



Klasifikasi Kelompok Usia Melalui Citra Wajah Berbasis Image Texture Analysis pada Sistem Automatic Video Filtering

Sudirman S. Panna¹, Betrisandi²

^{1,2} Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Ichsan Gorontalo

¹sudirmanpanna@unisan.ac.id, ²betris.sin@gmail.com

Abstract

Nowadays information technology makes it easier for everyone to access various information, this easiness harms minors, because it is possible to access adult content from the internet, television or mobile devices. The problem is the unavailability of the system for filtering and authentication to get information by the face. The face contains information related to personal characteristics such as age, etc. feature extraction is an important stage in the face recognition process. This study proposed local binary pattern (LBP) and gray level co-occurrence matrix (GLCM) as feature extraction to describe face feature, and we use artificial neural network to classify the human age, the experiment result after calculation with confusion matrix obtained average acceleration of 94.8%, precision of 93.7% and recall of 92.3%, it's performance measure obtained proposed method can be described face feature it well, so that, the proposed method can be used as reference material to development video filtering system by age of the users in access information based on video especially pornography and violence content.

Keywords: face recognition, age classification, LBP, GLCM

Abstrak

Saat ini teknologi informasi memudahkan setiap orang untuk mengakses berbagai macam informasi, kemudahan tersebut memungkinkan anak-anak dapat mengakses konten-konten informasi khusus dewasa melalui media internet, televisi ataupun perangkat *mobile*. Hal tersebut disebabkan tidak tersedianya sistem otentikasi berdasarkan usia secara visual pada media yang digunakan. Diketahui bahwa wajah mengandung informasi karakteristik personal seperti usia. Penelitian ini mengusulkan penggunaan metode *Local Binary Pattern* (LBP) yang dikombinasikan dengan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) sebagai fitur ekstraksi dalam mendeskripsikan fitur wajah dan menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) sebagai pengklasifikasi. Dari hasil eksperimen yang dilakukan, diperoleh rata-rata akurasi sebesar 94.8%, rata-rata presisi sebesar 93.7% dan rata-rata *recall* sebesar 92.3%. Dari hasil pengukuran kinerja tersebut menunjukkan bahwa metode LBP dan GLCM mampu mendeskripsikan fitur wajah dengan baik dan dapat dijadikan sebagai rujukan dalam mengembangkan sistem penyaringan konten video seperti pornografi dan kekerasan berdasarkan usia akses informasi.

Kata kunci: pengenalan wajah, klasifikasi usia, LBP, GLCM.

© 2019 Jurnal RESTI

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi saat ini semakin canggih, banyak produk yang ditawarkan guna mendukung penggunaan teknologi informasi tersebut, tentunya hal tersebut menjadi suatu kemudahan bagi siapa saja yang ingin memanfaatkan teknologi untuk mendapatkan informasi secara efektif dan efisien. Namun dengan adanya kemudahan tersebut setiap informasi dapat mengalir dengan mudah kepada siapa saja, selain memiliki dampak positif juga terdapat

dampak negatif yang dihasilkan terutama bagi kelompok usia anak-anak. Anak-anak secara bebas dapat mengakses konten-konten khusus dewasa melalui media internet, televisi maupun perangkat *mobile*, tentunya aktivitas tersebut dapat memberikan dampak buruk terhadap anak terutama pembentukan moral anak yang tumbuh menjadi tidak baik. Untuk dapat mengurangi dampak negatif tersebut dibutuhkan sebuah sistem yang dapat mengidentifikasi usia akses informasi melalui wajah. Secara umum informasi usia

pada wajah seseorang merupakan permasalahan yang kompleks karena sangat bergantung pada keadaan seseorang seperti ras, ekspresi wajah dan proses pengambilan gambar dari wajah tersebut [1][2], sehingga dibutuhkan sebuah pendekatan untuk dapat mendeskripsikan fitur wajah seseorang dengan baik.

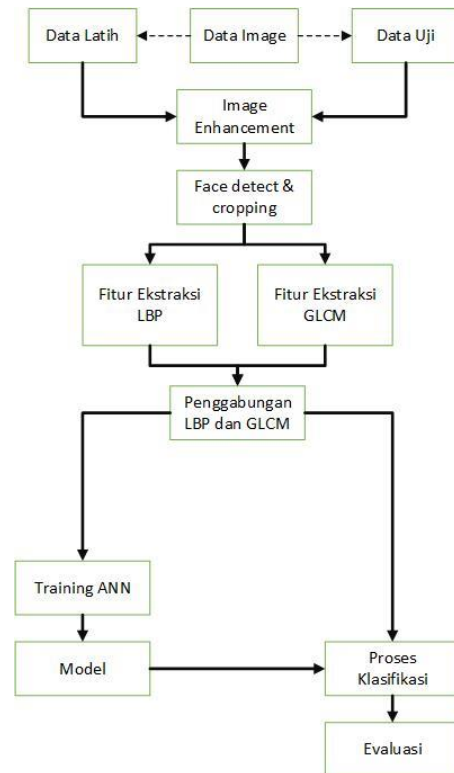
Diketahui bahwa citra wajah manusia memiliki konten informasi yang ada kaitannya dengan karakteristik personal seperti usia, jenis kelamin, emosi, etnis dan ras [2]. Pada dunia nyata terdapat banyak aplikasi potensial berbasis *image processing and computer vision* yang berkaitan dengan pengklasifikasian usia, seperti penyaringan pengguna laman web, kontrol orang tua terhadap program televisi, mencegah remaja dari pembelian barang-barang seperti rokok, minuman beralkohol pada supermarket atau mesin penjual otomatis, dan lain-lain [3]–[6].

Zheng *et al*, melakukan klasifikasi gambar wajah pada dua kategori yang didasarkan pada fitur rasio wajah, kemudian digunakan *Local Binary Pattern* (LBP) untuk mendeskripsikan fitur tekstur dari wajah untuk dilakukan training menggunakan *algoritma Back Propagation Neural Network* (BPNN), dari eksperimen yang dilakukan menunjukkan tingkat akurasi yang dicapai yakni sebesar 74,60% [4]. Dari hasil yang diperoleh tersebut masih sangat dimungkinkan untuk ditingkatkan hasil akurasi. Sementara Alabbadi *et al*, melakukan penelitian deteksi dan segmentasi wajah manusia, pada penelitian tersebut menggunakan pendekatan GLCM sebagai ekstraksi fitur, pada penelitiannya disebutkan juga bahwa penggunaan fitur ekstraksi GLCM mampu menghasilkan akurasi yang lebih baik dan cukup efisien [7]. Sementara penggunaan fitur tekstur dari wajah pada proses klasifikasi usia digunakan dengan alasan bahwa kerutan yang ada pada wajah sangat berkontribusi dalam membentuk tekstur wajah [5], penggunaan fitur tersebut ditunjukkan pada penelitian yang dilakukan oleh Jana *et al* yang membuktikan bahwa penggunaan fitur kerutan pada wajah merupakan fitur terbaik dibandingkan dengan fitur lainnya yang terdapat pada wajah untuk proses estimasi usia [8].

Pada penelitian ini akan dilakukan proses klasifikasi usia seseorang melalui citra wajah dengan menggunakan pendekatan algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) yang memanfaatkan tekstur analisis *Local Binary Pattern* (LBP) yang dikombinasikan dengan *Grey-Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) sebagai fitur ekstraksi. LBP dan GLCM merupakan pendekatan yang sangat baik dalam mendeskripsikan setiap fitur-fitur yang berkaitan dengan tekstur pada sebuah citra, di mana LBP akan mendeskripsikan fitur ke dalam bentuk *binary string* sehingga akan mengurangi gangguan yang berkaitan dengan *illumination* atau masalah pencahayaan, sementara GLCM mendeskripsikan fitur dengan mempertimbangkan hubungan spasial antar *pixel* [9].

Tujuan akhir dari penelitian ini akan dihasilkan sebuah informasi seberapa baik penggunaan metode LBP dan GLCM sebagai tekstur analisis dalam mendeskripsikan fitur wajah untuk proses klasifikasi kelompok usia seseorang. Lebih lanjut hasil penelitian ini akan dijadikan sebagai bahan rujukan dalam merancang sebuah sistem otentikasi atau *filtering* dalam mengakses sebuah konten informasi untuk kategori kelompok usia tertentu yang disebut dengan sistem *automatic video filtering*.

2. Metode Penelitian.



Gambar 1. Kerangka kerja metode yang diusulkan

Kerangka kerja usulan metode pada penelitian ini terdiri dari tahapan-tahapan berikut ini, sebagaimana disajikan pada Gambar 1.

2.1. Data Citra

Dataset gambar yang digunakan pada penelitian ini adalah berupa data publik yang bernama *FG-NET Aging Database*, kami telah melakukan proses pengumpulan data tersebut dan kami berhasil mengunduhnya melalui alamat url http://yanweifu.github.io/FG_NET_data/FGNET.zip.



Gambar 2. FG-NET Aging Database [10]

Dari hasil pengumpulan data tersebut, masing-masing data gambar akan dibagi menjadi dua bagian yakni data *training* dan data *testing*. Adapun jumlah untuk data *training* adalah sebanyak 635 gambar dan data *testing* sebanyak 39 gambar dengan format file JPG. dari keseluruhan data gambar tersebut dikelompokkan menjadi 3 (tiga) kategori usia (anak-anak, remaja, dewasa).

2.2. Image enhancement

Proses *image enhancement* atau peningkatan kualitas citra pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan operasi *sharpen* dengan ukuran *kernel* 3x3, yang sebelumnya citra dikonversi ke dalam bentuk skala abu-abu terlebih dahulu, sebagaimana terlihat pada potongan kode program python berikut:

Program operasi sharpen

```
def enhance(self, path):
    img = dlib.load_rgb_image(path)
    gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    kernel = np.array([[0, -1, 0], [-1, 5, -1], [0, -1, 0]])
    result = cv2.filter2D(gray, -1, kernel)
    return result
```

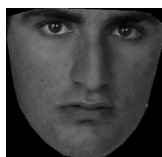
2.3 Face detection dan cropping

Pada tahapan *face detection* atau deteksi posisi wajah dalam eksperimen yang dilakukan adalah kami menggunakan pendekatan yang dilakukan oleh Kazemi and Sullivan melalui *paper* yang berjudul *Millisecond face alignment with an ensemble of regression trees* yang dibungkus ke dalam *library* yang diberi nama *Dlib face landmark* [11]. Berikut ini potongan program python deteksi wajah dan proses *cropping*:

Program Face detection dan cropping

```
def getFace(self, img):
    detector = dlib.get_frontal_face_detector()
    predictor = dlib.shape_predictor(
        "shape_predictor_68_face_landmarks.dat")
    gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    faces = detector(img)[0]
    sp = predictor(gray, faces)
    landmarks = np.array([[p.x, p.y] for p in sp.parts()])
    vertices = ConvexHull(landmarks).vertices
    Y, X = skimage.draw.polygon(
        (landmarks[vertices, 1], landmarks[vertices, 0]))
    cropped_img = np.zeros(gray.shape, dtype=
        np.uint8)
    cropped_img[Y, X] = gray[Y, X]
    rect = cv2.boundingRect(cropped_img)
    x, y, w, h = rect
    result = cropped_img[y:y+h, x:x+w].copy()
    return result
```

Hasil deteksi wajah pada penelitian yang kami lakukan disajikan pada Gambar 3.

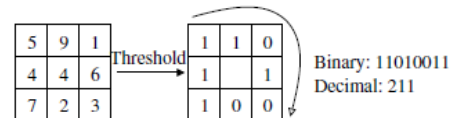


Gambar 3. Deteksi dan *cropping* wajah.

2.4 Ekstraksi fitur

Dalam melakukan proses ekstraksi fitur atau ciri pada setiap citra wajah, kami melakukan secara terpisah penggunaan dari metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM).

Local Binary Pattern merupakan salah satu metode untuk mengekstraksi fitur yang cukup handal dalam pengenalan wajah, dengan menggunakan metode LBP sangat memungkinkan untuk mendeskripsikan secara digital tekstur dari citra wajah, metode LBP bekerja dengan membagi citra wajah menjadi beberapa wilayah kecil [12][13].



Gambar 4. Operator LBP [13]

Dari setiap wilayah kecil yang terbentuk atau disebut juga sebagai operator dari LBP bekerja dengan melakukan pemberian label *pixel* pada setiap nilai *pixel* yang ada dengan menjadikan nilai *pixel* pusat dijadikan sebagai nilai *threshold*, nilai *threshold* tersebut digunakan sebagai pembandingan nilai *pixel* tetangga dalam membentuk matriks biner, selanjutnya matriks biner yang dihasilkan dituliskan ke dalam bentuk *binary string* dengan cara *circular* dari kiri ke kanan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4, kemudian *binary string* yang dihasilkan akan digabungkan hingga membentuk sebuah *histogram* tunggal [12]–[14].

GLCM merupakan salah satu pendekatan yang banyak digunakan untuk proses tekstur analisis pada berbagai macam aplikasi berbasis *image processing* karena kemampuannya dalam mendeskripsikan fitur tekstur yang terdapat pada suatu citra [15]. Matriks GLCM sendiri dapat dihitung berdasarkan *relationship* suatu nilai *pixel* dengan nilai *pixel* tetangganya dengan mengacu pada nilai δ dan θ , dimana nilai δ menyatakan derajat orientasi perpindahan (0° , 45° , 90° , 135°). Sedangkan nilai θ menunjukkan jarak ketetanggaan biasanya dinyatakan dengan angka 1 atau 2 dan lain-lain. Setelah didapatkan matriks GLCM maka kita dapat menghitung *statistic feature* seperti *contrast*, *homogeneity*, *energy*, *correlation*, dan beberapa fitur lainnya [15][16].

Statistic feature dari GLCM dapat dihitung dengan mengikuti persamaan 1 s.d. persamaan 4 [7][15]:

$$\text{Homogeneity} = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} g_{ij} \quad (1)$$

$$\text{Contrast} = \sum_i \sum_j (i-j)^2 g_{ij} \quad (2)$$

$$\text{Energy} = \sum_i \sum_j g_{ij}^2 \quad (3)$$

$$\text{Correlation} = \frac{\sum_i \sum_j (ij) g_{ij} - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (4)$$

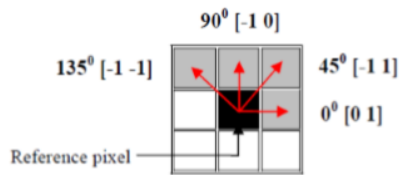
Di mana :

i, j adalah koordinat matriks

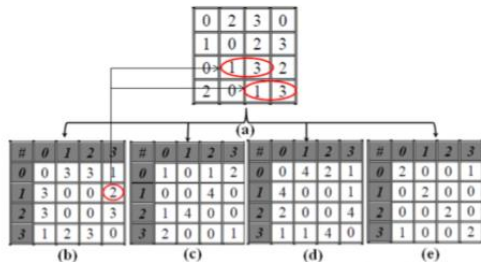
μ adalah nilai mean dari g .

g adalah nilai matriks glcm

σ_x dan σ_y adalah standar deviasi dari g_x dan g_y .



Gambar 5. Co-occurrence matrix direction untuk ekstraksi tekstur [17]



Gambar 6. Proses konstruksi matriks GLCM (a) test image (b) radius = 0° (c) radius = 45° (d) radius = 90° (e) radius = 135° [17].

Dalam penelitian ini, kami ekstraksi fitur terlebih dahulu dengan menggunakan metode LBP. Untuk penggunaan LBP sendiri membutuhkan penetapan parameter jumlah *point* dan *radius* pada nilai *pixel* dari setiap gambar yang diproses. Dalam penelitian ini, kami tentukan nilai jumlah *point* sebesar 24 dan untuk *radius* sebesar 8. Sementara untuk penggunaan metode GLCM juga membutuhkan penetapan parameter nilai *angle* dan nilai *direction*. Sehingga pada penelitian ini, kami tentukan nilai parameter *angle* adalah 1 poin *pixel* dan nilai parameter *direction* adalah 0° (0 Derajat).

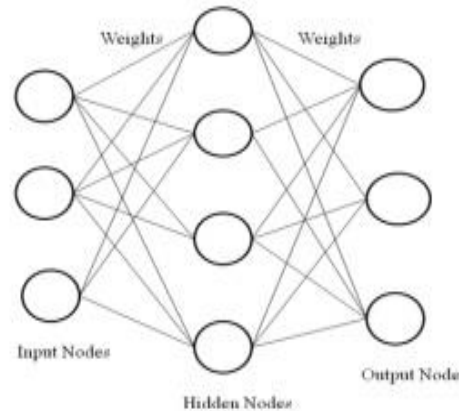
Hasil ekstraksi fitur dari metode LBP akan menghasilkan sejumlah nilai yang diperoleh dari histogram hasil penggunaan metode LBP. Sedangkan untuk hasil ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM digunakan fitur *homogeneity*, *energy*, *contrast* dan *correlation*.

Proses akhir dari tahapan ekstraksi fitur adalah dengan melakukan penggabungan dari hasil kedua metode fitur ekstraksi yang digunakan.

2.5 Training ANN dan Model

Algoritma ANN merupakan sebuah algoritma yang dapat bekerja secara *non-linear* sehingga banyak digunakan untuk proses pengenalan wajah [18]. Dalam pengenalan wajah, proses belajar dari ANN umumnya bekerja secara *back-propagation*, di mana *back-propagation* merupakan pendekatan *supervised learning*. Terdapat banyak macam dari algoritma ANN di antaranya *multilayer perceptron*, *kohonen network* dan RBF. Untuk *multilayer perceptron* secara umum terdiri dari tiga lapisan yakni *input layer*, *hidden layer* dan *ouput layer*. Setiap elemen lapisan bekerja secara

mandiri untuk melakukan proses komputasi data kemudian mengirimkannya kepada lapisan lainnya. Proses tersebut diselesaikan berdasarkan penjumlahan terbobot pada setiap *input*, kemudian hasil luaran akan dibandingkan dengan target luaran yang ada dengan cara menghitung nilai *mean square error* lalu kemudian dikembalikan ke *hidden layer*. Proses tersebut terus berulang hingga ditemukan nilai bobot dengan tingkat kesalahan yang lebih kecil [18][19].



Gambar 9. Arsitektur dasar ANN Multilayer [18]

Proses *training* ANN dilakukan dengan menjadikan hasil ekstraksi fitur pada data *training* sebagai nilai input. Pada penelitian ini digunakan arsitektur *multilayer perceptron* dengan konfigurasi yang terdiri dari 2 *hidden layer* dengan komposisi sebanyak 500 *neuron* pada *hidden layer* 1 dan 25 *neuron* pada *hidden layer* 2, kemudian untuk parameter optimasi dari algoritma ANN digunakan setup "*lbfgs*", serta *activation function* digunakan *linear unit function*.

Dari proses *training* tersebut akan menghasilkan sebuah model berupa nilai-nilai bobot pada setiap *neuron* yang ada.

2.6 Proses klasifikasi

Proses klasifikasi dilakukan pada data uji hasil ekstraksi fitur dengan menerapkan model hasil *training* algoritma ANN. Data uji pada penelitian ini terdiri dari 13 data citra untuk setiap kelas (anak-anak, remaja dan dewasa) sehingga total data uji pada penelitian ini adalah sebanyak 39 data citra. Proses klasifikasi bertujuan untuk menentukan kelas pada setiap data uji yang ada.

2.7 Evaluasi

Proses evaluasi kinerja dari metode yang diusulkan pada penelitian ini adalah dengan menggunakan *confussion matrix* untuk mengetahui nilai akurasi, presisi dan *recall* dari proses klasifikasi yang dilakukan pada data uji. Adapun untuk pengukuran yang dilakukan pada *confussion matrix* ditunjukkan pada persamaan (1 s.d 3).

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

3. Hasil dan Pembahasan

Dari penelitian yang dilakukan, hasil ekstraksi fitur menggunakan metode LBP menghasilkan sebuah ciri pada setiap citra dalam bentuk histogram dengan nilai-nilai seperti disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Tabel sampel hasil ekstraksi LBP

Lbp 1	Lbp 2	Lbp 3	...	Lbp 26
0.0153	0.0076	0.0092	...	0.1866
0.0150	0.0094	0.0091	...	0.2029
0.0190	0.0112	0.0123	...	0.2788
0.0135	0.0036	0.0050	...	0.1221
0.0149	0.0054	0.0080	...	0.1336

Untuk nilai-nilai hasil ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Tabel sampel hasil ekstraksi GLCM

Homogeneity	Energy	Contrast	Correlation
0.0357	0.1889	9.4167	0.9978
0.0439	0.2095	21.3790	0.9970
0.0249	0.1577	13.2538	0.9950
0.0365	0.1910	5.5344	0.9982
0.0516	0.2272	17.1658	0.9975

Hasil proses ekstraksi fitur menunjukkan bahwa pada proses ekstraksi menggunakan LBP menghasilkan nilai-nilai fitur sebanyak 16, sementara hasil dari proses fitur ekstraksi menghasilkan 4 unit fitur sehingga total fitur yang diperoleh adalah sebanyak 20 unit fitur. Proses ekstraksi fitur dilakukan pada seluruh data *training* dan data *testing*.

Untuk proses klasifikasi menggunakan ANN, setelah dilakukan penerapan model hasil *training* pada data uji yang berjumlah sebanyak 39 data citra menghasilkan output seperti yang disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Tabel hasil proses klasifikasi

Image	Hasil	Image	Hasil
073A06.jpg	Anak	076A14.jpg	Remaja
074A10.jpg	Remaja	076A15.jpg	Remaja
076A06.jpg	Anak	077A13.jpg	Remaja
078A08.jpg	Anak	077A14.jpg	Remaja
079A03.jpg	Anak	077A15.jpg	Remaja
080A06.jpg	Anak	078A15.jpg	Remaja
080A07.jpg	Anak	071A22.jpg	Dewasa
080A09.jpg	Anak	071A24.jpg	Dewasa
080A10.jpg	Anak	071A27.jpg	Dewasa
080A12.jpg	Anak	071A40.jpg	Dewasa
080A13.jpg	Anak	071A42.jpg	Dewasa
081A06.jpg	Anak	071A44.jpg	Dewasa
081A07.jpg	Anak	071A45.jpg	Dewasa

Image	Hasil	Image	Hasil
073A13.jpg	Remaja	072A19.jpg	Dewasa
073A14.jpg	Remaja	072A27.jpg	Dewasa
073A16.jpg	Dewasa	072A34.jpg	Dewasa
074A13.jpg	Remaja	082A22.jpg	Dewasa
074A14.jpg	Dewasa	082A25.jpg	Dewasa
074A15.jpg	Remaja	082A31.jpg	Dewasa
076A13.jpg	Remaja		

Dari hasil proses klasifikasi tersebut, setelah dipetakan ke dalam *confussion matrix* maka akan menghasilkan klasifikasi pada Tabel 4.

Tabel 4. Tabel *confussion matrix* hasil klasifikasi

	Anak	Remaja	Dewasa
Anak	12	1	0
Remaja	0	11	2
Dewasa	0	0	13

Berdasarkan tabel *confussion matrix* yang dihasilkan, maka nilai akurasi, *precision* dan *recall*, dapat dihitung berdasarkan persamaan 1 s.d 3.

Tabel 5. Tabel pengukuran kinerja metode

Usia	TP	TN	FP	FN	Hasil (%)		
					Accu ratio	Preci sion	Rec all
Anak	12	26	0	1	97.4	100	92.3
Remaja	11	25	1	2	92.3	94.6	84.6
Dewasa	13	24	2	0	94.8	86.7	100
Rata-rata					94.8	93.7	92.3

Dari hasil pengukuran kinerja metode yang diusulkan sebagaimana disajikan pada Tabel 5, dapat diketahui bahwa nilai rata-rata akurasi yang diperoleh adalah sebesar 94.8%, rata-rata presisi sebesar 93.7% dan rata-rata *recall* sebesar 92.3%. dari tabel *confussion matrix* yang disajikan pada Tabel 3 dan Tabel 4 juga dapat diketahui bahwa jumlah kesalahan klasifikasi tertinggi terjadi pada kelompok usia remaja dan jumlah kesalahan terkecil terjadi pada kelompok usia dewasa.

4. Kesimpulan

Penggunaan *texture analysis* dengan menggunakan LBP dan GLCM pada proses ekstraksi fitur wajah, yang digunakan untuk mengklasifikasikan kategori usia (anak-anak, remaja, dan dewasa) melalui citra wajah memiliki tingkat akurasi yang baik yakni sebesar 94.8%, rata-rata presisi sebesar 93.7% dan rata-rata *recall* sebesar 92.3%. Dari hasil tersebut menunjukkan bahwa penggunaan fitur ekstraksi yang digunakan mampu mendeskripsikan fitur wajah dengan baik, hal tersebut menunjukkan bahwa metode yang diusulkan dapat digunakan sebagai rujukan dalam pengembangan sistem *automatic video filtering* yang nantinya dapat mencegah penayangan konten informasi yang berbentuk video seperti pornografi dan kekerasan kepada kelompok usia tertentu.

Daftar Rujukan

- [1] P.-K. Sai, J.-G. Wang, and E.-K. Teoh, "Facial age range estimation with extreme learning machines," *Neurocomputing*, vol. 149, pp. 364–372, 2015.
- [2] S. E. Bekhouche, A. Ouafi, A. Benlamoudi, A. Taleb-Ahmed, and A. Hadid, "Facial age estimation and gender classification using multi level local phase quantization," *3rd Int. Conf. Control. Eng. Inf. Technol. CEIT 2015*, no. September, pp. 1–4, 2015.
- [3] A. Günay and V. V. Nabiyeu, "Age estimation based on hybrid features of facial images," in *Information Sciences and Systems 2015*, Springer, 2016, pp. 295–304.
- [4] Y. Zheng, H. Yao, Y. Zhang, and P. Xu, "Age classification based on back-propagation network," in *Proceedings of the Fifth International Conference on Internet Multimedia Computing and Service*, 2013, pp. 319–322.
- [5] S. E. Bekhouche, A. Ouafi, A. Taleb-Ahmed, A. Hadid, and A. Benlamoudi, "Facial age estimation using BSIF and LBP," in *International Conference on Electrical Engineering (ICEEB'14)*, 2014, pp. 1–5.
- [6] J. Liu, Y. Ma, L. Duan, F. Wang, and Y. Liu, "Hybrid constraint SVR for facial age estimation," *Signal Processing*, vol. 94, pp. 576–582, Jan. 2014.
- [7] N. K. El Abbadi and A. A. A. Qazzaz, "Detection and segmentation of human face," *Int. J. Adv. Res. Comput. Commun. Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. 90–94, 2015.
- [8] R. Jana, D. Datta, and R. Saha, "Age estimation from face image using wrinkle features," in *Procedia Computer Science*, 2015, vol. 46, no. Ict 2014, pp. 1754–1761.
- [9] M. Pratiwi, J. Harefa, and S. Nanda, "Mammograms classification using gray-level co-occurrence matrix and radial basis function neural network," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 59, pp. 83–91, 2015.
- [10] Y. Fu, "FG-NET Aging Database," 2014. [Online]. Available: https://yanweifu.github.io/FG_NET_data/index.html.
- [11] V. Kazemi and J. Sullivan, "One millisecond face alignment with an ensemble of regression trees," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2014, pp. 1867–1874.
- [12] D. Tiwari and V. Tyagi, "A novel scheme based on local binary pattern for dynamic texture recognition," *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 150, pp. 58–65, 2016.
- [13] F. Yuan, J. Shi, X. Xia, Y. Yang, Y. Fang, and R. Wang, "Sub Oriented Histograms of Local Binary Patterns for Smoke Detection and Texture Classification," *KSII Trans. Internet Inf. Syst.*, vol. 10, no. 4, 2016.
- [14] Y. Kaya, Ö. F. Ertuğrul, and R. Tekin, "Two novel local binary pattern descriptors for texture analysis," *Appl. Soft Comput.*, vol. 34, pp. 728–735, 2015.
- [15] S. Yahia, Y. Ben Salem, and M. N. Abdelkrim, "3D face recognition using local binary pattern and grey level co-occurrence matrix," in *2016 17th international conference on sciences and techniques of automatic control and computer engineering (STA)*, 2016, pp. 328–338.
- [16] X. Zhang, J. Cui, W. Wang, and C. Lin, "A study for texture feature extraction of high-resolution satellite images based on a direction measure and gray level co-occurrence matrix fusion algorithm," *Sensors*, vol. 17, no. 7, p. 1474, 2017.
- [17] B. Pathak and D. Baroaoh, "Texture Analysis Based on The gray-Level Co-Occurrence matrix Considering Possible orientations," *Int. J. Adv. Res. Electr. Electron. Instrum. Eng.*, vol. 2, no. 9, pp. 4206–4212, 2013.
- [18] M. M. Kasar, D. Bhattacharyya, and T. Kim, "Face recognition using neural network: a review," *Int. J. Secur. Its Appl.*, vol. 10, no. 3, pp. 81–100, 2016.
- [19] N. T. Deshpande and S. Ravishankar, "Face Detection and Recognition using Viola-Jones algorithm and Fusion of PCA and ANN," *Adv. Comput. Sci. Technol.*, vol. 10, no. 5, pp. 1173–1189, 2017.