

PENGENALAN WAJAH DENGAN PENDEKATAN ROBUST REGRESSION YANG MENGGUNAKAN HISTOGRAM REMAPPING DENGAN DISTRIBUSI NON-UNIFORM

Budi Nugroho¹, Febriliyan Samopa²

¹ Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, UPN “Veteran” Jawa Timur

² Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Email: ¹ budinug80@yahoo.com, ² iyan@is.its.ac.id

Abstrak – Dalam paradigma pengenalan wajah, variasi iluminasi (variasi sumber pencahayaan yang menghasilkan perbedaan citra) dianggap sebagai salah satu masalah utama terkait dengan kehandalan (robustness). Banyak pendekatan yang dikembangkan untuk memecahkan masalah ini. Salah satunya adalah pendekatan Robust Regression, yang menunjukkan hasil lebih baik dibandingkan dengan sejumlah pendekatan lainnya. Pada tahap pra pemrosesan, pendekatan Robust Regression menggunakan Histogram Equalization (Histogram Remapping dengan distribusi uniform). Dalam penelitian lain, yang menguji berbagai teknik Histogram Remapping dengan pendekatan LDA (Linear Discriminant Analysis), disimpulkan bahwa penggunaan Histogram Remapping dengan distribusi non-uniform lebih sesuai untuk pengenalan wajah dibandingkan dengan Histogram Equalization. Oleh karena itu, pada penelitian ini diusulkan penggunaan Histogram Remapping dengan distribusi non-uniform, yang menggantikan Histogram Equalization, pada tahap pra pemrosesan dalam pendekatan Robust Regression. Berdasarkan uji coba dan analisis yang dilakukan, penggunaan histogram remapping dengan distribusi non-uniform pada robust regression menghasilkan tingkat akurasi yang lebih daripada metode sebelumnya. Secara khusus, dari ketiga distribusi yang digunakan (normal, lognormal, dan eksponensial), hanya distribusi normal yang memberikan tingkat akurasi lebih baik dari metode sebelumnya. Untuk lebih meningkatkan kinerja pengenalan wajah, penelitian lebih lanjut dapat dilakukan untuk menguji jenis distribusi lain pada histogram remapping dalam pendekatan robust regression.

Kata Kunci: Pengenalan Wajah, Normalisasi Iluminasi, Robust Regression, Histogram Equalization, Distribusi Non-Uniform.

1. PENDAHULUAN

Diantara berbagai macam teknik berdasarkan biometrik, seperti pengenalan sidik jari, telapak tangan, iris, retina, telinga, suara, atau perilaku (gaya berjalan, tanda tangan, dan sebagainya), karakteristik sistem pengenalan wajah memiliki banyak kelebihan dibandingkan dengan yg lainnya, diantaranya adalah pengenalan wajah dapat dilakukan tanpa memerlukan adanya peran aktif seseorang. Hal ini terutama sangat bermanfaat untuk kepentingan keamanan dan pengawasan.

Pada pengenalan wajah, faktor-faktor yang menyebabkan adanya variasi citra wajah bisa dikategorikan menjadi 2, yaitu intrinsik dan ekstrinsik (Gong dkk, 2000). Faktor intrinsik berkaitan dengan ciri fisik dari

wajah. Sedangkan faktor ekstrinsik berkaitan dengan perubahan citra wajah karena adanya interaksi antara cahaya dengan wajah.

Menurut Abate dkk (2007), variasi iluminasi dianggap sebagai salah satu masalah utama terkait dengan kehandalan. Bahkan menurut Hu (2011), variasi iluminasi lebih berpengaruh pada pengenalan wajah dibandingkan dengan variasi lainnya, misalnya posisi atau ekspresi. Terutama pada kondisi pencahayaan yang kompleks, masalah ini belum sepenuhnya terpecahkan dalam sistem pengenalan wajah (Makwana dkk, 2011). Banyak pendekatan yang telah dikembangkan untuk memecahkan masalah ini. Salah satunya adalah Robust Regression (Naseem dkk, 2012), yang menunjukkan hasil lebih baik dibandingkan dengan sejumlah pendekatan lainnya. Berdasarkan hasil uji

coba yang dilakukan dengan menggunakan beberapa basisdata standar, pendekatan Robust Regression memperlihatkan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Sejumlah hasil uji coba memperlihatkan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan banyak pendekatan lain. Tetapi, diantara hasilnya masih memperlihatkan tingkat akurasi yang kurang optimal. Sehingga memungkinkan untuk dilakukan pengembangan lebih lanjut untuk mendapatkan tingkat akurasi yang lebih baik lagi.

Pada tahap pra pemrosesan, metode *Robust Regression* menggunakan *Histogram Equalization* (Struc dkk, 2009), sebagai salah satu teknik *Histogram Remapping* yang paling sering digunakan saat ini, untuk melakukan normalisasi pada citra wajah, sehingga meningkatkan kekontrasan dan mengurangi variasi citra wajah akibat pengaruh variasi iluminasi.

Berkaitan dengan teknik Histogram Remapping yang digunakan pada tahap pra pemrosesan pengenalan wajah, berdasarkan penelitian yang telah dilakukan oleh Struc dkk (2009) melalui pengujian terhadap beberapa teknik Histogram Remapping sebagai tahap pra pemrosesan pada pendekatan LDA (Linear Discriminant Analysis), diperoleh kesimpulan bahwa penggunaan Histogram Remapping dengan distribusi non-uniform lebih sesuai untuk pengenalan wajah daripada Histogram Remapping dengan distribusi uniform, sebagaimana yang digunakan pada Histogram Equalization.

Berdasarkan kesimpulan Struc dkk (2009) tersebut, maka pada penelitian ini diusulkan mengenai penggunaan *Histogram Remapping* dengan distribusi *non-uniform*, untuk menggantikan *Histogram Equalization*, pada tahap pra pemrosesan dalam pendekatan *Robust Regression*.

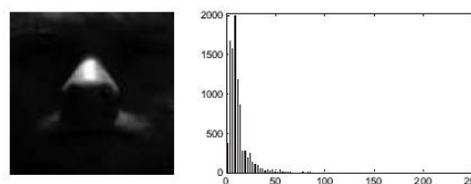
2. KAJIAN PUSTAKA

2.1 Histogram Equalization

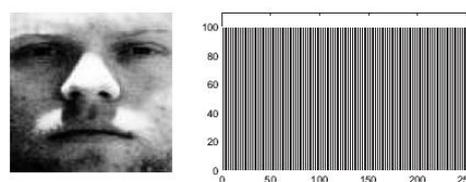
Histogram Equalization mentransformasikan distribusi nilai intensitas piksel pada citra $I(x,y)$ ke dalam distribusi *uniform*, sehingga akan meningkatkan kekontrasan citra. Teknik ini dilakukan dengan cara mendistribusikan sejumlah nilai

intensitas piksel yang paling tinggi ke intensitas piksel lain yang lebih rendah.

Pada banyak pendekatan pengenalan wajah, tahap pra pemrosesan menggunakan teknik histogram equalization sebagai teknik normalisasi citra untuk meningkatkan kekontrasan citra wajah, sehingga akurasi pengenalan wajah menjadi lebih baik dibandingkan dengan citra wajah yang tidak dilakukan normalisasi sebelumnya. Gambar 2.1 dan 2.2 (Struc dkk, 2009) menunjukkan transformasi citra asal menjadi citra baru setelah dilakukan proses histogram equalization. Sebagaimana terlihat pada kedua gambar tersebut, tingkat kekontrasan citra setelah diproses (histogram normalization) mengalami peningkatan. Kemampuan untuk meningkatkan kekontrasan citra wajah inilah yang membuat Histogram Equalization menjadi salah satu teknik pra pemrosesan pada pengenalan wajah yang paling sering digunakan.



Gambar 2.1. Contoh citra asal dan Histogramnya (Struc dkk, 2009)



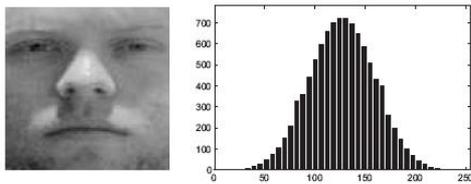
Gambar 2.2. Contoh citra dan Histogramnya setelah proses histogram equalization (Struc dkk, 2009)

2.2 Histogram Remapping dengan Distribusi Non-Uniform

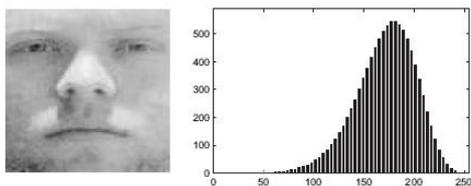
Selain bentuk transformasi ke distribusi *uniform*, sebenarnya bisa juga menggunakan distribusi *non-uniform* (Struc dkk, 2009), misalnya distribusi normal, lognormal, dan eksponensial. Teknik Histogram Remapping dengan Distribusi Non-Uniform mentransformasikan distribusi nilai intensitas piksel pada citra $I(x,y)$ ke dalam distribusi non-uniform. Teknik ini dilakukan dengan cara mendistribusikan sejumlah nilai intensitas piksel ke intensitas piksel

menggunakan bentuk histogram baru yang ditentukan.

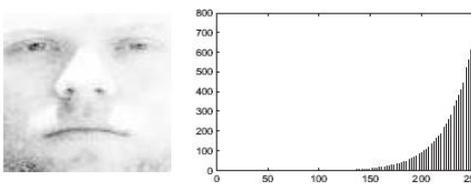
Pada pendekatan yang diusulkan (modifikasi robust regression), tahap pra pemrosesan menggunakan teknik histogram remapping dengan distribusi non-uniform sebagai teknik normalisasi citra untuk meningkatkan kekontrasan citra wajah, sehingga akurasi pengenalan wajah menjadi lebih baik dibandingkan dengan citra wajah yang tidak dilakukan normalisasi sebelumnya.



Gambar 2.3. Contoh citra dan Histogramnya setelah proses histogram remapping dengan distribusi normal (Struc dkk, 2009)



Gambar 2.4. Contoh citra dan Histogramnya setelah proses histogram remapping dengan distribusi lognormal (Struc dkk, 2009)



Gambar 2.5. Contoh citra dan Histogramnya setelah proses histogram remapping dengan distribusi eksponensial (Struc dkk, 2009)

Gambar 2.3 menunjukkan transformasi citra asal (gambar 2.1) menjadi citra baru setelah dilakukan proses histogram remapping dengan distribusi normal. Gambar 2.4 menunjukkan transformasi citra asal (gambar 2.1) menjadi citra baru setelah dilakukan proses histogram remapping dengan distribusi lognormal. Sedangkan gambar 2.5 menunjukkan transformasi citra asal (gambar 2.1) menjadi citra baru setelah dilakukan proses histogram remapping dengan distribusi eksponensial. Sebagaimana terlihat pada ketiga gambar tersebut, tingkat kekontrasan citra setelah diproses mengalami perubahan.

3. MODIFIKASI PENDEKATAN ROBUST REGRESSION

Metode yang diusulkan dikembangkan dari metode yang telah dikembangkan sebelumnya (*Robust Regression*). Ada dua tahapan pada pendekatan *Robust Regression*, yaitu tahapan pelatihan (*training*) dan tahapan pengujian (*testing*). Demikian juga pada metode yang diusulkan juga terdiri atas dua tahapan tersebut, dengan modifikasi pada tahap pra pemrosesan.

Tahap training dalam metode yang diusulkan, pada tahap pra pemrosesan menggunakan teknik Histogram Remapping dengan distribusi non-uniform untuk melakukan normalisasi iluminasi terhadap citra wajah (citra training) dalam mengatasi variasi iluminasi pada citra. Pada metode sebelumnya, tahap pra pemrosesan ini menggunakan teknik Histogram Equalization. Setelah tahap pra pemrosesan dilakukan, beberapa tahap yang dilakukan sama dengan metode sebelumnya, yaitu:

- Matriks citra training diubah menjadi vektor dengan dimensi lebih kecil. Langkah ini mengubah citra yang semula direpresentasikan sebagai matriks $a \times b$ menjadi vektor berukuran $a \times b$ untuk kemudian dilakukan proses downsample sehingga vektor memiliki dimensi yang lebih kecil. Selanjutnya vektor berdimensi kecil ini dilakukan normalisasi agar nilainya maksimum 1.
- Penyusunan prediktor (*regressor/predictor*) untuk masing-masing kelas dengan menggabungkan vektor training. Langkah ini bertujuan untuk menghasilkan variabel prediktor dengan cara menyusun vektor-vektor dari citra training secara horizontal. Variabel prediktor ini dibentuk untuk setiap kelas.

Sedangkan tahap testing dalam pendekatan yang diusulkan, pada tahap pra pemrosesan menggunakan teknik Histogram Remapping dengan distribusi non-uniform, sama seperti pada tahapan training, untuk melakukan normalisasi iluminasi terhadap citra wajah (citra uji) dalam mengatasi variasi iluminasi pada citra. Pada metode sebelumnya, tahap pra pemrosesan ini menggunakan teknik Histogram Equalization. Setelah tahap pra pemrosesan dilakukan,

beberapa tahap yang dilakukan sama dengan metode sebelumnya, yaitu:

- Matriks citra training diubah menjadi vektor dengan dimensi lebih kecil. Langkah ini mengubah citra yang semula direpresentasikan sebagai matriks $a \times b$ menjadi vektor berukuran ab untuk kemudian dilakukan proses *downsample* sehingga vektor memiliki dimensi yang lebih kecil. Selanjutnya vektor berdimensi kecil ini dilakukan normalisasi agar nilainya maksimum 1.
- Melakukan prediksi terhadap kelas citra testing menggunakan hasil estimasi Huber dengan jarak terkecil. Langkah ini bertujuan menghasilkan kelas prediksi bagi citra testing, sesuai dengan jarak terkecil antara vektor citra testing dengan vektor prediksi kelas tertentu.

4. DATA UJI COBA

Data uji coba pada penelitian ini menggunakan 3 basisdata citra standar, yaitu CMU-PIE Face Database (Sim dkk, 2001, 2002), Yale Face Database B 50x50 (Georghiades dkk, 2001), dan AR Face Database 120x165 (Martinez dkk, 1998).

Pada CMU-PIE Face Database, spesifikasi basisdata yang digunakan pada Robust Regression (Naseem dkk, 2012) maupun pada metode yang diusulkan adalah sama, sehingga hasil yang diperoleh pada penelitian ini bisa dibandingkan secara langsung dengan hasil yang diperoleh pada penelitian Naseem dkk.

Pada Yale Face Database B, spesifikasi basisdata yang digunakan pada Robust Regression (Naseem dkk, 2012) dan metode yang diusulkan terdapat perbedaan. Ukuran citra asal pada metode yang diusulkan adalah 50x50, sedangkan pada penelitian sebelumnya menggunakan citra asal 640x480. Oleh karena itu, Yale Face Database B yang digunakan pada metode yang diusulkan dianggap sebagai basisdata yang berbeda dengan basisdata yang digunakan dalam penelitian Naseem dkk. Hasil yang diperoleh pada penelitian ini tidak bisa dibandingkan secara langsung dengan hasil yang diperoleh pada penelitian Naseem dkk. Hasil uji coba akan dibandingkan dengan hasil uji coba Robust Regression yang diimplementasikan dengan menggunakan

basisdata yang juga digunakan dalam metode yang diusulkan. Pada penelitian ini, untuk membedakan dengan basisdata yang digunakan oleh Naseem dkk, nama basisdata yang digunakan adalah Yale Face Database B 50x50.

Sedangkan pada AR Face Database, spesifikasi basisdata yang digunakan pada Robust Regression (Naseem dkk, 2012) dan metode yang diusulkan juga terdapat perbedaan. Ukuran citra asal pada metode yang diusulkan adalah 120x165, sedangkan pada penelitian sebelumnya menggunakan citra asal 576x768. Oleh karena itu, AR Face Database yang digunakan pada metode yang diusulkan dianggap sebagai basisdata yang berbeda dengan basisdata yang digunakan dalam penelitian Naseem dkk. Sehingga hasil yang diperoleh pada penelitian ini tidak bisa dibandingkan secara langsung dengan hasil yang diperoleh pada penelitian Naseem dkk. Hasil uji coba akan dibandingkan dengan hasil uji coba Robust Regression yang diterapkan dengan menggunakan basisdata yang juga digunakan dalam metode yang diusulkan.

5. PROTOKOL EVALUASI

Ada 2 protokol evaluasi (*Evaluation Protocol / EP*) yang digunakan untuk melakukan uji coba pada CMU-PIE Face Database. Semua citra wajah pada kedua protokol evaluasi tersebut dilakukan proses *downsample* (mengubah ukuran citra menjadi lebih kecil) pada ukuran 50x50 dan diubah menjadi citra abu-abu (*grayscale images*). Pada EP 1, ada 2 teknik uji coba teknik uji coba yang dilakukan. Pada teknik uji coba 1, proses training dilakukan pada gambar-gambar dengan kondisi pencahayaan frontal (sumber cahaya dari arah depan) dan proses testing dilakukan pada semua gambar. Sedangkan pada teknik uji coba 2, proses training dilakukan pada gambar-gambar dengan kondisi pencahayaan yang ekstrim dan proses testing dilakukan pada semua gambar. Pada protokol evaluasi 2, uji coba dilakukan dengan menggunakan teknik uji coba *leave-one-out*. Teknik uji coba ini menggunakan sebuah gambar untuk proses testing dan semua gambar lainnya untuk proses training. Teknik ini dilakukan untuk semua gambar.

Pada Yale Face Database B 50x50, uji coba dilakukan dengan cara membagi variasi

citra pada setiap individu menjadi 5 subset. Semua gambar yang diperoleh dalam penelitian ini berukuran 50x50, sehingga tidak perlu dilakukan proses downsample sebagaimana dilakukan pada kedua basisdata lain (CMU-PIE Face Database dan AR Face Database 120x165). Teknik uji coba dilakukan dengan cara sebagai berikut: proses training dilakukan pada gambar-gambar subset 1 dan proses testing dilakukan pada gambar-gambar subset lainnya (subset 2-5).

Pada AR Face Database 120x165, uji coba dilakukan pada setiap individu dengan 8 variasi iluminasi yang dibagi menjadi 2 sesi (masing-masing sesi terdiri atas 4 gambar). Sesi 1 terdiri atas citra dengan kode a, b, c, dan d. Sedangkan sesi 2 terdiri atas citra dengan kode e, f, g, h. Ada 3 protokol evaluasi yang digunakan. Pada EP 1, uji coba dilakukan dengan cara sebagai berikut: proses training dilakukan pada gambar-gambar dengan kondisi tipe (a) dan (e). Sedangkan proses testing dilakukan pada gambar-gambar dengan kondisi tipe (b), (c), (d), (f), (g) dan (h). Pada EP 2, uji coba dilakukan dengan cara sebagai berikut: proses training dilakukan pada gambar-gambar dengan kondisi tipe (a) atau (e). Sedangkan proses testing dilakukan pada gambar-gambar dengan kondisi tipe (b), (c), dan (d) untuk data training (a) dan tipe (f), (g), dan (h) untuk data training (e). Pada EP 3, uji coba dilakukan dengan cara sebagai berikut: proses training dilakukan pada gambar-gambar dengan kondisi tipe (a). Sedangkan proses testing dilakukan pada gambar-gambar dengan kondisi tipe (b) atau (c) atau (d).

6. HASIL UJI COBA

Hasil uji coba berupa tingkat akurasi (dalam satuan persen) untuk setiap protokol evaluasi, jenis distribusi, dan nilai parameter distribusi yang digunakan. Ada 2 parameter distribusi non-uniform yang digunakan, yaitu μ (mu) dan σ (sigma). Nilai parameter μ ditentukan berdasarkan rata-rata nilai intensitas dari setiap citra, sehingga bersifat adaptif, yang berbeda untuk setiap citra wajah. Sedangkan nilai parameter σ adalah 1-500 pada distribusi normal dan 0,01-5 pada distribusi lognormal.

Tingkat akurasi rata-rata dari metode yang diusulkan dihitung pada setiap basisdata

citra untuk setiap nilai parameter distribusi yang digunakan, dengan cara mencari nilai rata-rata dari akurasi semua protokol evaluasi yang dihasilkan. Selanjutnya, tingkat akurasi rata-rata dari metode yang diusulkan untuk setiap nilai parameter distribusi yang digunakan dibandingkan dengan tingkat akurasi rata-rata dari metode sebelumnya (robust regression menggunakan histogram equalization).

6.1 Hasil Uji Coba pada CMU-PIE Face Database

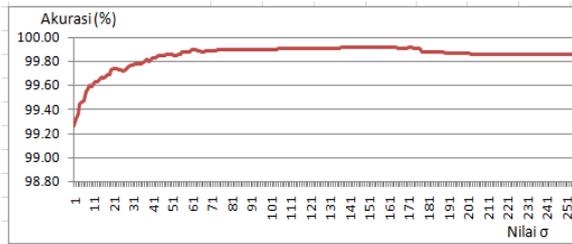
Hasil uji coba metode yang diusulkan akan dibandingkan dengan tingkat akurasi metode sebelumnya yang didasarkan pada publikasi penelitian Naseem dkk (2012), sebagaimana ditunjukkan oleh tabel 6.1, dengan akurasi rata-rata mencapai 99,90 %.

Tabel 6.1. Hasil uji coba Robust Regression pada CMU-PIE Face Database (Naseem dkk, 2012)

EP 1: Kondisi Pencahayaan Frontal					
Uji 1	Uji 2	Uji 3	Uji 4	Uji 5	Uji 6
100	99.41	99.85	99.93	99.41	100
EP 1: Kondisi Pencahayaan Ekstrim					
Uji 1	Uji 2	Uji 3	Uji 4	Uji 5	Uji 6
100	100	100	100	100	99.93
EP 2					
Uji 1-4		Uji 5		Uji 6-21	
100		99.85		100	
Rata-rata EP 1	Rata-rata EP2		Rata-rata		
99.88	99.93		99.90		

Tabel 6.2. Hasil uji coba Metode yang diusulkan dengan Histogram Remapping Distribusi Normal pada CMU-PIE Face Database ($\sigma = 150$)

EP 1: Kondisi Pencahayaan Frontal					
Uji 1	Uji 2	Uji 3	Uji 4	Uji 5	Uji 6
100	99.86	100	98.33	99.86	100
EP 1: Kondisi Pencahayaan Ekstrim					
Uji 1	Uji 2	Uji 3	Uji 4	Uji 5	Uji 6
100	100	100	100	100	99.93
EP 2 (Uji 1-2)					
100					
Rata-rata EP 1	Rata-rata EP2		Rata-rata		
99.83	100		99.92		



Gambar 6.1. Grafik akurasi rata-rata Metode yang diusulkan dengan Histogram Remapping Distribusi Normal pada CMU-PIE Face Database

Contoh hasil uji coba secara rinci pada setiap teknik uji coba dari metode yang diusulkan dengan histogram remapping menggunakan distribusi normal pada CMU-PIE Face Database ditunjukkan oleh tabel 6.2 ($\sigma = 150$). Secara keseluruhan, akurasi-rata-rata yang dihasilkan ditunjukkan oleh gambar 6.1. Tingkat akurasi pengenalan wajah cenderung meningkat secara signifikan pada rentang nilai σ berkisar antara 1-104. Pada nilai σ yang berkisar antara 105-177, perubahan tingkat akurasi tidak terlalu besar. Pada rentang nilai σ tersebut, tingkat akurasi lebih tinggi dari tingkat akurasi metode sebelumnya. Pada nilai $\sigma=178$ dan seterusnya, tingkat akurasi yang dihasilkan cenderung tetap dan lebih rendah dari tingkat akurasi metode sebelumnya.

Tabel 6.3. Hasil uji coba Metode yang diusulkan dengan Histogram Remapping Distribusi Lognormal pada CMU-PIE Face Database ($\sigma = 1,10$)

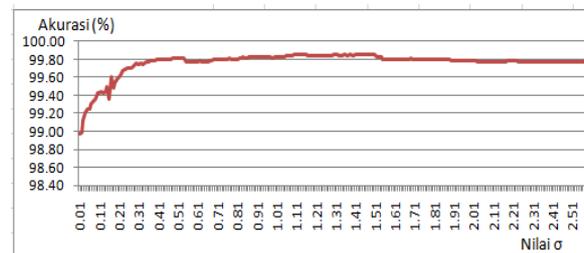
EP 1: Kondisi Pencahayaan Frontal					
Uji 1	Uji 2	Uji 3	Uji 4	Uji 5	Uji 6
99.86	99.86	99.93	97.90	99.79	100

EP 1: Kondisi Pencahayaan Ekstrim					
Uji 1	Uji 2	Uji 3	Uji 4	Uji 5	Uji 6
100	100	100	100	100	99.11

EP 2 (Uji 1-2)		
100		
Rata-rata EP 1	Rata-rata EP2	Rata-rata
99.70	100	99.85

Contoh hasil uji coba secara rinci pada setiap teknik uji coba dari metode yang diusulkan dengan histogram remapping menggunakan distribusi lognormal pada CMU-PIE Face Database ditunjukkan oleh tabel 6.3 ($\sigma = 1,10$). Secara keseluruhan,

akurasi-rata-rata yang dihasilkan ditunjukkan oleh gambar 6.2. Tingkat akurasi pengenalan wajah cenderung meningkat secara signifikan pada rentang nilai σ yang berkisar antara 0,01-0,5. Selanjutnya, perubahan tingkat akurasi tidak terlalu besar. Berdasarkan hasil uji coba, tingkat akurasi dari metode yang diusulkan dengan histogram remapping menggunakan distribusi lognormal pada CMU-PIE Face Database tidak ada yang melebihi dari tingkat akurasi metode sebelumnya.



Gambar 6.2. Grafik akurasi rata-rata Metode yang diusulkan dengan Histogram Remapping Distribusi Lognormal pada CMU-PIE Face Database

Hasil uji coba secara rinci pada setiap teknik uji coba dari metode yang diusulkan dengan histogram remapping menggunakan distribusi eksponensial pada CMU-PIE Face Database ditunjukkan oleh tabel 6.4. Berdasarkan hasil uji coba, tingkat akurasi dari metode yang diusulkan dengan histogram remapping menggunakan distribusi eksponensial pada CMU-PIE Face Database lebih rendah dari tingkat akurasi metode sebelumnya.

Tabel 6.4. Hasil uji coba Metode yang diusulkan dengan Histogram Remapping Distribusi Eksponensial pada CMU-PIE Face Database

EP 1: Kondisi Pencahayaan Frontal					
Uji 1	Uji 2	Uji 3	Uji 4	Uji 5	Uji 6
99.86	99.34	97.62	96.62	99.19	99.36

EP 1: Kondisi Pencahayaan Ekstrim					
Uji 1	Uji 2	Uji 3	Uji 4	Uji 5	Uji 6
97.62	99.34	99.51	99.24	99.18	99.69

EP 2 (Uji 1-2)				
Uji 1-3	Uji 4	Uji 5	Uji 6	Uji 7-21
100	99.22	99.64	99.34	100

Rata-rata EP 1	Rata-rata EP2	Rata-rata
98.88	99.91	99.40

6.2 Hasil Uji Coba pada Yale Face Database B 50x50

Hasil uji coba metode yang diusulkan akan dibandingkan dengan tingkat akurasi metode sebelumnya, sebagaimana ditunjukkan oleh tabel 6.5, dengan akurasi rata-rata mencapai 99,38 %.

Tabel 6.5. Hasil uji coba Robust Regression pada Yale Face Database B 50x50

Uji 1	Uji 2	Uji 3	Uji 4	Rata-rata
100	95.83	73.57	92.11	90.38

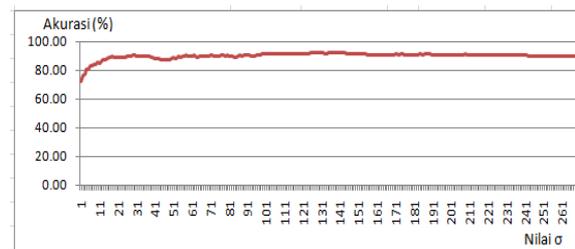
Contoh hasil uji coba secara rinci pada setiap teknik uji coba dari metode yang diusulkan dengan histogram remapping menggunakan distribusi normal pada Yale Face Database B 50x50 ditunjukkan oleh tabel 6.6 ($\sigma = 141$). Secara keseluruhan, akurasi-rata-rata yang dihasilkan ditunjukkan oleh gambar 6.3. Tingkat akurasi pengenalan wajah cenderung meningkat secara signifikan pada pada rentang nilai σ berkisar antara 1-27. Pada rentang nilai σ yang berkisar antara 28-97, tingkat akurasi yang dihasilkan cenderung naik, tetapi perubahan nilai akurasinya tidak terlalu besar. Tingkat akurasi dari metode yang diusulkan mencapai nilai lebih tinggi dari tingkat akurasi metode sebelumnya pada nilai σ yang berkisar antara 97-213. Tingkat akurasi mencapai nilai paling tinggi, yaitu 92,26 %, pada nilai σ 138, 141, dan 143. Pada nilai σ 214 dan seterusnya, tingkat akurasi yang dihasilkan cenderung tetap dan lebih rendah dari tingkat akurasi metode sebelumnya.

Tabel 6.6. Hasil uji coba Metode yang diusulkan dengan Histogram Remapping Distribusi Normal pada Yale Face Database B 50x50 ($\sigma = 141$)

Uji 1	Uji 2	Uji 3	Uji 4	Rata-rata
100	95.00	79.29	94.74	92.26

Contoh hasil uji coba secara rinci pada setiap teknik uji coba dari metode yang diusulkan dengan histogram remapping menggunakan distribusi lognormal pada Yale Face Database B 50x50 ditunjukkan oleh tabel 6.7 ($\sigma = 150$). Secara keseluruhan, akurasi-rata-rata yang dihasilkan ditunjukkan oleh gambar 6.4. Tingkat akurasi pengenalan wajah mengalami fluktuasi secara signifikan pada pada rentang nilai σ yang berkisar antara 0,01-

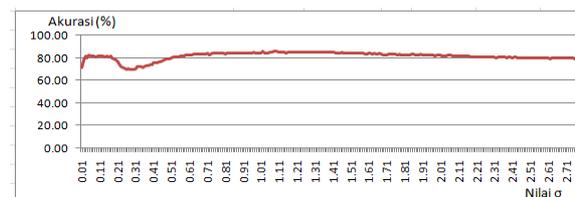
0,6. Selanjutnya, tingkat akurasi yang dihasilkan cenderung tetap (perubahan nilai akurasi tidak terlalu besar). Tingkat akurasi mencapai nilai paling tinggi, yaitu 86,02 %, pada nilai $\sigma = 1,09$. Berdasarkan hasil uji coba, tingkat akurasi dari metode yang diusulkan dengan histogram remapping menggunakan distribusi lognormal pada Yale Face Database B 50x50 tidak ada yang melebihi dari tingkat akurasi metode sebelumnya.



Gambar 6.3. Grafik akurasi rata-rata Metode yang diusulkan dengan Histogram Remapping Distribusi Normal pada Yale Face Database B 50x50

Tabel 6.7. Hasil uji coba Metode yang diusulkan dengan Histogram Remapping Distribusi Lognormal pada Yale Face Database B 50x50 ($\sigma = 1,09$)

Uji 1	Uji 2	Uji 3	Uji 4	Rata-rata
100	97.50	75.00	71.58	86.02



Gambar 6.4. Grafik akurasi rata-rata Metode yang diusulkan dengan Histogram Remapping Distribusi Lognormal pada Yale Face Database B 50x50

Hasil uji coba secara rinci pada setiap teknik uji coba dari metode yang diusulkan dengan histogram remapping menggunakan distribusi eksponensial pada Yale Face Database B 50x50 ditunjukkan oleh tabel 6.8. Berdasarkan hasil uji coba, tingkat akurasi dari metode yang diusulkan dengan histogram remapping menggunakan distribusi eksponensial pada Yale Face Database B 50x50 lebih rendah dari tingkat akurasi metode sebelumnya.

Tabel 6.7. Hasil uji coba Metode yang diusulkan dengan Histogram Remapping Distribusi Eksponensial pada Yale Face Database B 50x50

Uji 1	Uji 2	Uji 3	Uji 4	Rata-rata
100	96.67	77.14	82.63	89.11

6.3 Hasil Uji Coba pada AR Face Database 120x165

Hasil uji coba metode yang diusulkan akan dibandingkan dengan tingkat akurasi metode sebelumnya, sebagaimana ditunjukkan oleh tabel 6.8, dengan akurasi rata-rata mencapai 88,28 %.

Tabel 6.8. Hasil uji coba Robust Regression pada AR Face Database 120x165

EP 1	EP 2	EP 3	Rata-rata
90.33	88.50	86.00	88.28

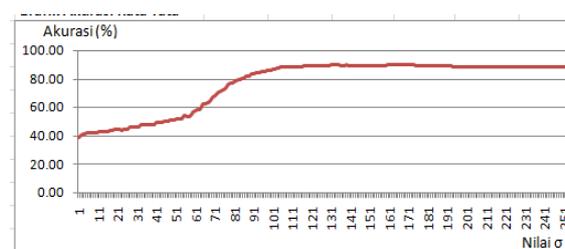
Contoh hasil uji coba secara rinci pada setiap teknik uji coba dari metode yang diusulkan dengan histogram remapping menggunakan distribusi normal pada AR Face Database 120x165 ditunjukkan oleh tabel 6.9 ($\sigma = 167$). Secara keseluruhan, akurasi-rata-rata yang dihasilkan ditunjukkan oleh gambar 6.5. Tingkat akurasi pengenalan wajah cenderung meningkat secara signifikan pada pada rentang nilai σ berkisar antara 1-105. Pada rentang nilai σ diatas 105, perubahan tingkat akurasi tidak terlalu besar. Tingkat akurasi dari metode yang diusulkan mencapai nilai lebih tinggi dari tingkat akurasi metode sebelumnya pada nilai σ yang berkisar antara 110-202. Pada nilai σ 203 dan seterusnya, tingkat akurasi yang dihasilkan cenderung tetap dan lebih rendah dari tingkat akurasi metode sebelumnya.

Contoh hasil uji coba secara rinci pada setiap teknik uji coba dari metode yang diusulkan dengan histogram remapping menggunakan distribusi lognormal pada AR Face Database 120x165 ditunjukkan oleh tabel 6.10 ($\sigma = 1,56$). Secara keseluruhan, akurasi-rata-rata yang dihasilkan ditunjukkan oleh gambar 6.6. Tingkat akurasi pengenalan wajah cenderung meningkat secara signifikan pada pada rentang nilai σ yang berkisar antara 0,01-1,05. Selanjutnya, perubahan nilai akurasi tidak terlalu besar. Berdasarkan hasil uji coba, tingkat akurasi dari metode yang diusulkan dengan histogram remapping

menggunakan distribusi lognormal pada AR Face Database 120x165 tidak ada yang melebihi dari tingkat akurasi metode sebelumnya.

Tabel 6.9. Hasil uji coba Metode yang diusulkan dengan Histogram Remapping Distribusi Normal pada AR Face Database 120x165 ($\sigma = 167$)

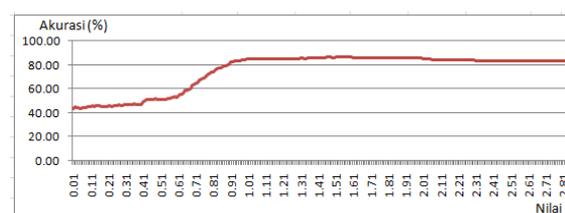
EP 1	EP 2	EP 3	Rata-rata
89.67	90.25	88.33	89.42



Gambar 6.5. Grafik akurasi rata-rata Metode yang diusulkan dengan Histogram Remapping Distribusi Normal pada AR Face Database 120x165

Tabel 6.10. Hasil uji coba Metode yang diusulkan dengan Histogram Remapping Distribusi Lognormal pada AR Face Database 120x165 ($\sigma = 1,56$)

EP 1	EP 2	EP 3	Rata-rata
82.00	88.67	89.00	86.56



Gambar 6.6. Grafik akurasi rata-rata Metode yang diusulkan dengan Histogram Remapping Distribusi Lognormal pada AR Face Database 120x165

Hasil uji coba secara rinci pada setiap teknik uji coba dari metode yang diusulkan dengan histogram remapping menggunakan distribusi eksponensial pada AR Face Database 120x165 ditunjukkan oleh tabel 6.11. Berdasarkan hasil uji coba, tingkat akurasi dari metode yang diusulkan dengan histogram remapping menggunakan distribusi eksponensial pada Yale Face Database B 50x50 lebih rendah dari tingkat akurasi metode sebelumnya.

Tabel 6.11. Hasil uji coba Metode yang diusulkan dengan Histogram Remapping Distribusi Eksponensial pada AR Face Database 120x165

EP 1	EP 2	EP 3	Rata-rata
88.67	87.50	84.33	86.83

7. KESIMPULAN DAN SARAN

7.1 Kesimpulan

Beberapa kesimpulan yang dihasilkan dari penelitian ini antara lain:

- Penggunaan histogram remapping dengan distribusi non-uniform pada robust regression dapat menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik daripada robust regression dengan histogram equalization. Secara khusus, berdasarkan uji coba yang dilakukan terhadap 3 jenis distribusi (normal, lognormal, dan eksponensial), hanya distribusi normal yang dapat memberikan tingkat akurasi lebih baik dari metode sebelumnya (robust regression dengan histogram equalization). Hasil ini berbeda dengan penelitian Struc dkk (2009), dimana ketiga jenis distribusi (normal, lognormal, eksponensial) dalam histogram remapping pada pendekatan LDA mampu menghasilkan akurasi pengenalan wajah lebih baik dari histogram equalization. Sehingga, dapat disimpulkan pula bahwa kesesuaian jenis distribusi pada histogram remapping tergantung pada metode klasifikasi pendekatan wajah yang digunakan.
- Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, diketahui bahwa metode yang diusulkan memiliki kelebihan dibandingkan dengan metode sebelumnya, yaitu mampu menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi. Tetapi, pada tahap pra pemrosesan dari metode yang diusulkan, langkah-langkah yang diperlukan lebih kompleks daripada metode sebelumnya, sehingga tentunya membutuhkan proses yang lebih lama.

7.2 Saran

Pada penelitian ini, distribusi non-uniform yang digunakan dalam histogram remapping pada metode robust regression adalah distribusi normal, lognormal, dan

eksponensial. Penelitian lebih lanjut dapat dilakukan untuk jenis distribusi yang lain, sehingga nantinya dapat diketahui apa saja distribusi non-uniform yang dapat digunakan dalam histogram remapping untuk menghasilkan kinerja lebih baik lagi.

8. DAFTAR PUSTAKA

- Abate, Andrea F., Nappi, Michele., Riccio, Daniel., Sabatino, Gabriele. 2D and 3D face recognition: A survey. *Journal of Pattern Recognition*. 2007.
- Georghiades, 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.
- Gong, Shaogang., McKenna, Stephen J., Psarrou, Alexandra. *Dynamic Vision: From Images to Face Recognition*. Imperial College Press, London. 2000.
- 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.
- 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.
- Martinez, A., Benavente, R. The AR face database. *Technical Report 24, CVC*. 1998.
- Naseem, Imran., Togneri, Roberto., Bennamoun, Mohammed. Robust Regression For Face Recognition. *Journal of Pattern Recognition*. 2012.
- 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.
- Sim, T., Baker, S., Bsat, M. The CMU pose, illumination and expression (PIE) database. *International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. 2002.

Struc, Vitomir., Zibert, Janez., Pavesic, Nikola. Histogram Remapping as a Preprocessing Step for Robust Face Recognition. WSEAS Transactions on Information Science and Applications. 2009.