

PENGENALAN CITRA WAJAH DENGAN VARIASI ILUMINASI MENGUNAKAN PRA-PEMROSESAN TAN AND TRIGGS DAN METODE KLASIFIKASI ROBUST REGRESSION

Eva Yulia Puspaningrum¹, Nanik Suciati², Anny Yuniarti³

^{1,2,3}Teknik Informatika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, Indonesia

Email: evayulia@gmail.com¹, nanik@if.its.ac.id², anny@if.its.ac.id³

Abstrak. *Pengenalan citra wajah dengan variasi iluminasi dianggap sebagai salah satu masalah penting di bidang pengenalan wajah karena variasi yang disebabkan oleh pencahayaan lebih signifikan dari pada ciri fisik wajah individu sendiri. Salah satu pendekatan untuk memecahkan masalah ini adalah dengan metode klasifikasi Robust Regression. Dalam penelitian ini metode Robust Regression dengan menggunakan teknik pra pemrosesan Tan and Triggs (TT) dapat menghasilkan kinerja yang cukup handal. Pengujian dilakukan dengan menggunakan 2 basisdata standar yaitu CMU-PIE dan Yale Face B. Berdasarkan uji coba yang dilakukan, penggunaan pra pemrosesan TT pada robust regression menghasilkan tingkat akurasi yang lebih unggul daripada penggunaan pra pemrosesan Histogram Equalization (HE). Pada CMU PIE Face Database pencahayaan frontal dengan pra proses HE akurasi sebesar 97,30% sedangkan dengan TT akurasi sebesar 97,82%. Pada kondisi pencahayaan ekstrim akurasi yang diperoleh HE sebesar 99,66% sedangkan TT sebesar 100%. Selain itu, dari hasil uji coba database lain yaitu dengan Yale Face Database B 50x50 akurasi menggunakan HE sebesar 84,7 % sedangkan dengan TT sebesar 93,95%.*

Kata Kunci: *Pengenalan Wajah, Normalisasi Iluminasi, Robust Regression, Tan and Triggs.*

Sistem biometrik merupakan teknologi pengenalan dengan menggunakan bagian tubuh atau perilaku manusia yang memiliki keunikan. Identifikasi biometrik didasarkan pada karakteristik alami manusia, yaitu karakteristik fisiologis seperti wajah, sidik jari, suara, telapak tangan, dan retina mata. Sistem biometrik telah menjadi pilihan untuk mengenali identitas seseorang, sebagai pengganti proses otentikasi dan pemberian hak akses data berdasarkan *password*, PIN, *smart card*, dan sebagainya (Jafri dkk, 2009). Salah satu bagian sistem biometrik yang banyak digunakan adalah pengenalan wajah karena untuk mendapatkan data (citra wajah) relatif lebih mudah dapat diperoleh dengan kamera (Jain dkk, 2002). Pengenalan wajah telah menarik banyak perhatian dalam bidang aplikasi keamanan, forensik, investigasi, dan penegakan hukum. Dalam dekade terakhir, banyak penelitian yang diusulkan dalam bidang pengenalan wajah untuk menangani variasi pencahayaan (Han dkk, 2012).

Pengenalan citra wajah dengan variasi pencahayaan yang kuat adalah salah satu yang paling menantang dan penting di bidang pengenalan wajah, dan telah terbukti bahwa variasi yang disebabkan oleh pencahayaan lebih signifikan daripada ciri fisik wajah individu itu sendiri (Yael dkk, 1997). Begitu pula menurut Hu (2011), variasi iluminasi lebih berpengaruh

pada pengenalan wajah dibandingkan dengan variasi lainnya, misalnya posisi atau ekspresi. Pada kondisi pencahayaan yang kompleks, masalah ini belum sepenuhnya terpecahkan dalam sistem pengenalan wajah (Makwana dkk, 2011). Menurut Han dkk (2012) variasi pencahayaan di wajah tidak hanya menurunkan kinerja pencocokan wajah tetapi juga akurasi deteksi wajah, yang merupakan langkah pertama dalam sistem pengenalan wajah.

Banyak pendekatan yang telah dilakukan untuk memecahkan masalah pengenalan wajah ini. Salah satunya adalah Robust Regression (Naseem dkk, 2012) konsep dasar bahwa pola-pola kelas dari suatu set citra wajah berada pada subruang linear, kemudian dikembangkan model linear dari citra uji yang ingin dikenali sebagai kombinasi linier dari citra-citra latih. Pada pendekatan Robust Regression, tahap pra pemrosesan menggunakan Histogram Equalization untuk melakukan normalisasi iluminasi pada citra wajah memperlihatkan tingkat akurasi yang cukup tinggi (Naseem dkk, 2012).

Berkaitan dengan masalah pengenalan wajah yang dipengaruhi oleh variasi iluminasi, sebuah penelitian yang dilakukan oleh Han dkk (Han dkk, 2012) telah membandingkan 12 macam metode pra pemrosesan untuk masalah iluminasi. Hasil uji coba pada penelitian tersebut menunjukkan bahwa penggunaan

teknik Tan and Triggs (TT) pada tahap pra pemrosesan dapat menghasilkan kinerja pengenalan wajah yang lebih baik dari teknik pra pemrosesan lainnya, termasuk Histogram Equalization.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan oleh Han dkk (2012) tersebut, maka pada tesis ini diusulkan mengenai penggunaan teknik Tan and Triggs (TT) pada tahap pra pemrosesan pengenalan wajah dengan menggunakan metode Robust Regression, menggantikan teknik Histogram Equalization. Secara teoritis, dengan diketahui bahwa penggunaan teknik Tan and Triggs (TT) pada sejumlah metode pengenalan wajah lebih memberikan tingkat akurasi pengenalan wajah yang lebih baik dibandingkan dengan penggunaan Histogram Equalization, maka bisa diperoleh hipotesis bahwa penggunaan teknik TT pada Robust Regression diharapkan memberikan tingkat akurasi pengenalan wajah yang lebih baik.

I. Metodologi

Robust Regression

Pada sistem pengenalan wajah, citra wajah akan direpresentasikan menjadi vektor berdimensi kecil pada ruang berukuran a x b. Vektor berdimensi kecil tersebut harus mampu merepresentasikan wajah dari setiap subyek dengan baik. Dua citra wajah yang berbeda berasal dari satu orang yang sama harus bisa dikenali sebagai satu kelas yang sama (Naseem dkk, 2012).

Pada metode robust regression ini, tahap training akan menghasilkan sebuah prediktor untuk masing-masing kelas. Citra wajah berukuran a x b pada kelas i dilakukan proses grayscale untuk masing-masing citra m. Citra m akan dilakukan proses downsample untuk menurunkan jumlah piksel sehingga menghasilkan ukuran yang lebih kecil. Selanjutnya dari citra tersebut dirubah menjadi vektor $w(i,m)$. Masing-masing citra vektor tersebut akan dilakukan normalisasi citra $w(i,m)$ sehingga nilai maksimum pikselnya adalah 1. Setelah itu untuk setiap kelas i digabungkan vektor $w(i,m)$ menjadi $X(i) = [w(i,1) w(i,2) \dots w(i,p(i))]$ dimana $p(i)$ adalah jumlah data citra yang ditraining untuk kelas i. Dari gabungan tersebut akan menghasilkan sebuah prediktor untuk masing-masing kelas $X(i)$.

Tahapan kedua disebut tahap pengujian (testing) yang bertujuan untuk

mengklasifikasikan data uji ke dalam salah satu kelas menggunakan model (predictor) yang telah dibangun pada tahap training. Pada tahap testing, citra wajah z berukuran a x b dilakukan proses grayscale dan proses downsample. Selanjutnya dari citra tersebut dirubah menjadi vektor y. Selanjutnya, matriks citra tersebut akan dilakukan normalisasi sehingga nilai maksimum pikselnya adalah 1. Dengan menggunakan prediktor $X(i)$ masing-masing kelas dari hasil tahap training, lakukan regresi matriks tersebut dengan vektor citra testing dengan menggunakan estimasi Huber. Persamaan umum dari model linear

$$y = X(i) * \beta(i) \tag{1}$$

Untuk setiap kelas i, akan dilakukan prediksi vektor respon dimana citra prediksi $ypred(i) = X(i) * \beta(i)$. Untuk setiap kelas i, estimasikan nilai $\beta(i)$ menggunakan Robust Huber, sehingga estimasi menjadi

$$\beta(i) = (X^T W X)^{-1} X^T W y \tag{2}$$

Setelah dilakukan prediksi vektor respon dimana citra prediksi $ypred(i) = X(i) * \beta(i)$. Maka dihasilkan citra prediksi $ypred(i)$ yang akan dihitung jarak antara citra inputan y dengan citra prediksi $ypred(i)$ untuk setiap kelas i yaitu $d(i) = ||y - ypred(i)||$. Sehingga akan diperoleh prediksi kelas citra y dengan jarak yang paling kecil $arg \min i(d(i))$.

Tan And Triggs

Teknik yang diusulkan Tan dan Triggs adalah salah satu teknik normalisasi iluminasi yang disajikan dalam pra pemrosesan sederhana dan efisien, dengan serangkaian langkah-langkah seperti Gamma Correction, Difference of Gaussian (DoG), Masking, dan Contrast Equalization untuk mengekstrak pencahayaan fitur sensitif dalam pengenalan wajah (Han dkk, 2012).



Gambar 1. Tahapan pra pemrosesan pada citra wajah (Tan dkk, 2010)

Gamma Correction adalah transformasi tingkat abu-abu yang menggantikan setiap pixel dengan intensitas I di gambar Iy untuk $0 \leq \gamma \leq 1$

atau $\log(I)$ jika $\gamma = 0$, dimana parameter akan ditetapkan oleh pengguna. Tahap ini berguna untuk meningkatkan rentang dinamis lokal gambar dalam gelap atau daerah gelap dan mengkompresi di daerah cerah. *Gamma Correction* tidak menghapus pengaruh gradien intensitas keseluruhan seperti efek bayangan. Efek dari bagian yang terkena bayangan menghasilkan informasi yang rendah karena variasi pencahayaan. Sehingga diperlukan adanya filter untuk menyaring informasi bermanfaat dan informasi insidental, sehingga akan membantu dalam proses pengenalan dan meningkatkan kinerja sistem. Untuk proses selanjutnya *Difference of Gaussian (DoG) filtering*, adalah suatu filter dengan nilai pembobotan pada setiap piksel dipilih berdasarkan bentuk fungsi Gaussian. Filter ini digunakan untuk menghilangkan noise yang bersifat sebaran normal, yang banyak dijumpai pada citra dengan variasi iluminasi.

Setelah melalui tahap filtering, maka langkah terakhir dari rantai prapemrosesan ini adalah dengan *Contrast Equalization* akan meratakan ukuran intensitas gambar untuk standarisasi ukuran kontras keseluruhan. Tahap ini merupakan estimator yang handal karena pada citra biasanya mengandung nilai ekstrim yang dihasilkan oleh pencahayaan, seperti daerah gelap kecil contoh lubang hidung. Dalam tahap ini terdapat dua pendekatan sebagai berikut:

$$I(x, y) \leftarrow \frac{I(x, y)}{(\text{mean}(|I(x', y')|^{\alpha}))^{1/\alpha}} \quad (3)$$

$$I(x, y) \leftarrow \frac{I(x, y)}{(\text{mean}(\min(\tau, |I(x', y')|)^{\alpha}))^{1/\alpha}} \quad (4)$$

Di sini α adalah nilai eksponen yang dapat mengurangi pengaruh nilai yang besar, sedangkan τ adalah threshold yang digunakan untuk memotong nilai setelah tahap pertama normalisasi, dan mean adalah nilai rata-rata dari keseluruhan gambar. Nilai patokan yang digunakan adalah $\alpha = 0,1$ dan $\tau = 10$

II. Hasil dan Pembahasan

Data uji coba pada penelitian ini menggunakan 2 basisdata citra standar, yaitu CMU-PIE Face Database dan Yale Face Database B 50x50. CMU-PIE Face Database yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas 68 individu dan 21 Kondisi Iluminasi per

individu sedangkan Yale Face Database B 50x50 yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas 10 individu dan 64 Kondisi Iluminasi per individu. Ada beberapa skenario berbeda yang harus dilakukan pada proses uji coba terhadap 2 basisdata tersebut. Skenario uji coba pada CMU-PIE Face Database dapat dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 2, dibedakan berdasarkan kondisi pencahayaan.

Tabel 1. Skenario pada CMU-PIE Face Database dengan kondisi pencahayaan frontal

No.	Citra Training	Citra Testing
1.	5, 6,7,8,9,10,11,18,19,20	Semua Gambar
2.	5, 6,7,8,9,10	Semua Gambar
3.	5, 7,9,10	Semua Gambar
4.	7, 10,19	Semua Gambar
5.	8, 9,10	Semua Gambar
6.	18, 19,20	Semua Gambar

Tabel 2. Skenario pada CMU-PIE Face Database dengan kondisi pencahayaan ekstrim

No.	Citra Training	Citra Testing
1.	3, 7,16	Semua Gambar
2.	10,16	Semua Gambar
3.	2, 7,16	Semua Gambar
4.	4, 7,13	Semua Gambar
5.	3, 10,16	Semua Gambar
6.	3, 16	Semua Gambar

Hasil yang didapatkan dari uji coba menggunakan CMU-PIE database dapat dilihat pada Tabel 3 dan Tabel 4.

Tabel 3. Hasil Uji Coba pada CMU-PIE Face Database dengan Kondisi Cahaya Frontal

Pra Proses	Skenario 1: Kondisi Pencahayaan Frontal (%)						Rata-Rata Akurasi (%)
	1	2	3	4	5	6	
HE	99,78	99,43	99,36	86,34	99,29	99,64	97,30
TT	99,65	99,43	99,43	90,61	99,29	97,82	97,70

Tabel 4. Hasil Uji Coba pada CMU-PIE Face Database dengan Kondisi Cahaya Ekstrim

Pra Proses	Skenario 1: Kondisi Pencahayaan Ekstrim (%)						Rata-Rata Akurasi (%)
	1	2	3	4	5	6	
HE	99,85	99,64	99,71	99,85	99,64	99,29	99,66
TT	100	100	100	100	100	100	100

Dari hasil uji coba klasifikasi dengan metode robust regression dan pra pemrosesan HE didapatkan akurasi 97,30% untuk kondisi pencahayaan frontal, dan akurasi 99,66 %

untuk kondisi pencahayaan ekstrim. Sedangkan hasil hasil uji coba dari metode yang diusulkan dengan pra pemrosesan *Tan and Triggs* pada CMU-PIE menyatakan uji coba yang dilakukan dengan kondisi pencahayaan *frontal* nilai akurasinya sebesar 97,70%. Dan Uji coba dengan kondisi pencahayaan ekstrim menggunakan pra pemrosesan TT nilai akurasinya 100,00% parameter yang digunakan pada penelitian ini *gamma correction* adalah $\gamma = 0,3$.

Sedangkan uji coba yang dilakuakn dengan menggunakan Yale Face database B 50x50 didasarkan pada sudut pencahayaan gambar dapat dilihat pada Tabel 5 dan adat akan dibagi menjadi beberapa subset uji coba (Tabel 6).

Tabel 5. Pembagian Subset pada Yale Face Database B 50x50

Subset	Subset 1	Subset 2	Subset 3	Subset 4	Subset 5
Sudut Pencahayaan (derajat)	0-12	13-25	26-50	51-77	> 77
Jumlah Gambar per Individu	7	12	12	14	19
Gambar ke-	1-7	8-19	20-31	32-45	46-64

Teknik uji coba dilakukan dengan cara sebagai berikut: proses *training* dilakukan pada gambar-gambar *subset 1* dimana sudut pencahayaan adalah 0 sampai 12 % dan proses *testing* dilakukan pada gambar-gambar *subset* lainnya yaitu subset 2, subset 3, subset 4, dan subset 5, sebagaimana ditunjukkan Tabel 6.

Tabel 6. Teknik Uji Coba pada Yale Face Database B 50x50

No.	Citra Training	Citra Testing
1.	Gambar Subset 1	Gambar Subset 2
2.	Gambar Subset 1	Gambar Subset 3
3.	Gambar Subset 1	Gambar Subset 4
4.	Gambar Subset 1	Gambar Subset 5

Hasil yang didapatkan dari uji coba menggunakan Yale Face database B 50x50 dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Uji Coba pada Yale Face Database B 50x50

Pra Proses	Subset 2 (%)	Subset 3 (%)	Subset 4 (%)	Subset 5 (%)	Rata-Rata Akurasi (%)
HE	100,00	98,30	80,00	60,52	84,70
TT	100,00	99,16	92,50	84,16	93,95

Uji coba dengan menggunakan pra pemrosesan HE didapatkan rata-rata akurasi sebesar 84,70% . Pada hasil uji coba menggunakan pra pemrosesan *Tan and Triggs* parameter *gamma correction* yang digunakan adalah $\gamma = 0,2$ menunjukkan hasil akurasi 93,95% seperti pada Tabel 4.12. Sedangkan apabila menggunakan parameter $\gamma = 0,3$ maka rata-rata akurasinya sebesar 93,74%.

III. Simpulan

Berdasarkan uji coba dengan CMU-PIE Face Database cahaya frontal . Rata-rata akurasi dengan metode HE sebesar 97,30% sedangkan pada pra proses TT ditunjukkan dengan akurasi sebesar 97,70% dengan parameter *gamma correction* $\gamma = 0,3$ dengan kondisi cahaya frontal metode TT lebih unggul 0,4%. Sedangkan Uji coba dengan CMU-PIE Face Database cahaya ekstrim , Rata-rata akurasi dengan metode HE sebesar 99,66% sedangkan pada pra proses TT ditunjukkan dengan akurasi sebesar 100,00%, dengan parameter *gamma correction* $\gamma = 0,3$ dengan kondisi cahaya frontal metode TT lebih unggul 0,4%.

Berdasarkan uji coba dengan Yale Face Database B 50x50 TT lebih unggul dengan akurasi HE 84,70% dan TT sebesar 93,95%. dengan parameter *gamma correction* $\gamma = 0,2$. Perubahan pada nilai *gamma correction* dapat mempengaruhi nilai akurasi. Pada penelitian ini database yang menggunakan CMU-PIE parameter terbaik ditunjukkan dengan nilai $\gamma = 0,3$ sedangkan untuk database Yale Face B 50x50 parameter terbaik menggunakan $\gamma = 0,2$. Dengan menggunakan metode TT waktu yang diperlukan sistem unuk mengklasifikasi citra wajah Yale Face lebih lama dengan rata-rata perbedaan waktu 0,32 detik. Dikarenakan dalam metode TT terdapat beberapa proses yang harus di jalankan yaitu *Gamma correction*, *DoG filtering* dan *contrast equalization*.

IV. Daftar Pustaka

- [1] Ahonen, Timo., Hadid, Abdenour., Pietikainen, Matti. Face Recognition with Local Binary Patterns. Machine Vision Group, Infotech Oulu, Finland. 2004.
- [2] Bhuiyan, Al-Amin., Liu, Chang Hong. On Face Recognition using Gabor Filters. World Academy of Science, Engineering and Technology. 2007.

- [3] Choong Hwan Lee, Jun Sung Kim and Kyu Ho Park. Automatic Human Face Location in a Complex Background Using Motion and Color Information. *Pattern Recognition*, Vol. 29, No. 11, pp.1877-1889 .1996.
- [4] Georghiadis, Athinodoros S., Belhumeur, Peter N., Kriegman, David J. From Few to Many: Illumination Cone Models for Face Recognition under Variable Lighting and Pose. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2001.
- [5] Hu, Haifeng. Multiscale illumination normalization for face recognition using dual-tree complex wavelet transform in logarithm domain. *Journal of Computer Vision and Image Understanding*. 2011.
- [6] Han. Hu, Shiguang Shan, Xilin Chen, Wen Gao. A comparative study on illumination preprocessing in face recognition. . *Journal of Pattern Recognition*. 2012.
- [7] Jafri, Rabia., Arabnia, Hamid R. A Survey of Face Recognition Techniques. *Journal of Information Processing Systems*, Vol.5, No.2, June 2009.
- [8] Jain, Anil K., Bolle, Ruud., Pankanti, Sharath. *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*. Kluwer Academic Publishers. 2002.
- [9] Jiang, Xiaoyue., Cheng, Yinglei., Xiao, Rong., Li, Ying., Zhao, Rongchun. Spherical harmonic based linear face de-lighting and compensation. *Applied Mathematics and Computation*. 2007.
- [10] Liu, C., Wechsler, H. A Gabor Feature Classifier for Face Recognition. *IEEE International Conference, Computer Vision*. 2001.
- [11] Liu, Hui Dong., Min Yang, H, Yang Gao, Chunyan Cui. Local histogram specification for face recognition under varying lighting conditions. *Journal of Image and Vision Computing*. 2014.
- [12] Makwana, Ramji M., Thakar, V. K., Chauhan, N. C. Evaluation and Analysis of Illumination Normalization Methods for Face Recognition. *International Conference on Image Information Processing, IEEE*. 2011.
- [13] Martinez, A., Benavente, R. The AR face database. Technical Report 24, CVC. 1998.
- [14] Naseem, Imran., Togneri, Roberto., Bennamoun, Mohammed. Robust Regression For Face Recognition. *Journal of Pattern Recognition*. 2012.
- [15] Nishiyama, Masashi., Kozakaya, Tatsuo., Yamaguchi, Osamu. Illumination Normalization using Quotient Image-based Techniques. *Recent Advances in Face Recognition, Corporate Research & Development Center, Toshiba Corporation Japan*. 2008.
- [16] Sim, T., Baker, S., Bsat, M. The CMU pose, illumination and expression (PIE) database of human faces. Technical Report CMU-RT-TR-01-02, Robotics Institute, Carnegie Mellon University. 2001
- [17] Tan, B. Triggs, Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions, *IEEE Transactions on Image Processing* 19. 2010.
- [18] Yael. Adini, Yael Moses, Shimon Ullman. Face Recognition: The Problem of Compensating for Changes in Illumination Direction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence Vol. 19*. 1997.

Halaman ini sengaja dikosongkan.