



Illumination Invariant Face Recognition

Regina Lionnie*, Mochamad Miftakhul Huda, Mudrik Alaydrus

Teknik Elektro, Universitas Mercu Buana

Jl. Meruya Selatan, Jakarta 11650, Indonesia

*Email Penulis Koresponden: regina.lionnie@mercubuana.ac.id

Abstrak:

Face recognition adalah bidang penelitian yang selalu menjadi topik penelitian dengan peminatan yang sangat besar. Berbagai potensial pengembangan aplikasi, dari sistem keamanan individu hingga untuk sistem control dan sistem surveillance. Algoritma pengenalan wajah telah diusulkan oleh banyak peneliti. Metode pengenalan wajah dengan performa yang baik seperti *eigenfaces*, *fisherfaces*, jaringan saraf tiruan, *elastic bunch graph matching*, *laplacian faces*, dan lainnya. Performa dari algoritma ini awalnya diuji pada gambar wajah yang dikumpulkan di bawah lingkungan kontrol yang baik pada kondisi studio dan pencahayaan yang diatur, dan karenanya, sebagian besar mengalami kesulitan dalam mengatasi gambar alami, yang dapat ditangkap di bawah kondisi pencahayaan, pose, dan ekspresi wajah yang sangat bervariasi. Situasi menjadi lebih menantang ketika kombinasi variasi ini harus ditangani secara bersamaan. Kondisi pencahayaan berbeda menimbulkan hambatan vital dalam sistem pengenalan karena mereka sangat mempengaruhi penampilan gambar wajah dan meningkatkan variasi antar kelas. Pada penelitian ini, telah dibangun sistem pengenalan wajah menggunakan *Local Binary Pattern* (LBP) dengan total gambar pada basis data sebanyak 400 gambar yang diambil dari 25 kelas/responden. Menggunakan *2-fold cross validation* dan jarak Euclidean, presisi tertinggi yang diraih system adalah sebesar 87,98% dengan variasi ekualisasi histogram tanpa menggunakan LBP.

This is an open access article under the [CC BY-NC](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/) license



Katakunci:

Biometric;
Face Recognition;
Illumination;
Local Binary Pattern;
Pengenalan Wajah;

Riwayat Artikel:

Diserahkan 8 Juni 2020
Direvisi 3 Agustus 2020
Diterima 11 Agustus 2020
Dipublikasi 8 Desember 2020

DOI:

10.22441/incomtech.v10i3.8466

1. PENDAHULUAN

Seseorang yang baru saja berkenalan mungkin sering lupa akan nama seseorang yang baru ia kenal, tetapi ia jarang melupakan wajahnya. Meskipun setiap manusia memiliki set komponen wajah yang sama, seperti mata, hidung, telinga, dan bibir, wajah manusia juga menunjukkan sifat yang berbeda. *Face recognition* adalah bidang penelitian yang selalu menjadi topik penelitian dengan animo yang sangat

besar. Berbagai potensial pengembangan aplikasi, dari sistem keamanan individu hingga untuk sistem kontrol dan sistem *surveillance*.

Algoritma pengenalan wajah telah diusulkan oleh banyak peneliti. Metode pengenalan wajah dengan performa yang baik seperti *eigenfaces* [1], *fisherfaces* [2], jaringan saraf tiruan [3], *elastic bunch graph matching* [4], *Laplacian faces* [5], dan lainnya [6], [7]. Performa dari algoritma ini awalnya diuji pada gambar wajah yang dikumpulkan di bawah lingkungan kontrol yang baik pada kondisi studio dan pencahayaan yang diatur, dan karenanya, sebagian besar mengalami kesulitan dalam mengatasi gambar alami, yang dapat ditangkap di bawah kondisi pencahayaan, pose, dan ekspresi wajah yang sangat bervariasi. Situasi menjadi lebih menantang ketika kombinasi variasi ini harus ditangani secara bersamaan.

Kondisi pencahayaan berbeda menimbulkan hambatan vital dalam sistem pengenalan karena mereka sangat mempengaruhi penampilan gambar wajah dan meningkatkan variasi antar kelas. Gambar 1 memberikan contoh variasi pose pencahayaan dan ekspresi wajah yang bersamaan memberikan variasi dan mempersulit sistem pengenalan wajah.



Gambar 1. *Extended Yale Dataset B* sebagai contoh variasi pose, pencahayaan dan ekspresi pada sistem pengenalan wajah [8][9]

Berbagai pendekatan telah diusulkan untuk mengatasinya dengan masalah pencahayaan yang bervariasi. Metode-metode ini umumnya jatuh ke dalam tiga kategori besar, yaitu pra-proses, representasi fitur invariant dan klasifikasi. Pada penelitian ini akan digunakan metode ekstraksi fitur *Local Binary Pattern* (LBP) dengan 256 total fitur pada histogram LBP. Model pra-proses yang diuji merupakan variasi dari ekualisasi histogram, tapis gaussian dan median untuk tapis lolos bawah dan tapis lolos atas. Klasifikasi menggunakan jarak *Euclidean* dengan metode statistik validasi silang dua lipat (*2-cross fold validation*). Hasil akurasi system berupa presisi keakuratan dalam persentase.

2. MATERIAL DAN METODE

Agar dapat memahami perkembangan penelitian pada topik ini, telah dilakukan beberapa studi literatur untuk metode pengenalan wajah yang membahas pada

kategori pra proses dan representasi fitur invariant yang tahan terhadap variasi pose, pencahayaan dan ekspresi.

Pada [9] digunakan metode principal component analysis untuk sebagai metode ekstraksi fitur yang dapat melakukan reduksi dimensi. Dengan hasil sekitar 76 persen dalam performa presisi keakuratan sistem dengan menggunakan basis data *Cropped Extended Yale Face Data Base B* [8,9]. Variasi pada [10] digunakan metode pra-proses ekualisasi histogram, hasil sistem pengenalan wajah didapatkan performa yang lebih baik jika pada sistem pengenalan digunakan metode pra proses histogram ekualisasi.

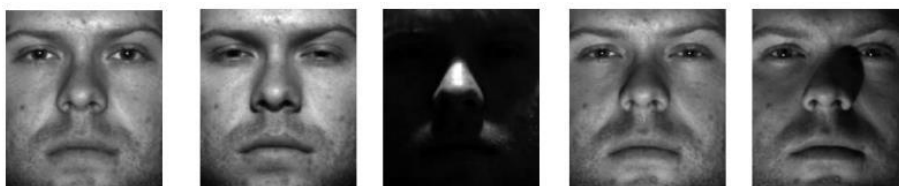
Pada [11] pengenalan wajah dengan variasi pose, pencahayaan dan ekspresi didalam menggunakan metode convolutional neural network. Keunggulan metode ini adalah kemampuannya dapat mempelajari pola local yang sangat berguna ketika variasi antar kelas dari basis data ini besar. Hasil dari penelitian pada [10] bahwa performa sistem pengenalan bersaing dengan metode yang populer seperti LBP, *wavelet transform* dan *logarithmic wavelet transform*.

Pada [12] pengenalan wajah pada kategori representasi fitur invariant menggunakan metode *Local Gravitation Force Angle* (LGFA) untuk pengenalan wajah illumination invariant. Menggunakan basis data CMU-PIE *database* dan *Extended Yale B database* hasil yang didapat pada penelitian di [12] adalah keakuratan sistem 98-99%. Pada [13] kategori representasi fitur invariant jatuh pada metode *gradient based*, LBP dan metode berbasis *retinex theory*.

Pada [14], metode yang digunakan LBP dan *Local Binary Pattern Histogram* (LBPH). Basis data yang digunakan adalah *Extended Yale Face Database B*. Hasil yang di dapat sebesar 96,45%. Kelebihannya adalah menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi ketika latar belakang wajah yang rumit, sedangkan kekurangannya adalah Waktu yang dibutuhkan lebih banyak dan cenderung mencapai batas menjelang akhir. Pada [15] menggunakan metode LBP. Menggunakan basis data *Alex-Robert (AR) end Yale face database*. Hasil yang di dapat AR adalah 99,90% sedangkan *Yale database* 92%. Kelebihannya adalah Algoritma bekerja lebih baik pada basis data RA dan Yale dalam hal verifikasi identitas, sedangkan kekurangannya waktu yang dibutuhkan lebih lama.

2.1. Basis Data Pengenalan Wajah: *Extended Yale Dataset B* [8,9]

Basis data wajah yang digunakan dan merepresentasikan variasi pose, pencahayaan dan ekspresi. Gambar 2 memperlihatkan variasi inter kelas dalam satu responden yang sama. Terdapat total 400 gambar dari 25 responden dengan 9 pose dan 64 kondisi pencahayaan dari basis data ini. Masing-masing responden akan diambil 16 variasi, sehingga total gambar yang ada pada basis data penelitian ini adalah 25x16gambar sama dengan 400 gambar.



Gambar 2. Variasi pose, pencahayaan dan ekspresi dalam kelas atau responden yang sama [8][9]

2.2. Sistem Pengenalan Wajah

Pada dasarnya sebuah sistem pengenalan akan terdiri dari 3 proses, yaitu pra proses, ekstraksi fitur dan klasifikasi. Kategori yang difokuskan pada penelitian kali ini akan terdapat pada pra proses dan representasi fitur yang invariant terhadap variasi. Penelitian yang akan diusulkan adalah berupa sebuah sistem pengenalan pola dimana masukkan berupa basis data gambar digital wajah *Extended Yale Dataset B* [8][9] dan keluaran berupa keputusan atau hasil identifikasi berupa performa keakuratan sistem dalam persentase presisi.

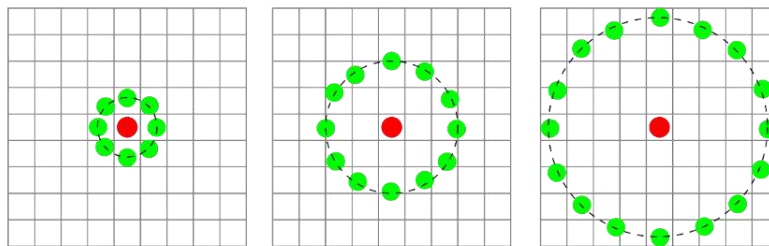
Tahap pertama yaitu pra proses digunakan untuk menyiapkan citra input agar berubah menjadi bentuk yang lebih mudah digunakan pada proses berikutnya. Tahap awal pra proses ini menggunakan ekualisasi histogram, tapis gaussian dan median untuk tapis lolos bawah dan tapis lolos atas. Tahap kedua yaitu ekstraksi fitur akan menggunakan metode LBP yang termasuk pada kategori representasi fitur invariant. Penjelasan yang lebih detail akan dijelaskan pada subbab 3.3. Tahap ketiga yaitu klasifikasi menggunakan jarak Euclidean dan validasi silang dua lipit dilakukan untuk dapat menghitung keakuratan sistem dalam melakukan pengenalan pola rambut androgenik. Proses klasifikasi akan menghitung jarak di antara data pengujian (*testing set*) dan data simpanan yang terdapat di basis data (*training set*) sedangkan validasi silang akan menguji sistem pengenalan untuk *testing* dan *training set* yang acak sehingga sistem dapat teruji realibilitas dan validitasnya. Keluaran sistem berupa akurasi sistem pengenalan wajah berupa presentasi presisi keakuratan sistem.

2.3 Local Binary Pattern (LBP)

LBP merupakan sebuah deskriptor visual yang termasuk dalam kategori representasi fitur invariant. Jika digabungkan dengan *Histogram of Oriented gradient* (HOG) dapat meningkatkan performa deteksi untuk beberapa basis data. Cara kerja dari LBP adalah dengan membandingkan pusat sebuah kernel piksel atau pusat matriks dengan nilai piksel tetangganya. Jika mengambil kernel 3x3 seperti pada Gambar 3 (kiri), maka pusat kernel (piksel merah) akan dibandingkan dengan piksel tetangga (hijau) dengan arah berlawanan dengan arah jarum jam, setiap nilai akan dibandingkan. Jika nilai pusat piksel (merah) lebih besar dibanding nilai piksel tetangga maka ditandai dengan nilai '0' selain itu diberi nilai '1'. Oleh sebab itu kernel 3x3 akan menghasilkan delapan (8) digit nomor biner (nol atau satu) data hasil perbandingan. Kemudian langkah selanjutnya adalah hitung histogram (kemunculan) seberapa sering angka assign nol atau satu muncul. Histogram ini dapat dilihat sebagai fitur vektor dengan dimensi 256. Fitur vektor ini nantinya dapat dibandingkan dengan fitur vektor basis data lainnya dengan tahap klasifikasi menggunakan jarak Eulidean. Persamaan (1) menunjukkan proses matematik dari proses *local binary pattern* (LBP).

$$LBP_{P,R}(x,y) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) * 2^p \quad (1)$$

$$s(x) \begin{cases} 1; & x \geq 0 \\ 0; & < 0 \end{cases}$$



Gambar 3. Contoh Kernel pada Local Binary Pattern [16]

3. HASIL PENELITIAN

Hasil penelitian dirangkum pada Tabel 1. Pada Tabel 1 dapat dilihat variasi metode pra proses yang digunakan adalah ekualisasi histogram, tapis Gaussian, tapis lolos atas dan tapis median. Sistem pengenalan wajah dengan total 400 gambar diuji dengan parameter LBP dan tanpa LBP. Klasifikasi menggunakan jarak Euclidean tetangga terdekat dan metode statistik validasi silang untuk proses dua lipat. Pada proses dua lipat, sistem pengenalan akan mengacak gambar yang ada pada basis data dan membagi set pelatihan dan pengujian menjadi dua lipat sama banyak. Jika total basis data terdapat 400 gambar maka akan dibagi dua sama rata, dengan 200 gambar acak pada set pelatihan dan 200 gambar acak sisanya pada set pengujian. Lalu pada tahap kedua, gambar acak tersebut akan dibalik yang awalnya untuk pengujian menjadi pelatihan dan yang awalnya pelatihan akan menjadi pengujian. Lalu proses ini akan diulang sebanyak 10 kali proses algoritma berjalan. Simulasi menggunakan aplikasi Matlab 2016 dengan RAM komputer 16GB.

Pada Tabel 1 dapat dilihat pula metode pra-proses yang paling mempengaruhi keakuratan sistem adalah menggunakan tapis lolos atas pada variasi menggunakan parameter LBP dan ekualisasi histogram dengan parameter tanpa menggunakan LBP. Tapis lolos atas adalah tapis yang meloloskan frekuensi tinggi dan menapis atau menahan frekuensi rendah. Pada pengolahan citra digital, frekuensi tinggi ini berupa detil dan fitur dari gambar wajah. Dengan menggunakan LBP, metode pra proses tapis lolos atas dapat memperbaiki keakuratan sistem sebanyak hingga kurang lebih 7%. Di lain sisi, ketika keakuratan sistem pengenalan dilakukan tanpa menggunakan LBP, ekualisasi histogram dapat memperbaiki penyebaran atau distribusi skala keabuan pada sebuah citra digital yang dapat meningkatkan kontras dari sebuah gambar. Metode pra proses ini dapat memperbaiki sistem pengenalan hingga kurang lebih 9%.

Jika dibandingkan dari hasil penelitian pada [10] yang menggunakan basis data yang sama tetapi menggunakan metode analisis komponen utama (PCA) mendapatkan hasil penelitian sebesar kurang lebih 76% presisi, tentunya dibandingkan metode LBP yang digunakan peneliti dengan total 256 histogram pada penelitian ini hasilnya jauh (38,33%). Dari kedua metode ekstraksi fitur ini, sistem pengenalan wajah yang dibangun memberikan keakuratan tertinggi jika dilakukan tanpa menggunakan metode ekstraksi fitur apapun.

Tabel 1. Hasil Presisi (dalam %) Keakuratan Sistem Pengenalan Wajah

Presisi (%)	tanpa pra-proses	ekualisasi histogram	tapis Gaussian	tapis lolos atas	tapis median
dengan LBP	38,93	38,33	39,18	45,2	30,9
tanpa LBP	78,83	87,98	74,35	83,2	77,85

4. KESIMPULAN

Pada penelitian ini telah dibangun sistem pengenalan wajah menggunakan LBP dan variasi ekualisasi histogram, tapis gaussian dan median untuk tapis lolos bawah dan tapis lolos atas untuk metode pra proses. Hasil yang didapatkan berupa

keakuratan tertinggi pada sistem pengenalan wajah adalah 87,98% keakuratan tanpa menggunakan parameter LBP dan menggunakan metode ekualisasi histogram untuk metode pra proses.

REFERENSI

- [1] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *J. Cognitive Neurosci.*, vol. 3, no. 1, pp. 71–86, 1991, DOI: 10.1162/jocn.1991.3.1.71
- [2] P. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman, "Eigenfaces vs. fisher-faces: Recognition using class specific linear projection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 19, no. 7, pp. 711–720, July 1997, DOI: 10.1109/34.598228.
- [3] S. Lawrence, C. L. Giles, A. Tsoi, and A. Back, "Face recognition: A convolution neural-network approach," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 8, no. 1, pp. 98–113, 1997, DOI: 10.1109/72.554195
- [4] L. Wiskott, J. M. Fellous, N. Kruger, and C. V. Malsburg, "Face recognition by elastic bunch graph matching," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 19, no. 7, pp. 775–779, 1997.
- [5] X. He, X. Yan, Y. Hu, P. Niyogi, and H. Zhang, "Face recognition using Laplacianfaces," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 27, no. 3, pp. 328–340, March 2005. DOI: 10.1109/TPAMI.2005.55.
- [6] B. Moghaddam, T. Jebara, and A. Petland, "Bayesian face recognition," *J. Pattern Recognit.*, vol. 33, no. 11, pp. 1771–1782, 2000, DOI: 10.1016/S0031-3203(99)00179-X
- [7] G. Guo, S. Li, and K. Chan, "Face recognition by support vector machines," in *Proc. IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (AFGR '00)*, 2000, pp. 196–201, DOI: 10.1109/AFGR.2000.840634
- [8] A. S. Georghiades, P. N. Belhumeur, and D. Kriegman, "From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 23, no. 6, pp. 643– 660, June 2001, DOI: 10.1109/34.927464.
- [9] K. C. Lee, J. HO and D. J. Kriegman, "Acquiring linier subspaces for face recognition under variabel lighting," in *IEE Trans. Pattern Analysis And machine Intell*, vol. 27, no. 5, pp. 684-698, May 2005, DOI: 10.1109/TPAMI.2005.92
- [10] R. Lionnie and M. Alaydrus, "Biometric identification system based on Principal Component Analysis," *2016 12th International Conference on Mathematics, Statistics, and Their Applications (ICMSA)*, Banda Aceh, 2016, pp. 59-63, DOI: 10.1109/ICMSA.2016.7954309
- [11] N. P. Ramaiah, E. P. Ijjina, & C. K. Mohan, "Illumination invariant face recognition using convolutional neural networks". In *2015 IEEE International Conference on Signal Processing, Informatics, Communication and Energy Systems (SPICES)*, Kozhikode, 2015, pp. 1-4, DOI: 10.1109/SPICES.2015.7091490
- [12] H. Roy, D. Bhattacharjee, "Local-gravity-face (LG-face) for illumination-invariant and heterogeneous face recognition." *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 11(7), 1412-1424. 2016
- [13] R. M. Makwana, "Illumination invariant face recognition: a survey of passive methods." *Procedia Computer Science*, vol. 2, pp. 101-110, 2010, DOI: 10.1016/j.procs.2010.11.013
- [14] C. H. Yeh, C. F. Chen, and C. C. Lin. "High-performance Two-stage Face Recognition Algorithm for Reduced Illumination Effect." *Sensors and Materials* 31.9 (2019): 2771-2776.
- [15] G. Benitez-Garcia, M. Nakano-Miyatake, J. Olivares-Mercado, H. Perez-Meana, Sanchez-Perez, & K. Toscano-Medina, "A low complexity face recognition scheme based on down sampled local binary patterns." *Int. Arab J. Inf. Technol.*, vol. 16, no. 3, pp. 338-347, 2019.
- [16] L. Wang and D. C. He, "Texture Classification Using Texture Spectrum", *Pattern Recognition*, vol. 23, no. 8, pp. 905 – 910, 1990, DOI: 10.1016/0031-3203(90)90135-8