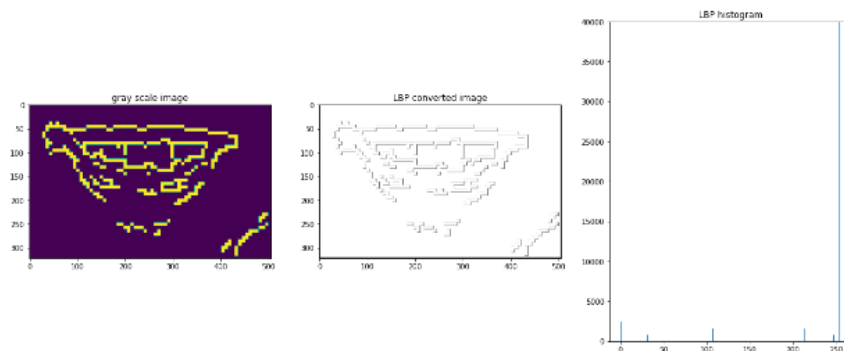
Pada tahap ini, citra hasil dari preprocessing dilakukan ekstraksi berdasarkan fitur bentuk menggunakan Canny Edge Detection. Pada ekstraksi ini penulis akan melakukan ekstraksi citra pada citra hasil preprocessing secara utuh. Canny mendapatkan hasil pemisahan bayangan terang dengan gelap, dimana kelebihan metode Canny ini adalah kemampuannya untuk mengurangi sebelum melakukan perhitungan deteksi sehingga tepi-tepi yang dihasilkannya lebih banyak.



Gambar 7. Hasil Deteksi Tepi Canny

3.4 Implementasi Hasil Local Binary Pattern

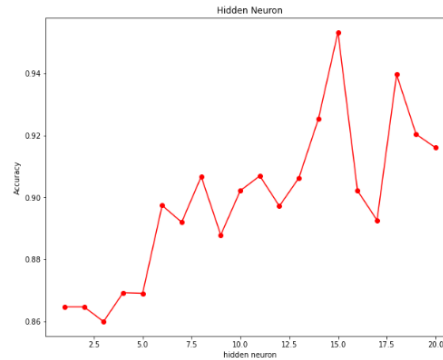
Setelah mendapatkan hasil citra dari Canny, dilakukan proses binerisasi dari citra grayscale menjadi citra biner menggunakan metode LBP. Citra biner merupakan citra yang hanya mempunyai 2 nilai pixel yaitu 0 dan 1. Nilai 1 (warna putih) untuk foreground dan nilai 0 (warna hitam) untuk background. LBP adalah operator tekstur sederhana namun sangat efisien yang melabeli pixel gambar dengan membatasi lingkungan setiap piksel dan menganggap hasilnya sebagai bilangan biner.



Gambar 8. Hasil LBP

3.5 Hasil Implementasi ELM

Secara teori, algoritma ELM cenderung memberikan kinerja yang cukup baik pada kecepatan belajar yang sangat cepat. Tidak seperti kebanyakan algoritma pembelajaran NN konvensional, ELM tidak menggunakan teknik berbasis gradien. Dengan metode ini, semua parameter dilakukan hanya sekali karena algoritma ini tidak membutuhkan pelatihan berulang. Dengan arsitektur yang dibuat sebelumnya yakni dengan output size 1 berupa ekspresi dan hidden size 4 menghasilkan nilai hidden neuron yang optimal yakni 15 hidden neuron.



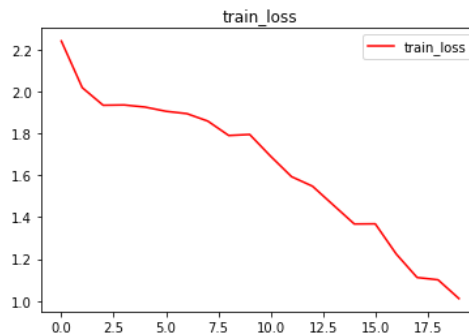
Gambar 9. Hasil LBP

Dalam pengujianya, peneliti menggunakan sampel data dari dataset JAFFE untuk dilakukan pendeteksian ulang dari program yang telah dibuat, apakah menghasilkan ekspresi emosi yang sesuai atau tidak, indikasi dari pendeteksian ini didapatkan dari training dan testing yang dilakukan sebelumnya. Epoch merupakan satu siklus penuh pada data pelatihan, namun dalam implementasi neural network untuk mencapai satu epoch sangat besar dikarenakan seluruh dataset harus melewati proses training dan membutuhkan waktu yang lama, dan juga apabila data yang digunakan berupa pixel-pixel dari suatu gambar.

Untuk mempercepat proses training dataset dapat dibagi kedalam batch. Batch size adalah jumlah data 213 yang disebar ke dalam neural network, dalam penelitian ini, peneliti menggunakan batch size sebesar 40. Dalam penelitian yang telah dilakukan, proses ELM mendapatkan nilai akurasi training dan testing yang berbeda-beda setiap epoch. Penelitian ini menggunakan tiga kali pengujian menggunakan Epoch 20, 30 dan 50.

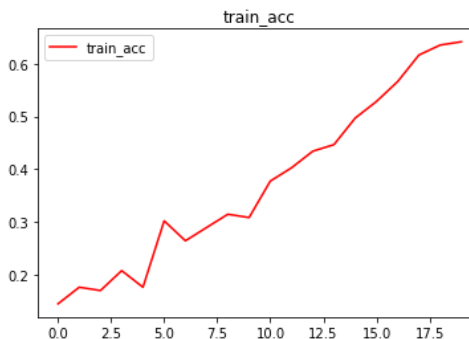
1. Epoch 20

Pada pengujian menggunakan Epoch 20 menghasilkan nilai training loss seperti pada Gambar 4.23 sebesar 1.0118.



Gambar 10. Grafik Hasil Training Loss Epoch 20

Gambar 11 merupakan nilai training accuracy sebesar 0.6415.



Gambar 11. Grafik Hasil Training Accuracy Epoch 20

Gambar 12 merupakan hasil test diambil dari data training dan testing sehingga menghasilkan nilai test loss dan test accuracy masing- masing sebesar 1.394 dan 0.481.

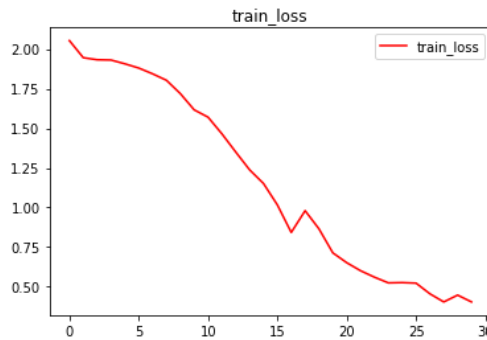
```

Test Loss: 1.3949650526046753
Test accuracy: 0.48148149251937866
(1, 128, 128, 3)
[[0.06222278 0.10543159 0.03433119 0.22143556 0.40009466 0.0998017
  0.0766825 ]]
[[0.06222278 0.10543159 0.03433119 0.22143556 0.40009466 0.0998017
  0.0766825 ]]
[[0. 0. 0. 0. 1. 0. 0.]]
    
```

Gambar 12. Hasil Test Epoch 22

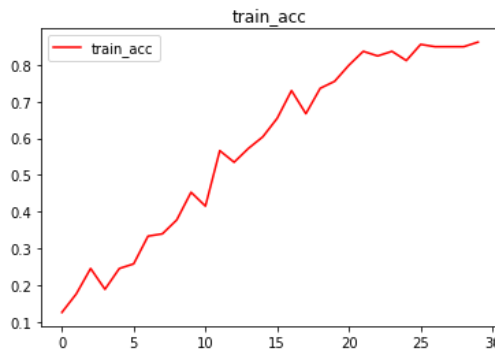
2. Epoch 30

Pada pengujian menggunakan Epoch 30 menghasilkan nilai *training loss* seperti pada Gambar 4.26 sebesar 0.4040.



Gambar 13. Grafik Hasil Training Loss Epoch 30

Gambar 4.27 merupakan nilai *training accuracy* sebesar 0.8616.



Gambar 14. Grafik Hasil Training Accuracy Epoch 30

Gambar 15 merupakan hasil validasi diambil dari data training dan testing sehingga menghasilkan nilai test loss dan test accuracy masing- masing sebesar 1.389 dan 0.592.

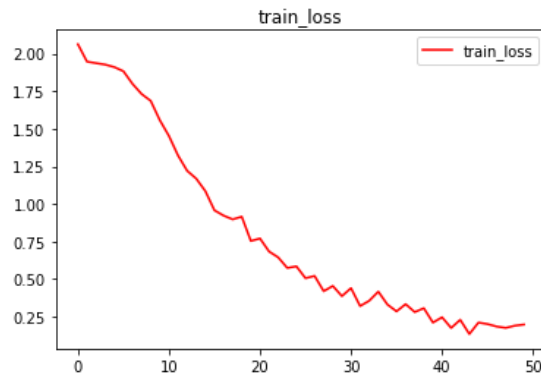
```

Test Loss: 1.1389731168746948
Test accuracy: 0.5925925970077515
(1, 128, 128, 3)
[[0.01472352 0.01618213 0.01318663 0.72180694 0.17168799 0.05519224
  0.00722068]]
[[0.01472352 0.01618213 0.01318663 0.72180694 0.17168799 0.05519224
  0.00722068]]
[[0. 0. 0. 0. 1. 0. 0.]]
    
```

Gambar 15. Hasil Test Epoch 30

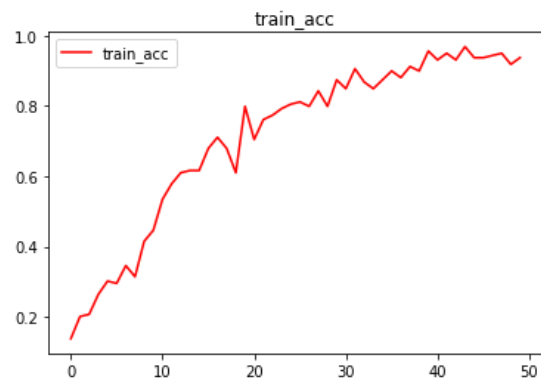
3. Epoch 50

Pada pengujian menggunakan Epoch 50 menghasilkan nilai *training loss* seperti pada Gambar 4.29 sebesar 0.1985.



Gambar 16. Grafik Hasil Training Loss Epoch 50

Gambar 17 merupakan nilai *training accuracy* sebesar 0.9371.



Gambar 17. Grafik Hasil Training Accuracy Epoch 50

Gambar 18 merupakan hasil validasi diambil dari data *training* dan *testing* sehingga menghasilkan nilai *test loss* dan *test accuracy* masing- masing sebesar 1.572 dan 0.648.

```
Test Loss: 1.5725440979003906
Test accuracy: 0.6481481194496155
(1, 128, 128, 3)
[[2.2832412e-02 6.1391522e-03 1.8979423e-04 1.5706933e-01 8.1226921e-01
 1.4748838e-03 2.5175212e-05]]
[[2.2832412e-02 6.1391522e-03 1.8979423e-04 1.5706933e-01 8.1226921e-01
 1.4748838e-03 2.5175212e-05]]
[[0. 0. 0. 1. 0. 0.]]
```

Gambar 18. Hasil Test Epoch 50

Ketiga pengujian diatas ditampilkan dalam bentuk tabel seperti Tabel 1. Kemudian dilakukan analisa perbandingan untuk mencari hasil akurasi yang terbaik.

Tabel 1. Tabel Hasil Pengujian

Epoch	Training Loss	Training Acc	Test Loss	Test Acc
20	1.0118	0.6415	1.394	0.481
30	0.4040	0.8616	1.389	0.592
50	0.1985	0.9371	1.572	0.648

4. KESIMPULAN

Dalam pengidentifikasian ekspresi emosi menggunakan ELM membutuhkan beberapa penunjang yaitu metode untuk deteksi objek pada citra, metode segmentasi dan ekstraksi sehingga ELM berguna untuk metode klasifikasi. Model ELM berpengaruh dalam mendapatkan keakuratan data pelatihan dan pengujian. Pemilihan metode yang digunakan dan model ELM juga mempengaruhi hasil nilai hidden neuron terbaik dengan nilai akurasi yang tinggi. Penelitian ini mendapatkan hasil nilai hidden neuron terbaik 15 neuron. Menggunakan tiga pengujian epoch masing-masing 20, 30 dan 50 mendapatkan nilai Training Loss terendah pada Epoch 50 sebesar 0.1985 atau 19%, Training Acc terbesar pada Epoch 50 sebesar 0.9371 atau 93%, nilai Test Loss terendah pada Epoch 30 sebesar 1.389 atau 1.3%, nilai Test Acc sebesar 0.648 atau 64% pada Epoch 50.

REFERENCES

- [1] Anas, Andi Sofyan., dan Rizal, Ahmad Ashril., 2017, Deteksi Tepi dalam Pengolahan Citra Digital, Seminar Nasional TIK dan Ilmu Sosial (SocioTech) STMIK Bumigora, ISBN: 978-602-17488-2-4.
- [2] Anonim. 2018. "What is Facial Recognition? - Definition from Techopedia", Techopedia.com, <https://www.techopedia.com/definition/32071/facialrecognition>, 27 Agustus.
- [3] Huang, G.B., Zhu, Q.Y., dan Siew, C.K., 2005, Extreme Learning Machine : Theory and Applications, Elsevier science : Neurocomputing 70 (2006) 489501.
- [4] Huang, X., Wang, S.-J., Zhao, G., & Pietikäinen, M., 2015, Facial MicroExpression Recognition using Spatiotemporal Local Binary Pattern with Integral Projection, IEEE International Conference on Computer Vision Workshop, 1-9.
- [5] Huang, X., Zhao, G., Hong, X., Zheng, W. and Pietikäinen, M., 2015, Spontaneous Facial Micro-Expression Analysis using Spatiotemporal Completed Local Quantized Patterns, Neurocomputing. Elsevier, 175, pp. 564–578. doi: 10.1016/j.neucom.2015.10.096.
- [6] Jain, Y.K., & Bhandare, S.K., 2011, Min Max Normalization Based Data Perturbation Method For Privacy Protection, International Journal of Computer & Communication Technology, 2(8), pp.45-50.
- [7] Kurniawati, Intan Dwi. dan Ir. Apriani Kusumawardhani, M.Sc. 2017. Implementasi Algoritma Canny dalam Pengenalan Wajah menggunakan Antarmuka GUI Matlab. Departemen Teknik Fisika, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS). Article in Image Processing, IET.
- [8] Kusban, Muhammad., 2013, Deteksi Tepi Bidang Kedokteran dalam Kawasan Alihragam Powerlaw. Seminar Nasional Teknik & Manajemen Industri. <https://publikasiilmiah.ums.ac.id/bitstream/handle/11617/3055/Makalah.pdf;sequence=1>.
- [9] Linda, A.S., 2010, Penerapan Region Of Interest (ROI) Pada Metode Kompresi. Penerapan Region Of Interest (ROI) Pda Metode Kompre, 1–14. <https://doi.org/10.14710/JTSISKOM.3.2.2015.320-334>.
- [10] Li, S. Z. & Jain, A. K., 2005, "Handbook of Face Recognition", Springer, US.
- [11] M. Sokolova dan G. Lapalme, 2009, "A Systematic Analysis of Performance Measures for Classification Tasks", Inf. Process. Manag., Vol. 45, No. 4, hal. 427–437.
- [12] N. H. Frijda, 1986, The Emotions, Cambridge University Press.
- [13] Pietikäinen, M., Hadid, A., Zhao, G., & Ahonen, T., 2011, Computer Vision Using Local Binary Pattern, 13-47.
- [14] Prasetyo, E., 2014, Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab. Andi Publisher: Yogyakarta.
- [15] Putra. Arief Bramanto Wicaksono., dkk., 2020, Prototype Region Of Interest (ROI) Citra Wajah Manusia Berbasis Binary Large Object (Blob) Analysis. <http://dinarek.unsoed.ac.id> Vol. 16 No. 2 (2020) .
- [16] Putro, M, D., Adji, T, B., Winduratna, B., 2012, Sistem deteksi wajah dengan menggunakan metode Viola Jones, Magister Instrumentasi Elektro FT UGM.
- [17] Retnoningrum, Dwi., Widodo, Agus Wahyu., dan Rahman, Muh. Arif., 2019, Ekstraksi Ciri Pada Telapak Tangan Dengan Metode Local Binary Pattern (LBP), Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer: Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya Vol. 3, No. 3, Maret 2019, hal. 2611-2618.
- [18] The Japanese Female Facial Expression (JAFFE) Dataset | Zenodo [Diakses Pada 7 Januari 2021].
- [19] Turiyanto, M. D., Purwanto, D., & Dikairono, R., 2014, Penerapan Teknik Pengenalan Wajah Berbasis Fitur Local Binary Pattern pada Robot Pengantar Makanan, 1-6.
- [20] Wang, S. J., Yan, W. J., Li, X., Zhao, G. and Fu, X., 2014, Micro-Expression Recognition Using Dynamic Textures On Tensor Independent Color Space, Proceedings - International Conference on Pattern Recognition, pp. 4678– 4683. doi: 10.1109/ICPR.2014.800.
- [21] Wang, S.-J., Yan, W.-J., Li, X., Zhao, G., Zhou, C.-G., Fu, X., Yang, M. and Tao, J., 2015, Micro-expression Recognition Using Color Spaces, IEEE Transactions On Image Processing : A Publication Of The IEEE Signal Processing Society, 24(12), pp. 6034–6047. doi: 10.1109/TIP.2015.2496314
- [22] Wu. Xiaoting, Feng. Xiaoyi, Boutella. Elhocine, dan Hadid. Abdenour., 2018, Kinship Verification using Color Features and ELM.
- [23] X. Ben, P. Zhang, R. Yan, M. Yang, dan G. Ge., 2016, Gait Recognition and MicroExpression Recognition Based on Maximum Margin Projection with Tensor Representation, Neural Comput. Appl., Vol. 27, No. 8, hal. 2629–2646.