

Klasifikasi Gender Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Metode *Local Binary Pattern* dan *K-Nearest Neighbor*

Hanifa Salsabila¹, Ema Rachmawati², Febryanti Sthevanie³

^{1,2,3}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹hanifasalsabila@student.telkomuniversity.ac.id, ²emarachmawati@telkomuniversity.ac.id,

³sthevanie@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Proses identifikasi wajah merupakan salah satu proses identifikasi yang sedang banyak dikembangkan saat ini. Salah satu hal yang mempengaruhi tingkat performansi identifikasi wajah adalah klasifikasi *gender*. Klasifikasi *gender* merupakan teknik yang digunakan untuk membedakan *gender* seseorang antara laki-laki dan perempuan. Pada penelitian ini dilakukan klasifikasi *gender* dengan dataset berupa citra wajah laki-laki dan perempuan. Metode yang digunakan untuk mengidentifikasi *gender* pada penelitian ini adalah gabungan ekstraksi fitur *Local Binary Pattern* (LBP) dan klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN). Hasil akurasi yang diperoleh dengan menggunakan kedua metode tersebut sebesar 82.732% dengan data citra tidak ideal dan 86.821% dengan data citra ideal.

Kata kunci : Klasifikasi Gender, Local Binary Pattern, K-Nearest Neighbor, Ekstraksi Fitur

Abstract

Face identification process is an identification process that is being much developed nowadays. One of the things that affects the performance level of face identification is gender classification. Gender classification is a technique used to differentiate a person's gender between man and woman. In this experiment, gender classification was carried out using dataset in the form of man and woman facial images. The method used in this experiment to identify gender is combination of Local Binary Pattern (LBP) as feature extraction and K-Nearest Neighbor (K-NN) as classifier. The accuracy results obtained using these two methods is 82.732% with non-ideal images data and 86.821% with ideal images data.

Keywords: Gender Classification, Local Binary Pattern, K-Nearest Neighbor, Feature Extraction

1. Pendahuluan

1.1. Latar Belakang

Sistem biometrika merupakan teknologi pengenalan pola untuk mengenali individu menggunakan ciri-ciri fisiologis atau karakteristik yang dimiliki seseorang untuk memeriksa identitasnya [1]. Ciri-ciri fisiologis seseorang menggunakan ciri-ciri fisik misalnya wajah, sidik jari, iris mata, dan geometri tangan. Sedangkan yang menggunakan karakteristik atau tingkah laku misalnya tulisan tangan, suara, dan tanda tangan. Salah satu contoh biometrik berdasarkan bagian ciri fisiologis yaitu wajah, wajah merupakan komponen paling signifikan dari bagian tubuh manusia yang pada umumnya digunakan untuk saling mengenali [2]. Wajah manusia menyimpan banyak informasi yang dapat digunakan untuk pengenalan etnis, deteksi usia, dan juga pengklasifikasian *gender*. Menurut Abdi, dkk. dalam *paper* [3], "Diantara beberapa *task* kategorisasi wajah, klasifikasi *gender* merupakan informasi yang paling penting secara biologis". Selain itu, pengklasifikasian *gender* juga bertujuan untuk mempermudah dan mempercepat proses pengenalan wajah seseorang.

Penelitian sebelumnya yang terkait dengan penelitian ini diantaranya penelitian yang dilakukan oleh Moghaddam dan Yang pada tahun 2002. Pada penelitian tersebut, digunakan citra berukuran 12×21 piksel dengan dataset sebanyak 1.755 wajah menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) mendapatkan akurasi sebesar 96.6% [4]. Kemudian pada tahun 2005, dilakukan penelitian menggunakan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) dan SVM untuk pengenalan *gender* dengan menggunakan data citra wajah sebanyak 12.964 citra dan berhasil menghasilkan nilai kinerja sebesar 94.2% [5]. Setahun berikutnya di tahun 2006, Lapedriza, dkk. melakukan penelitian dengan membandingkan zona internal (mata, hidung, dan mulut) dan zona eksternal (rambut, dagu, dan telinga). Penelitian tersebut menggunakan *database* Face Recognition Grand Challenge (FRGC) dan menunjukkan bahwa zona eksternal pada wajah berkontribusi dalam memberikan informasi untuk mengklasifikasikan *gender* [6]. Penelitian terkait pengklasifikasian *gender* juga dilakukan oleh Priska dan Rosa pada tahun 2016 dengan berdasarkan citra wajah jarak jauh menggunakan metode *Haar Cascade Classifier*. Penelitian tersebut menunjukkan keberhasilan dalam membedakan wajah laki-laki dan wajah perempuan dengan jarak kurang dari 200 cm dengan akurasi hingga 97% [7]. Berikutnya, pada tahun 2018 dilakukan penelitian oleh Adepoju, dkk. mengenai klasifikasi *gender* menggunakan metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dimana terdapat 100 data citra latih dan 50 data citra uji yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 92% [2].

Berdasarkan berbagai penelitian terdahulu, dapat ditunjukkan bahwa klasifikasi *gender* berdasarkan citra wajah dapat dilakukan dengan berbagai metode, salah satunya LBP dan K-NN dan menghasilkan nilai kinerja yang baik. Oleh karena itu, pada penelitian ini penulis akan melakukan prosedur klasifikasi *gender* berdasarkan wajah dengan metode ekstraksi ciri pada citra wajah menggunakan metode *Local Binary Pattern*. Ciri yang telah diekstraksi dari citra wajah ini kemudian diproses dengan menggunakan algoritma klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk pengklasifikasian *gender*. Kemudian, pada penelitian ini akan dilakukan perbandingan hasil kerja sistem dengan menggunakan citra tidak ideal dan citra ideal.

1.2. Topik dan Batasannya

Berdasarkan latar belakang, dapat disimpulkan bahwa topik permasalahan yang diselesaikan pada penelitian ini yaitu bagaimana mengklasifikasi *gender* berdasarkan citra wajah menggunakan metode ekstraksi ciri *Local Binary Pattern* (LBP) dan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN).

Batasan permasalahan pada penelitian ini yaitu: jumlah dataset keseluruhan yang digunakan pada penelitian ini adalah 1,940 citra yang dibagi menjadi 970 citra kelas laki-laki dan 970 citra kelas perempuan. Citra yang digunakan berupa citra wajah. Dataset tersebut kemudian akan digunakan untuk data latih dan data uji.

1.3. Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dalam tugas akhir ini adalah membangun sebuah sistem yang dapat mengklasifikasikan dua *gender* antara laki-laki dan perempuan menggunakan ekstraksi ciri *Local Binary Pattern* (LBP) dan *classifier K-Nearest Neighbor* (KNN) dan menghitung kinerja dari sistem yang dibangun.

1.4. Organisasi Tulisan

Struktur penulisan pada tugas akhir ini dibagi dalam beberapa bagian. Bagian pertama menjelaskan pendahuluan yang berisi latar belakang dan identifikasi masalah yang menjadi acuan dalam tugas akhir. Bagian kedua menjelaskan studi terkait. Bagian ketiga menjelaskan sistem yang dibangun. Bagian keempat menjelaskan evaluasi yang berisi hasil pengujian dan analisis dari sistem yang dibangun. Bagian kelima menjelaskan mengenai kesimpulan dan saran.

2. Studi Terkait

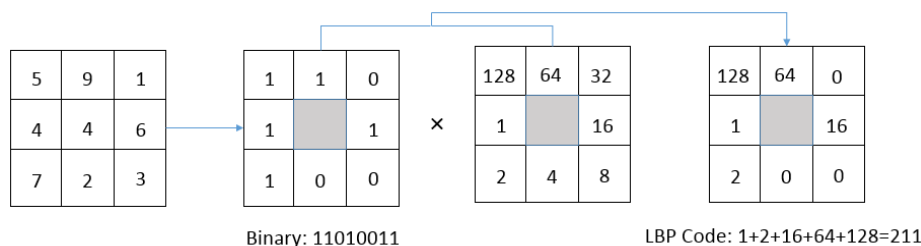
2.1. Wajah

Wajah merupakan salah satu bagian dari tubuh manusia yang memiliki karakteristik khusus yang dapat digunakan untuk membedakan identitas individu yang satu dengan yang lainnya. Dari wajah, dapat diperoleh informasi seperti ras, usia, dan yang paling dasar adalah jenis kelamin seseorang.

2.2. Local Binary Pattern (LBP)

Local Binary Pattern (LBP) merupakan sebuah operator yang awalnya digunakan sebagai pendekatan untuk analisis tekstur [8] dan kemudian digunakan secara lebih luas untuk berbagai aplikasi dan penelitian lain. Di antaranya, salah satu jenis penelitian yang seringkali menggunakan LBP adalah penelitian mengenai analisis citra wajah, seperti pengenalan ekspresi wajah [9] dan klasifikasi *gender* [2].

Cara kerja LBP adalah dengan membandingkan perbedaan nilai-nilai piksel tetangga dari suatu piksel dengan nilai piksel itu sendiri. Piksel tetangga ini merupakan piksel-piksel yang terletak horizontal, vertical, atau diagonal dari sebuah piksel dan berjarak satu unit dari piksel tersebut. Untuk setiap nilai piksel pada citra, suatu kode biner akan didapatkan dari hasil membandingkan nilai-nilai piksel tetangga dengan nilai piksel tersebut. Kode ini kemudian dapat dianggap sebagai sebuah pola biner [10].



Gambar 1. Contoh cara kerja LBP

Versi dasar dari LBP bekerja dengan 8 buah piksel tetangga dan menggunakan nilai piksel yang berada di tengah sebagai *threshold* [8]. Persamaan dasar dari LBP adalah:

$$LBP_{p,R} = \sum_{p=0}^{p-1} s(g_p - g_e) 2^p$$

Dengan $LBP_{p,R}$ adalah nilai hasil operasi LBP pada piksel yang berada di tengah. Sedangkan fungsi $s(x)$ dapat didefinisikan sebagai:

$$s(x) = \begin{cases} 0, & \text{jika } x < 0 \\ 1, & \text{jika } x \geq 0 \end{cases}$$

Implementasi persamaan dasar LBP pada piksel ketetanggaan dengan ukuran 3×3 ini dapat dilihat pada Gambar 1.

2.3. K-Nearest Neighbor (KNN)

K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan metode klasifikasi yang telah digunakan sejak awal tahun 1970-an untuk estimasi statistik dan pengenalan pola sebagai teknik non-parametrik, dan belakangan ini umum digunakan untuk klasifikasi objek. K-NN merupakan jenis algoritma *lazy learning* dengan fungsi yang diperkirakan hanya secara lokal dan komputasi berjalan pada tahap klasifikasi [11].

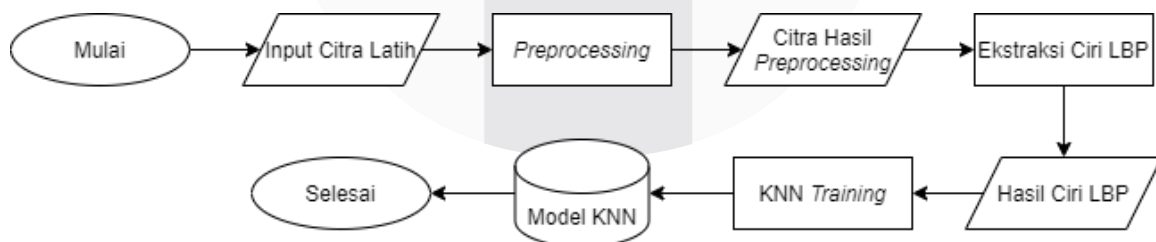
Cara kerja KNN adalah dengan menghitung “jarak” antara data citra uji dengan citra latih. Jarak ini merupakan selisih perbedaan nilai antara ciri yang dimiliki oleh kedua data. Semakin kecil nilai jarak yang diperoleh, maka semakin dekat jarak antara data tersebut. Data citra latih yang memiliki jarak terdekat kemudian akan disebut sebagai tetangga terdekat atau *nearest neighbor*.

Jika telah diperoleh tetangga terdekat dari data citra uji, maka akan diambil data citra latih yang merupakan tetangga terdekat sejumlah k mulai dari nilai jarak yang terkecil. Kelas dari data citra uji kemudian akan ditentukan berdasarkan kelas terbanyak yang ada pada data sejumlah k tersebut. Penentuan nilai k pada sebuah proses klasifikasi dengan K-NN akan tergantung pada data yang digunakan.

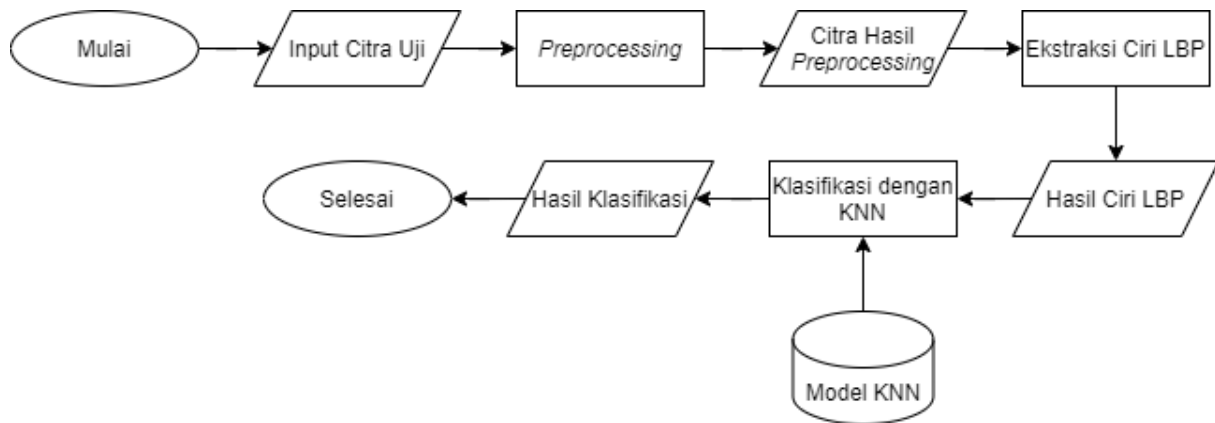
Terdapat beberapa *distance metric* pada metode KNN seperti *euclidean distance*, *manhattan distance*, *hamming distance*, *cosine similarity*, dan *jaccard similarity*. *Euclidean distance* dapat digunakan untuk menghitung jarak antara dua titik. Jika dimensi datanya lebih tinggi, dapat menggunakan *manhattan distance*. *Hamming distance* digunakan untuk variabel kategori. Kemudian untuk *cosine similarity* dan *jaccard similarity* lebih sering digunakan dalam *text mining*.

3. Sistem yang Dibangun

Pada penelitian ini, sistem yang dibangun terdiri dari dua tahapan, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Tahap pertama merupakan pengujian dengan citra latih yang nantinya didapatkan model yang akan digunakan pada tahap pengujian. Tahap kedua merupakan pengujian sistem untuk mendapatkan hasil klasifikasi dan performansi sistem dengan menggunakan model yang telah didapat dari tahap pelatihan.



Gambar 2. Diagram alir pelatihan



Gambar 3. Diagram alir pengujian

3.1 Input Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah data citra wajah yang diambil dari situs *kaggle.com*. Data citra yang akan digunakan sudah dilakukan pemotongan atau *cropping* sebelumnya sehingga isi dari citra hanya berupa bagian wajah dari manusia. Jumlah total citra yang digunakan adalah 1,940 citra wajah dengan 970 citra wajah kelas laki-laki dan 970 citra wajah kelas perempuan.

3.2 Preprocessing

Tahap ini merupakan tahap awal yang dilakukan setelah mendapatkan citra masukan karena citra masukan yang akan diolah memerlukan beberapa perbaikan. Pertama-tama, citra berwarna akan diubah menjadi citra *grayscale*. Kemudian, citra akan *resize* menjadi beberapa ukuran untuk menemukan ukuran citra yang paling baik.

3.3 Ekstraksi Ciri

Pada tahap ini, citra yang telah melewati tahap *preprocessing* akan dicari karakteristiknya berdasarkan teksturnya menggunakan metode *Local Binary Pattern*. Metode ini bekerja dengan konsep matriks dengan menentukan piksel pusat/tengah pada citra *grayscale* kemudian piksel-piksel tetangganya akan menjadi parameter. Jika nilai piksel tetangganya lebih besar dibandingkan nilai piksel tengah maka akan diberi nilai "1", namun jika nilai piksel tetangganya lebih kecil dibandingkan nilai piksel tengah maka akan diberi nilai "0". Kemudian, kedua matriks tersebut dikalikan sehingga menghasilkan sebuah nilai LBP.

3.4 Klasifikasi

Pada penelitian ini, metode klasifikasi yang digunakan adalah metode *K-Nearest Neighbor*. Tahap klasifikasi merupakan tahap dimana dilakukannya pengelompokkan ciri uji terhadap ciri latih dengan mengidentifikasi kelas laki-laki dan kelas perempuan menggunakan parameter jarak *euclidean*, *manhattan*, *cosine*, *jaccard*, dan *hamming*. Nilai K yang diuji adalah 3 sampai 25.

4. Evaluasi

4.1 Hasil Eksperimen Terhadap Perbandingan Jumlah Data Latih dan Data Uji

Pengujian pertama adalah pengujian akurasi sistem dengan menggunakan perbandingan jumlah data. Terdapat 3 perbandingan pada jumlah data yaitu 50% data latih dan 50% data uji (970 citra latih dan 970 citra uji), 75% data latih dan 25% data uji (1455 citra latih dan 485 citra uji), 80% data latih dan 20% data uji (1552 citra latih dan 388 citra uji). Ukuran citra yang digunakan adalah 100×100 piksel. Nilai parameter LBP yang digunakan adalah $R=1$ dengan $P=8$ dan untuk KNN menggunakan parameter jarak *euclidean distance* dengan $K=3$.

Tabel 1. Hasil pengujian berdasarkan jumlah data

Perbandingan Jumlah Data	Akurasi (%)
50% data latih 50% data uji	73.61

75% data latih 25% data uji	74.23
80% data latih 20% data uji	76.80

Pada tabel 1 dapat dilihat bahwa akurasi tertinggi diperoleh ketika menggunakan perbandingan jumlah data latih 80% dan uji 20% dengan nilai akurasi sebesar 76.80%. Sebaliknya, akurasi terendah diperoleh ketika menggunakan perbandingan jumlah data latih 50% dan uji 50% dengan nilai akurasi sebesar 73.61%. Berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat ditarik kesimpulan bahwa semakin besar jumlah data latih yang digunakan dibandingkan data uji, maka akan semakin besar pula nilai akurasi yang dihasilkan.

4.2 Hasil Eksperimen Terhadap Perbandingan Ukuran Citra

Pengujian kedua adalah pengujian akurasi sistem dengan membandingkan ukuran citra. Terdapat 4 perbandingan pada ukuran citra yaitu ukuran 100×100, 128×128, 256×256, dan 512×512. Pada pengujian ini, data latih yang digunakan sebanyak 1552 citra dan data uji sebanyak 388 citra. Nilai parameter LBP yang digunakan adalah R=1 dengan P=8 dan untuk KNN menggunakan parameter jarak *euclidean distance* dengan K=3.

Tabel 2. Hasil pengujian berdasarkan ukuran citra

Ukuran Citra	Akurasi (%)
100×100	76.80
128×128	73.19
256×256	62.63
512×512	60.57

Pada tabel 2 dapat dilihat bahwa akurasi tertinggi diperoleh ketika menggunakan citra berukuran 100×100 dengan nilai akurasi sebesar 76.80%. Sebaliknya, akurasi terendah diperoleh ketika menggunakan citra berukuran 512×512 dengan nilai akurasi sebesar 60.57%. Berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat ditarik kesimpulan bahwa ukuran citra yang digunakan mempengaruhi nilai akurasi yang dihasilkan.

4.3 Pelatihan

Sebelum dilakukan pengujian, pelatihan dilakukan pada 1552 citra. Tahap ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh dari berbagai parameter yang digunakan pada proses ekstraksi ciri dan klasifikasi. 1552 citra yang digunakan pada tahap ini akan dibagi menjadi data uji dan data validasi dengan menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* dengan nilai $k=5$.

Tahap pertama yang dilakukan adalah mengubah nilai parameter radius (R) dan *sampling point* (P) untuk mengetahui pengaruh parameter tersebut pada metode LBP. Kemudian pada tahap kedua akan dilakukan perubahan parameter jarak dan nilai K untuk mengetahui pengaruh parameter tersebut pada metode KNN. Hasil yang diperoleh pada tahap pelatihan ini adalah nilai rata-rata akurasi yang diperoleh dari 5 percobaan yang dilakukan dan juga untuk mendapatkan nilai parameter terbaik untuk digunakan pada tahap pengujian.

Pada tahap pertama, dilakukan percobaan dengan nilai radius 1, 2, 3, 4 dan nilai *sampling point* 8, 16, 24, 32. Parameter jarak yang digunakan *euclidean distance* dan K=3.

Tabel 3. Hasil pelatihan terhadap nilai R dan P

Radius (R)	Sampling Point (P)	Rata-Rata Akurasi (%)
1	8	76.032

2	8	79.897
2	16	70.749
3	8	76.870
3	16	69.844
3	24	65.202
4	8	74.355
4	16	68.234
4	32	58.635

Berdasarkan tabel 3 nilai rata-rata akurasi tertinggi diperoleh ketika nilai R=2 dan P=8 yaitu sebesar 79.897%. Kemudian dapat dilihat juga bahwa nilai P=8 memiliki nilai rata-rata akurasi tertinggi dibandingkan nilai P lainnya yang memiliki nilai R yang sama.

Selanjutnya pada tahap kedua dilakukan percobaan dengan nilai K 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 17, 19, 21, 23, 25 dan parameter jarak *euclidean*, *manhattan*, *cosine*, *jaccard*, *hamming* dengan nilai R dan P terbaik yang telah diperoleh pada tahap sebelumnya.

Tabel 4. Hasil pelatihan terhadap parameter jarak dan nilai K

		Rata-Rata Akurasi (%)				
		<i>Euclidean</i>	<i>Manhattan</i>	<i>Cosine</i>	<i>Jaccard</i>	<i>Hamming</i>
Nilai K	3	78.868	80.025	79.448	54.190	60.890
	5	80.480	81.186	80.222	52.774	60.954
	7	80.158	81.379	79.706	53.740	62.051
	9	80.415	81.701	79.834	52.838	62.501
	11	80.749	82.475	80.286	53.096	62.694
	13	81.768	82.089	80.995	53.997	64.046
	15	81.317	81.896	80.479	53.738	64.498
	17	80.866	82.153	80.738	52.901	65.400
	19	81.123	82.088	80.737	53.288	65.333
	21	80.930	81.379	80.801	53.676	64.755
	23	80.930	81.702	81.188	53.095	64.819
	25	80.157	82.088	80.865	54.256	65.013

Berdasarkan tabel 4 nilai rata-rata akurasi tertinggi diperoleh ketika menggunakan parameter jarak *manhattan distance* dan nilai $K=11$ yaitu sebesar 82.475%. Berdasarkan tabel di atas, dapat dilihat juga bahwa nilai rata-rata akurasi dengan menggunakan parameter jarak *manhattan* dengan nilai K yang sebanding memiliki nilai tertinggi dibandingkan parameter jarak lainnya. Sebaliknya, nilai rata-rata akurasi dengan menggunakan parameter jarak *jaccard* memiliki nilai terendah dibandingkan dengan parameter jarak lainnya.

4.4 Hasil Pengujian dan Analisis

Pada tahap pengujian, dilakukan dua pengujian yaitu pengujian terhadap citra ideal dan citra tidak ideal. Citra ideal yang dimaksud disini adalah citra wajah yang diambil dari sisi depan dan citra wajah tanpa aksesoris (kacamata). Sedangkan citra tidak ideal adalah gabungan antara citra ideal dengan citra wajah yang diambil dari berbagai sisi dan citra wajah dengan aksesoris (kacamata).

Pengujian pertama dilakukan terhadap citra tidak ideal, pada tahap pengujian ini dilakukan pengujian terhadap data uji yang berjumlah 388 citra yang terdiri dari 202 citra kelas laki-laki dan 186 citra kelas perempuan. Parameter yang digunakan adalah parameter terbaik yang didapat dari proses pelatihan. Nilai parameter R yang digunakan adalah 2 dan nilai parameter P yang digunakan adalah 8 pada LBP, kemudian parameter jarak yang digunakan adalah *manhattan distance* dengan nilai $K=11$ pada KNN.

Tabel 5. Confusion matrix hasil pengujian citra tidak ideal

		Kelas Prediksi	
		Laki-Laki	Perempuan
Kelas Aktual	Laki-Laki	175	27
	Perempuan	40	146

Nilai akurasi yang diperoleh pada tahap pengujian terhadap citra tidak ideal adalah sebesar 82.732% dengan rincian terdapat 175 citra kelas laki-laki yang berhasil diprediksi sesuai dengan kelasnya, 27 citra kelas laki-laki yang salah diprediksi, 146 citra kelas perempuan yang berhasil diprediksi sesuai dengan kelasnya, dan 40 citra kelas perempuan yang salah diprediksi.

Pengujian selanjutnya dilakukan terhadap citra ideal, pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap data uji yang berjumlah 129 citra yang terdiri dari 71 citra kelas laki-laki dan 58 citra kelas perempuan. Parameter yang digunakan pada pengujian ini sama dengan parameter yang digunakan pada pengujian citra tidak ideal.

Tabel 6. Confusion matrix hasil pengujian kelas citra ideal


		Kelas Prediksi	
		Laki-Laki	Perempuan
Kelas Aktual	Laki-Laki	65	6
	Perempuan	11	47

Nilai akurasi yang diperoleh pada tahap pengujian terhadap citra ideal adalah sebesar 86.821% dengan rincian terdapat 65 citra kelas laki-laki yang berhasil diprediksi sesuai dengan kelasnya, 6 citra kelas laki-laki yang salah diprediksi, 47 citra kelas perempuan yang berhasil diprediksi sesuai dengan kelasnya, dan 11 citra kelas perempuan yang salah diprediksi.


Berdasarkan tabel *confusion matrix* di atas, dapat dilihat bahwa dengan menggunakan data citra tidak ideal terdapat 27 citra kelas laki-laki yang diprediksi sebagai citra kelas perempuan dan terdapat 40 citra kelas

perempuan yang diprediksi sebagai citra kelas laki-laki. Sedangkan dengan menggunakan data citra ideal terdapat 6 citra kelas laki-laki yang diprediksi sebagai citra kelas perempuan dan terdapat 11 citra kelas perempuan yang diprediksi sebagai citra kelas laki-laki. Selain itu, berdasarkan pengujian yang dilakukan dapat dilihat bahwa nilai akurasi hasil pengujian dengan menggunakan data citra tidak ideal lebih rendah dibandingkan dengan menggunakan data citra ideal, hal ini dapat dikarenakan terdapat aksesoris pada beberapa citra sehingga membuat noise pada citra tersebut semakin tinggi.

Tabel 7. Contoh citra salah prediksi data citra tidak ideal

No.	Citra Asli	Kelas Aktual	Kelas Prediksi
1.		Perempuan	Laki-laki
2.		Perempuan	Laki-laki
3.		Laki-laki	Perempuan
4.		Perempuan	Laki-Laki
5.		Laki-laki	Perempuan

Tabel 8. Contoh citra salah prediksi data citra ideal

No.	Citra Asli	Kelas Aktual	Kelas Prediksi
1.		Perempuan	Laki-laki

2.		Laki-laki	Perempuan
3.		Laki-laki	Perempuan
4.		Perempuan	Laki-Laki
5.		Laki-laki	Perempuan

5. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat diambil kesimpulan bahwa metode ekstraksi ciri *Local Binary Pattern* (LBP) dan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN) dapat diterapkan dalam membangun sistem pengenalan *gender* berdasarkan citra wajah. Terdapat beberapa hal yang dapat mempengaruhi nilai akurasi dari sistem, seperti perbandingan jumlah data latih dengan data uji, ukuran citra, parameter radius (R) dan parameter *sampling point* (P) pada metode LBP, serta parameter jarak dan nilai K pada metode KNN. Berdasarkan hasil pengujian pada penelitian ini, nilai akurasi terbaik pada data citra tidak ideal adalah 82.732% dengan nilai parameter R=2, P=8, K=11, serta parameter jarak *manhattan distance*. Sedangkan pada data citra ideal, nilai akurasi terbaik adalah 86.821% dengan menggunakan parameter yang sama dengan pengujian pada citra tidak ideal.

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, saran untuk penelitian kedepannya adalah untuk menambah variasi data yang digunakan, gunakan metode ekstraksi ciri dan klasifikasi lainnya, dan menambahkan tahap *pre-processing* lain untuk mendapatkan hasil yang lebih baik.

Reference

- [1] T. Ko. (2005). Multimodal Biometric Identification for Large User Population Using Fingerprint, Face and Iris Recognition. *Proceedings of the 34th Applied Imagery and Pattern Recognition Workshop (AIPRO5)*.
- [2] T. M. Adepoju, M. O. Oladele, A. Adekiigbe, O.A. Ayofe. (May 2018). Gender Classification based on Local Binary Pattern and K-Nearest Neighbour. *Proceedings of International Conference on Global and Emerging Trends (ICGET) 2018*, (pp. 74-78).
- [3] S. Rani, D. Saepudin. (2013). Klasifikasi Jenis Kelamin Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Algoritma Adaboost-SVM. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia*, (pp. 06-13-06-18).
- [4] B. Moghaddam, M. Yang. (May 2002). Learning Gender with Support Faces. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, (24(5):707-711).
- [5] C. BenAbdelkader, P. A. Griffin. (2005). A Local Region-based Approach to Gender Classification from Face Images. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*.
- [6] A. Lapedriza, M. J. Marin-Jimenez, J. Vitria. (2006). Gender Recognition in Non Controlled Environments. *18th International Conference on Pattern Recognition*, (pp. 3:834-837).
- [7] P. Choirina, R. A. Asmara. (Aug 2016). Deteksi Jenis Kelamin Berdasarkan Citra Wajah Jarak Jauh dengan Metode Haar Cascade Classifier. *Jurnal Informatika Polinema*, (pp. 2(4): 164-169).
- [8] T. Maenpaa. (Aug 2003). The local binary pattern approach to texture analysis-extensins and applications. Oulu, Finlandia: *Infotech Oulu and Department of Electrical and Information Engineering, University of Oulu*.

- [9] Z. H. Shah, Dr. V. Kaushik. (May 2016). Feature Extraction using Local Binary Pattern: An Application for Illumination Invariant Facial Expression Recognition. *International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology (IJLTET)*, (pp. 7(1):482-488).
- [10] E. Prakasa. (Nov 2015). Texture Feature Extraction by Using Local Binary Pattern. *Jurnal INKOM*, (pp. 9(2):45-48).
- [11] I. L. Kambi Beli, C. Guo. (2017). Enhancing Face Identification Using Local Binary Patterns and K-Nearest Neighbors. *Journal of Imaging*, (pp. 3(3)).
- [12] Dhriti, M. Kaur. (Dec 2012). K-Nearest Neighbor Classification Approach for Face and Fingerprint at Feature Level Fusion. *International Journal of Computer Applications*, (pp. 60(14):13-17).

