



Application of Microexpressions to Recognize Kinship Using Extreme Learning Machine

Penerapan *Microexpressions* untuk Mengenal Hubungan Kekeabatan Menggunakan *Extreme Learning Machine*

Rizqi Ramadhan^{1*}, Ike Fibriani², Widya Cahyadi³
¹²³Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Jember

E-Mail: ¹171910201018@mail.unej.ac.id, ²ikefibriani.teknik@unej.ac.id, ³cahyadi@unej.ac.id

Received Jun 28th 2021; Revised Aug 03rd 2021; Accepted Sept 25th 2021
Corresponding Author: Rizqi Ramadhan

Abstract

In the world of computer vision, research on facial expressions has been attempted by the Chinese Academy of Sciences MicroExpression (CASME). The research created an information base that contained several photos of facial expressions that aimed to assist researchers in the field of computer vision on micro-expressions. In its implementation, this MicroExpression research stopped in its development and did not continue to be developed in subsequent research. Kinship is one of the terms "kinship" in a species. The purpose of this kinship modeling is to determine whether 2 people are connected and supervise each other (brothers). Most of the existing kinship methods assume that each pair of images with positive facial images (with images that confirm kinship) has a higher score for the non-kinship image group. -negative. In this study the author develops researchers on MicroExpression to be developed in the field of kinship or kinship, using MicroExpression as a parameter and using mouth image as a special extraction in image retrieval on its Microexpression parameters, using several features and classification methods with Extreme Machine Learning and extraction the Color Features feature produces several accuracy values for ELM and Microexpression, respectively, namely 80.06% and 76.31%.

Keyword: Color Features, ELM, Kinship, Microexpression

Abstrak

Dalam dunia computer vision, riset tentang ekspresi wajah sudah dicoba oleh Chinese Academy of Sciences MicroExpression (CASME). Riset tersebut membuat basis informasi yang ada sebagian foto ekspresi wajah yang bertujuan buat menolong riset di bidang computer vision tentang ekspresi mikro. Dalam pelaksanaannya penelitian MicroExpression ini berhenti dalam pengembangannya dan tidak berlanjut untuk kemudian dikembangkan dalam penelitian berikutnya. Kinship ialah salah satu sebutan "kekerabatan" dalam salah satu spesies. Tujuan dari pemodelan kinship ini merupakan buat memastikan apakah 2 orang saling terhubung dan saling terikat (bersaudara) Sebagian besar metode kekerabatan yang ada mengasumsikan bahwa setiap pasangan citra dengan citra wajah positif (dengan citra yang menegaskan kekerabatan) memiliki skor yang lebih besar untuk kelompok citra kekerabatan non-negatif. Dalam penelitian ini penulis mengembangkan penelitian mengenai MicroExpression ini untuk dikembangkan dalam penelitian di bidang Kinship atau hubungan kekerabatan, dengan menggunakan MicroExpression sebagai parameternya dan menggunakan citra mulut sebagai ekstraksi khusus dalam pengambilan citra pada parameter Microexpressionnya, dengan menggunakan beberapa fitur dan metode yakni klasifikasi dengan Extreme Learning Machine dan ekstraksi fitur dengan Color Features menghasilkan beberapa hasil nilai akurasi pada ELM dan Microexpression berturut-turut yakni 80,06% dan 76,31%.

Kata Kunci: Color Features, ELM, Kinship, Microexpression

1. PENDAHULUAN

Mata Sistem pengenalan wajah (*face recognition*) bukanlah hal yang baru dalam ranah komputasi atau pemrosesan citra. Pada bidang pemrosesan wajah (*face processing*), pendeteksi wajah (*face detection*) merupakan salah satu tahap awal yang sangat penting dalam proses pengenalan wajah (*face recognition*) [1]. Dalam perkembangannya, pengenalan ekspresi wajah digunakan dalam berbagai kepentingan, seperti kontrol akses suatu perangkat keamanan, identifikasi pelaku kriminal berdasarkan bukti citra digital, perangkat antarmuka komputer dan manusia, diagnosa penyakit, diagnosa kejiwaan dan lain-lain [2]. Sebagai contoh

dalam dunia medis, Dai et al. (2001) mengajukan gagasan untuk memonitor pasien rawat inap dengan menggunakan 3 pengenalan ekspresi wajah untuk mendeteksi status pasien. Berangkat dari ide dasar bahwa tingkat kesakitan mempengaruhi ekspresi wajah pasien, Beberapa ilmuwan berhasil menyelidiki kemampuan penilai manusia dalam mengenali kekerabatan dari manusia melalui gambar wajah, dan telah berusaha untuk menemukan fitur wajah yang lebih penting sebagai petunjuk kekerabatan [3][4]. Kaminski dkk. (2009), menggunakan kumpulan data gambar wajah yang dipotret dalam kondisi tidak terkontrol, melaporkan dengan benar klasifikasi kekerabatan dengan akurasi 66% untuk saudara kandung. Sebagai perbandingan, penilai tidak melebihi 73% dari tingkat kekerabatan penilaian saat ditampilkan dua gambar dari orang yang sama. Riset psikologis tentang anggapan kekerabatan manusia dari penampilan wajah ini menginspirasi sebagian peneliti dalam bidang *computer vision* untuk meningkatkan tata cara verifikasi kekerabatan otomatis serta meningkatkan kinerja mesin setara dengan manusia (Xiaoting wu dkk, 2018) [5].

Dalam literatur serta kasus diatas penulis memiliki usulan untuk melaksanakan suatu deteksi pengenalan hubungan kekerabatan menggunakan salah satu parameter usulan yakni *Micro Expression* yang mana informasi diambil dari hasil deteksi emosi dari suatu citra dengan mengambil ilustrasi lower face untuk deteksi wajahnya, setelah itu citra tersebut di olah serta di latih dengan memakai syarat untuk deteksi ekspresi yakni ekstraksi dan klasifikasi, dengan menggunakan *Coloring Features* sebagai fitur ekstraksi dari citra tersebut yang memanfaatkan hasil *citra lower face* serta memakai *Extreme Machine Learning* (ELM) untuk klasifikasi citra dalam skala yang kecil.

Kemudian didapatkan suatu nilai akurasi untuk melihat hasil dari perlakuan kecocokan antara citra satu dengan citra lainnya dengan menggunakan standart deviasi dari departemen kementerian kesehatan dengan akurasi uji alat minimal sebesar 80%. Citra yang hendak digunakan berasal dari dataset *KinFaceW*.

2. BAHAN DAN METODE

Langkah – langkah kerja dalam penelitian ini dibagi menjadi proses ekstraksi menggunakan *Color Features* dan tiga tahapan besar pada klasifikasi *Extreme Learning Machine* yaitu Pembagian Data *Testing* dan Data *Training*, *Training ELM* dan *Testing ELM*.

2.1. Pengekstrasian dengan *Color Features*

Pada proses pengekstrasian menggunakan *Color Features* ini digunakan sebagai Langkah yang diambil sebelum memasuki proses klasifikasi pada *Extreme Learning Machine*, pada proses ini terbagi menjadi 2 kali proses yakni:

- a. Pemotongan wajah dengan *Landmark Face Detection*, pada proses ini wajah dipotong menjadi bagian satu wajah yang utuh untuk proses pemotongan fitur *Lower Face* berikutnya.
- b. Ekstraksi *Lower Face ROI* (mulut) setelah dilakukan pemotongan wajah dilakukan proses ekstraksi pada *Lower Face* tersebut dengan menggunakan *Color Features*, yang mana hasil dari ekstraksi ini berupa gambar mulut yang telah diekstraksi menjadi gambar dengan memiliki nilai deteksi tepi dan subpixel yang nantinya akan dikumpulkan pada dataset untuk dilakukan proses *training* dan *Validation* pada klasifikasi *Extreme Learning Machine*.

2.2. Pembagian Data *Testing* dan Data *Training*

Proses *training* ini akan digunakan untuk mengembangkan dan meningkatkan efektivitas dari penggunaan ELM. Proses *testing* sendiri akan digunakan untuk mengukur dan mengevaluasi berulang kali kemampuan ELM yang digunakan. Pembagian Data *training* dan Data *Testing* dibagi dengan proporsi sebagai berikut:

- a. Data *Training* sebanyak 75% dari total data yang dimiliki [6].
- b. Data *Testing* sebanyak 25% dari total data yang dimiliki [6].

2.3. Training ELM

Proses Training ELM ini dilakukan dengan menggunakan *tool* Google Colab dan menggunakan Bahasa Pemrograman Python serta proses *training* yang terbagi menjadi empat bagian, yaitu:

- a. Normalisasi Data *Training* Rumus yang digunakan dalam normalisasi adalah persamaan 1.

$$x = 2x \frac{(xp - \min xp)}{\max xp - \min xp} - 1 \quad (1)$$

Keterangan:

- x : nilai hasil normalisasi dengan rentang antara - 1 sampai 1
- xp : nilai data asli yang belum dinormalisasi
- min xp : nilai minimum pada data set
- max xp : nilai maksimum pada data set

b. Penentuan Fungsi Aktivasi dan Jumlah *Hidden Neuron*

Pada tahap proses *training*, fungsi aktivasi dan jumlah dari *hidden neuron* harus ditentukan agar dapat menghasilkan fungsi aktivasi sigmoid. Menurut (Sun, Choi, Au, & Yu, 2008) [7], ELM menghasilkan *output* peramalan yang stabil dengan jumlah *hidden neuron* 0-30. Tetapi jika *output* yang dihasilkan ELM kurang optimal, maka jumlah *hidden neuron*-nya akan diubah.

- c. Perhitungan bobot *input*, bias dari *hidden neuron*, dan bobot *output*. Proses *training* ELM menghasilkan *output* sebagai berikut: bobot *input*, bobot *output*, dan bias dari *hidden neuron* dengan tingkat *error* rendah dan diukur menggunakan *Mean Square Error* (MSE). Bobot *input* akan ditentukan secara acak, serta bobot *output* yang menjadi *invers* daripada matriks *hidden layer* dan *output* [8]. Denormalisasi hasil *output* Proses *training* yang menghasilkan *output* harus didenormalisasi kembali dengan rumus denormalisasi persamaan 2.

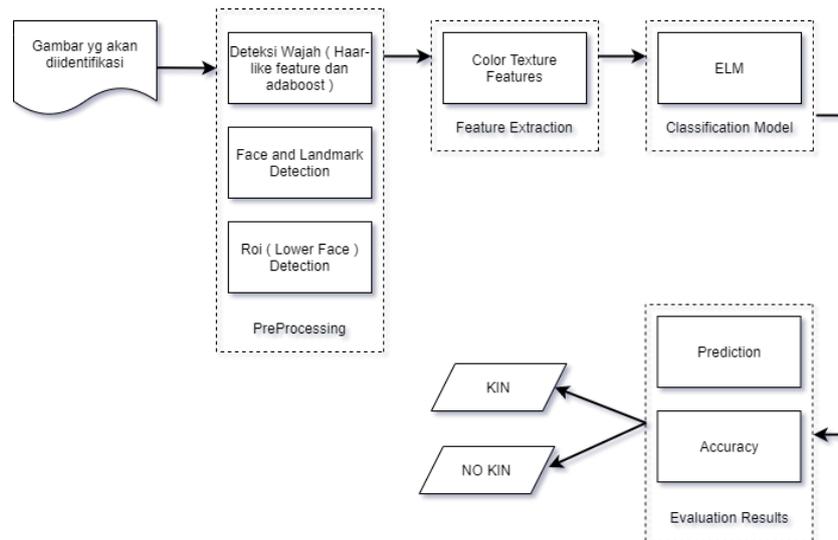
$$x = 0.5 x (xp + 1) x (max xp - min xp) + min xp \quad (2)$$

Keterangan:

- x : nilai data setelah denormalisasi
 xp : nilai data asli yang belum denormalisasi
 min xp : nilai minimum pada data set sebelum denormalisasi
 max xp : nilai maksimum pada data set sebelum denormalisasi

d. *Testing* ELM

Pada tahap *testing* ELM ini, data *input* akan dinormalisasi dan didenormalisasi berdasarkan bobot *input* dan *output* yang didapat dari proses *training* melalui rumus yang sama dengan rumus data *training*. Sehingga dari ketiga tahapan diatas dapat terbentuk diagram blok pada gambar 1.



Gambar 1. Blok Diagram

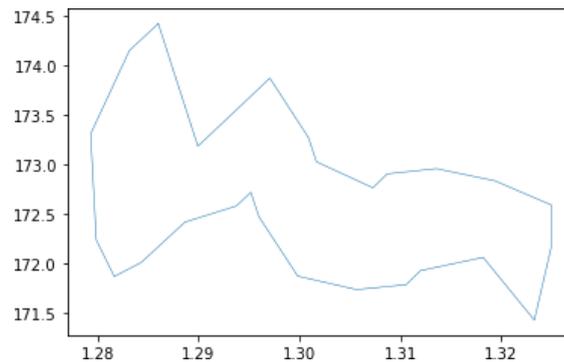
3. HASIL DAN ANALISIS

Pada bagian ini, akan dijelaskan hasil dan pembahasan dalam proses klasifikasi emosi *Micro-Expressions* wajah berbasis *subpixel subtle motion estimation* menggunakan *Extreme Learning Machine*. Analisis dan hasil evaluasi dari proses ekstraksi fitur hingga proses klasifikasi dan implementasi dari beberapa uji coba yang dilakukan, dijelaskan dalam bagian ini. Adapun hal utama yang akan dibahas dalam bab ini adalah Implementasi hasil ekstraksi fitur, Klasifikasi emosi *Micro-Expressions* dilakukan pada dataset *KinFaceW*, serta menganalisa hasil dari akurasi untuk mengetahui hasil prediksi hubungan kekerabatan.

3.1. Hasil Ekstraksi Fitur pada Dataset *KinFaceW*

Pada dataset *KinFaceW*, data yang digunakan pada uji coba adalah Ayah-Anak (F-S), Ayah-Putri (F-D), Ibu-Anak (L-S), dan Ibu-Putri (L-D). Pada dataset *KinFaceW-I* terdapat 156, 134, 116, dan 127 pasang citra kekerabatan untuk keempat relasi tersebut. Untuk dataset *KinFaceW-II*, setiap relasi berisi 250 pasang citra kekerabatan. Dari semua data yang ada, akan dibagi menjadi dua kelompok data yaitu data yang akan digunakan sebagai pelatihan (*training*), dan data yang digunakan sebagai uji coba (*testing*). Proses pelatihan

dan pengujian yang ada dilakukan dengan cara ROI yang dideteksi dibagi menjadi dua bagian utama yaitu *lower face* (area sekitar mulut). Untuk ROI *lower face* ukuran citra pada *KinFace* 48×48 (*grayscale*).



Gambar 2. Hasil Ekstraksi Fitur

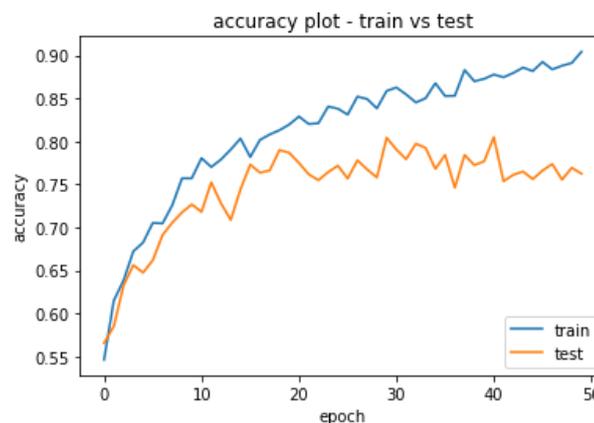
Pada hasil gambar transformasi *lower face* diatas dapat dianalisa bahwasanya gambar grafik tersebut menunjukkan pola persebaran nilai *color features* pada *lower face* terhadap sumbu x (tinggi mulut) dan y (lebar mulut) yang sudah dinormalisasi menjadi satu dimensi ukuran fitur untuk contoh sampel emosi. Gambar grafik diatas juga merupakan nilai dan pola persebaran dari ekstraksi mulut yang telah dilakukan.

Untuk mengekstraksi fitur wajah, beberapa operasi pemrosesan gambar dilakukan pada fitur wajah tersegmentasi. Bagian hitam dari gambar biner ini adalah segmen fitur dan bagian putih dari gambar ini adalah layer belakang. Kemudian dilakukan operasi komplemen citra pada citra biner tersebut untuk penerapan operasi pengolahan.

3.2. Hasil Implementasi *Microexpression*

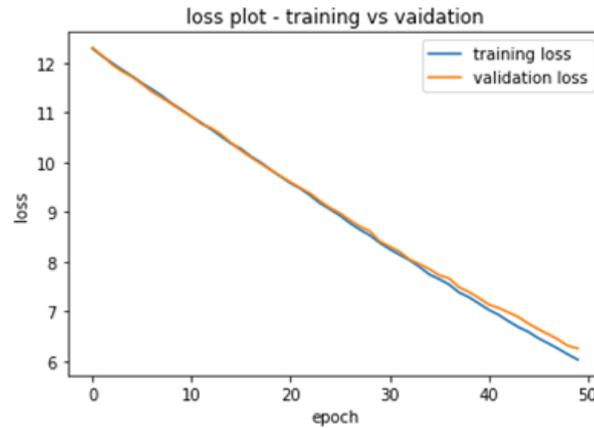
Microexpression model yang diusulkan dievaluasi dalam dataset *KinFaceW* ini. Karena vektor fitur berisi 6 nilai, jumlah node yang berada di lapisan masukan adalah 6. Dengan perkiraan yang tepat dari jumlah node tersembunyi di lapisan tersembunyi, nilai-nilai ini diberikan sebagai masukan di lapisan masukan dan jumlah node di lapisan keluaran adalah enam sebagai model yang diusulkan berkaitan dengan enam jenis ekspresi.

Performa sistem dianalisis saat sistem dilatih dengan benar. Kumpulan 50 gambar yang terdiri dari 6 tipe dasar ekspresi wajah dan satu gambar netral digunakan untuk pelatihan. Kemudian beberapa gambar dilakukan pengujian dengan menggunakan Algoritma *Extreme Learning Machine*. Diperlukan 0,0936 detik untuk melatih 50 gambar dalam *system*. Dan berikut merupakan hasil dari proses pelatihan untuk *loss* dan akurasi.



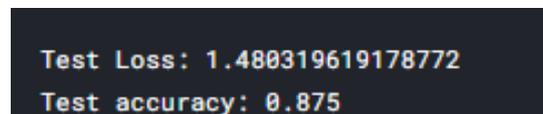
Gambar 3. Hasil Training dan *Validasi Loss*

Dari kedua hasil gambar grafik diatas dapat diambil analisa bahwasanya berdasarkan hasil pengujian pertama seperti yang ditunjukkan grafik hasil pelatihan pemilihan parameter diatas, hasil akurasi yang dicapai masih kurang baik karena nilai akurasi melebihi nilai data uji *Validasi*. Pada hasil percobaan ini juga terjadi *overfitting*, yang disebabkan karena jumlah data latih dan data *Validasi* tidak cukup banyak, sehingga mempengaruhi tingkat akurasi, dimana hasil akurasi data latih jauh lebih tinggi dibanding data uji nilai *loss*. Pada hasil *microexpression* ini setelah melatih pada 32298 sampel, dan *Validasi* pada 3589 sampel dengan menggunakan 20 *epoch* maka menghasilkan beberapa hasil seperti Akurasi, dan *Training loss*.



Gambar 4. Hasil Training dan Validasi Akurasi

Pada pengambilan data untuk hasil *Microexpressions* ini menghasilkan nilai *loss* dan nilai untuk akurasi dari *training Microexpressions* ini seperti gambar 5.

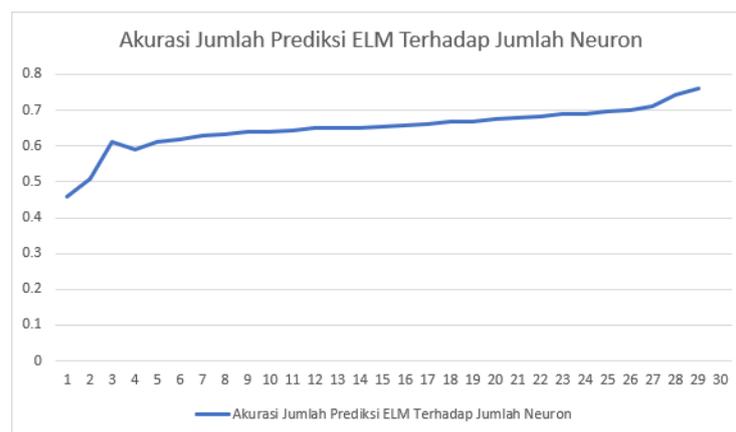


Gambar 5. Hasil Tes Akurasi dan Nilai Loss

Dari hasil gambar diatas bahwasanya nilai akurasi pada deteksi *Microexpressions* yang diperlakukan pada Dataset *KinFaceW* ini menghasilkan nilai akurasi sebesar 87,5% dan nilai *loss* sebesar 1,48% dengan masing- masing gambar pada sampel *KinFaceW* ini bernilai pixel 64×64.

3.3. Hasil Pengukuran Akurasi ELM

Akurasi Elm Terhadap Jumlah *Hidden Neuron* bahwa penentuan jumlah *hidden neuron* akan berpengaruh pada prediksi ELM yang optimal. Prediksi ELM sendiri akan menghasilkan *output* yang stabil dengan rentang 0 sampai 30 (Sun, Choi, Au, & Yu, 2008). Data tingkat akurasi yang dihasilkan prediksi menggunakan metode ELM berdasarkan nilai jumlah *hidden neuron* dan *input layer* yang telah ditentukan sebelumnya pada arsitektur ELM yang dapat dilihat pada Gambar 6.

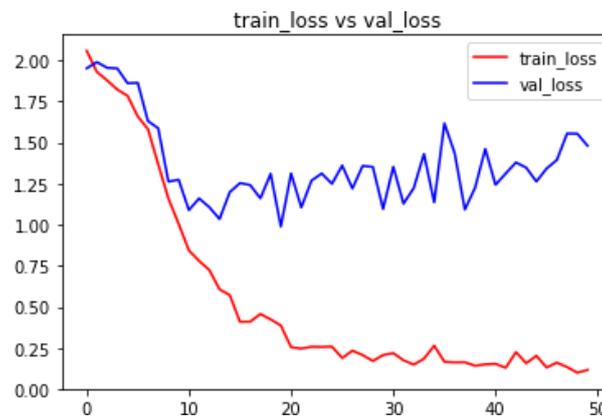


Gambar 6. Hasil Akurasi ELM

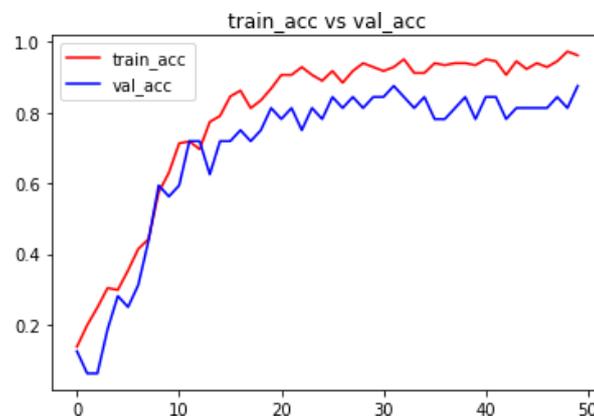
Terlihat pada grafik di atas bahwa jumlah *hidden neuron* akan berpengaruh pada hasil akurasi prediksi pada data *training* maupun pada data *testing*. Dengan rentang 0 sampai 30, didapatkan nilai akurasi terbaik untuk data *training* adalah 0.6225 dengan nilai jumlah *hidden neuron* adalah 30. Nilai akurasi didapatkan dengan proses *confusion matrix*. Nilai yang mendekati 1 adalah nilai akurasi yang terbaik, yang berarti 100% akurat.

Keakuratan Hasil Presiksi Elm Dengan *Confusion Matrix* Hasil perhitungan dengan menggunakan *confusion matrix* dilakukan terhadap proses *training* dan proses *testing* data. Tingkat keakuratan ELM dalam

memprediksi hubungan kekerabatan pada penelitian ini dapat dilihat pada kategori kualitas *microexpressions* pada seluruh data pada proses *training* dan *testing* data.



Gambar 7. Hasil Training dan *Validasi* pada Kinship



Gambar 8. Hasil Training dan *Validasi* pada Akurasi Kinship

Dari kedua hasil gambar grafik diatas dapat diambil analisa bahwasanya berdasarkan hasil pengujian pertama seperti yang ditunjukkan grafik hasil pelatihan pemilihan parameter diatas, hasil akurasi yang dicapai masih kurang baik karena nilai akurasi melebihi nilai data uji *Validasi*. Pada hasil percobaan ini juga terjadi *overfitting*, yang disebabkan karena jumlah data latih dan data *Validasi* tidak cukup banyak, sehingga mempengaruhi tingkat akurasi, dimana hasil akurasi data latih jauh lebih tinggi dibanding data uji. nilai akurasi pada proses training ELM adalah 90.8% dan nilai akurasi untuk proses *testing* ELM adalah 74.53% nilai pada *training* ELM memiliki nilai yang cukup besar dan sudah melebihi standar dari *confusion matrix* yang telah ditentukan.

Setelah hasil akurasi klasifikasi didapatkan maka ELM kemudian akan diimplementasikan untuk proses mendapatkan hasil hubungan kekerabatan dengan menggunakan 10 sampel foto wajah dengan masing-masing citra menggunakan ekspresi senang dari dataset publik *KinFaceW* yang telah disediakan maka kemudian akan dilakukan perlakuan relasi hubungan kekerabatan yang menghasilkan tabel 1 seperti dibawah. Prediksi yang akan diambil di atur dengan mengikuti standard deviasi dari bidang kesehatan untuk prediksi diatas 80% dianggap mendekati nilai yang *Valid*.

Tabel 1. Hasil Perlakuan Relasi Hubungan Kekerabatan

Img_pair	Accuracy	Predicted
 Fd 1_1 – 1_2	0.308486	No Kin
1	0.446066	No Kin

	Img_pair	Accuracy	Predicted
	 Fd 2_1 – 2_2		
2	 Fd 3_1 – 3_2	0.499954	No Kin
3	 Fd 4_1 – 4_2	0.559832	No Kin
4	 Fd 5_1 – 5_2	0.810232	Kin
5	 Fd 6_1 – 6_2	0.340860	No Kin
6	 Fd 7_1 – 7_2	0.396621	No Kin
7	 Fd 8_1 – 8_2	0.65195	No Kin
8	 Fd 9_1 – 9_2	0.899704	Kin
9	 Fd 10_1 – 10_2	0.191270	No Kin
10	 Fd 11_1 – 11_2	0.178760	No Kin

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang diperoleh dari pengujian-pengujian yang telah dilakukan dalam penelitian tersebut, maka dapat diambil kesimpulan bahwa *Extreme Learning Machine* dapat digunakan dalam menentukan hubungan kekerabatan dengan penggunaan parameter *Microexpression*. nilai akurasi pada proses *training* ELM adalah 90.8% dan nilai akurasi untuk proses *testing* ELM adalah 74.53% nilai pada *training* ELM memiliki nilai yang cukup besar dan sudah melebihi standar dari *confusion matrix* yang telah ditentukan. nilai akurasi pada deteksi *Microexpressions* yang diperlakukan pada Dataset *KinFaceW* ini menghasilkan nilai akurasi sebesar 87,5% dan nilai loss sebesar 1,48%.

REFERENSI

- [1] Alvarez, G. A. (2011). Representing multiple objects as an ensemble enhances visual cognition. *Trends in Cognitive Sciences*, 15(3), 122–131.
- [2] Anonim, "What is Facial Recognition? - Definition from Techopedia", Techopedia.com, <https://www.techopedia.com/definition/32071/facialrecognition>, 27 Agustus 2018.
- [3] Derry Alamsyah, Dicky Pratama 'Implementasi Convolutional Neural Networks (Cnn) Untuk Klasifikasi Ekspresi Citra Wajah Pada Fer-2013 Dataset' P-ISSN 2580-7927| E-ISSN 2615-2738
- [4] G.-. B. Huang, Q.-. Y. Zhu and C.-. K. Siew, "Extreme Learning Machine : Theory and Applications," *Extreme Learning Machine : Theory and Applications*, pp. 490-501, 2006.
- [5] Kavitha Chaduvula, Dr A Govardhan 'Image Retrieval Based On Color and Texture Features of the Image Sub-blocks' *International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) Volume 15– No.7, February 2011*
- [6] D. Purwitasari, O. P. Putri, and W. N. Khotimah, "Aturan Asosiasi Dengan Standar Storet Pada Model Prediksi Parameter Pendukung Uji Kualitas Air Baku," *J. Inf. Syst. Eng. Bus. Intell.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–8, 2015.
- [7] J. Lu, J. Hu, V. E. Liang, X. Zhou, A. Bottino, I. U. Islam, T. F. Vieira, X. Qin, X. Tan, S. Chen, S. Mahpod, Y. Keller, L. Zheng, K. Idrissi, C. Garcia, S. Duffner, A. Baskurt, M. Castrill'on-Santana, and J. Lorenzo-Navarro. The fg 2015 kinship verification in the wild evaluation. In *2015 11th IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition (FG)*, volume 1, pages 1–7, May 2015.
- [8] Paper, C. and Pietik, M. (2015) 'Facial Micro-Expression Recognition using Spatiotemporal Local Binary Pattern with Integral Projection Facial Micro-Expression Recognition using Spatiotemporal Local Binary Pattern', (November). Doi: 10.1109/ICCVW.2015.10.