

## PENGARUH PROSES DOWNSAMPLE PADA KINERJA PENGENALAN WAJAH DENGAN PENDEKATAN ROBUST REGRESSION

Budi Nugroho <sup>1)</sup>, Intan Yuniar Purbasari <sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri,  
Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Surabaya

<sup>2)</sup> Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri,  
Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Surabaya  
Email: <sup>1)</sup> budinug80@yahoo.com, <sup>2)</sup> intan\_yuniar80@yahoo.com

**Abstrak.** Salah satu pendekatan pengenalan wajah yang dipengaruhi oleh variasi iluminasi adalah *Robust Regression*, dimana pengenalan ciri wajah menggunakan cara yang tidak biasa dilakukan, yaitu melakukan *downsample* terhadap citra wajah. Secara teoritis, proses *downsample* dapat mengurangi informasi pada citra, sehingga mempengaruhi kinerja pengenalan wajah yang dihasilkan. Penelitian ini menguji secara empiris terhadap proses *downsample* tersebut pada *Extended Yale Face Database B*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa proses *downsample* ternyata mempengaruhi kinerja pendekatan *Robust Regression* untuk pengenalan wajah. Secara umum, semakin kecil ukuran *downsample* yang digunakan, semakin kecil pula tingkat akurasi pengenalan wajah yang dihasilkan. Tingkat akurasi pengenalan wajah yang paling tinggi adalah jika tanpa menggunakan proses *downsample*. Penelitian lebih lanjut dapat dilakukan dengan melakukan uji coba pada basisdata citra standar lainnya sebagai bahan perbandingan dengan penelitian ini.

**Kata Kunci:** *Pengenalan Wajah, Robust Regression, Downsample.*

Pengenalan wajah menjadi salah satu teknik untuk mengenali identitas seseorang berdasarkan biometrik yang banyak dikembangkan saat ini. Menurut Jain dkk [01], teknik ini memiliki kelebihan dibandingkan teknik biometrik lainnya, terutama kemudahan dalam mendapatkan data citra wajah, yang dapat diperoleh dengan menggunakan kamera sederhana.

Banyak faktor yang dapat mempengaruhi variasi citra wajah, misalnya posisi, ekspresi, atribut pada wajah, dan iluminasi. Faktor-faktor ini tentunya juga sangat mempengaruhi kehandalan sebuah pendekatan pengenalan wajah. Pada penelitian ini, ruang lingkup permasalahan yang diangkat berkenaan dengan faktor iluminasi, dimana perubahan citra diakibatkan oleh pencahayaan pada citra wajah tersebut. Menurut Makwana dkk [02], permasalahan berkaitan dengan variasi iluminasi dalam sistem pengenalan wajah belum sepenuhnya dapat dipecahkan. Hal ini terutama terjadi pada kondisi pencahayaan yang kompleks.

Salah satu pendekatan pengenalan wajah yang dipengaruhi oleh variasi iluminasi dikembangkan oleh Naseem dkk [03], yaitu

*Robust Regression*, dimana hasil uji cobanya menggunakan beberapa basisdata citra wajah standar menunjukkan tingkat akurasi yang cukup tinggi, sebagian diantaranya lebih baik daripada banyak pendekatan pengenalan wajah lainnya. *Robust Regression* sendiri merupakan pengembangan lanjutan dari pendekatan pengenalan wajah yang telah diteliti sebelumnya oleh Naseem dkk, yaitu *Robust Linear Regression Classification / RLRC* [04].

Pada pendekatan *Robust Regression*, pengenalan ciri wajah dilakukan dengan menggunakan cara yang tidak biasa dalam pendekatan pengenalan wajah lainnya, dimana citra wajah yang digunakan baik pada proses pelatihan (*data training*) maupun proses pengujian (*data testing*) dilakukan proses *downsample*, yaitu mengambil sampel data dari vektor citra wajah untuk mendapatkan vektor citra yang memiliki dimensi lebih rendah. Menurut Naseem dkk [03], proses *downsample* ini bisa memberikan tingkat akurasi pengenalan wajah yang sama baiknya.

Secara teoritis, proses *downsample* dapat mengakibatkan berkurangnya informasi pada citra, maka dalam masalah pengenalan wajah menggunakan pendekatan *Robust Regression*

ini tentunya bisa menyebabkan adanya perbedaan tingkat akurasi yang dihasilkan, meskipun mungkin sangat kecil. Sehingga hipotesis yang diangkat pada penelitian ini adalah adanya pengaruh proses *downsample* terhadap kinerja pengenalan wajah menggunakan pendekatan *Robust Regression*.

Pada penelitian ini, akan dilakukan pengujian secara empiris terhadap proses *downsample* tersebut pada sistem pengenalan wajah menggunakan pendekatan *Robust Regression*. Hasil dari implementasi pendekatan *Robust Regression* dengan menggunakan *downsample* pada berbagai ukuran vektor citra, dan juga apabila tanpa dilakukan proses *downsample*, akan dibandingkan. Uji coba dilakukan dengan menggunakan salah satu basisdata citra wajah standar yang banyak digunakan oleh para peneliti di bidang pengenalan wajah, yaitu *Extended Yale Face Database B* [05].

**METODOLOGI**

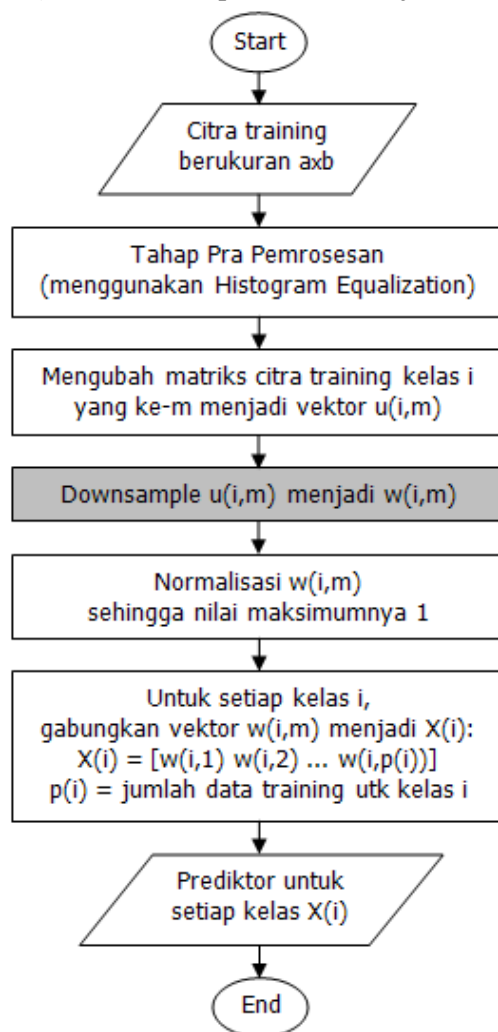
Pada penelitian ini, modifikasi terhadap pendekatan *Robust Regression* untuk pengenalan wajah dilakukan pada bagian proses *downsample* citra yang digunakan sebagai data pelatihan (*training*) maupun pengujian (*testing*). Uji coba akan dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi pengenalan wajah yang dihasilkan dari sejumlah skenario pengujian. Selanjutnya, analisis dilakukan untuk mengetahui sejauhmana kecenderungan dari berbagai hasil uji coba tersebut, yang nantinya akan menentukan apakah hipotesis pada penelitian ini, yaitu bahwa proses *downsample* dapat mempengaruhi kinerja pengenalan wajah menggunakan pendekatan *Robust Regression*, terbukti benar atau tidak.

**Rancangan Penelitian**

Dalam pendekatan *Robust Regression*, sebuah *classifier* atau *predictor* dibuat untuk setiap kelas pada fase pelatihan (*training phase*). Pada fase pengujian (*testing phase*), data uji akan diklasifikasikan ke dalam salah satu kelas menggunakan *predictor* tersebut.

Gambar 1 menggambarkan bagaimana tahap pelatihan pada *Robust Regression* dilakukan untuk menghasilkan *predictor*. Pada tahap pra-pemrosesan (*pre-processing*), *histogram equalization* digunakan sebagai teknik untuk melakukan normalisasi iluminasi,

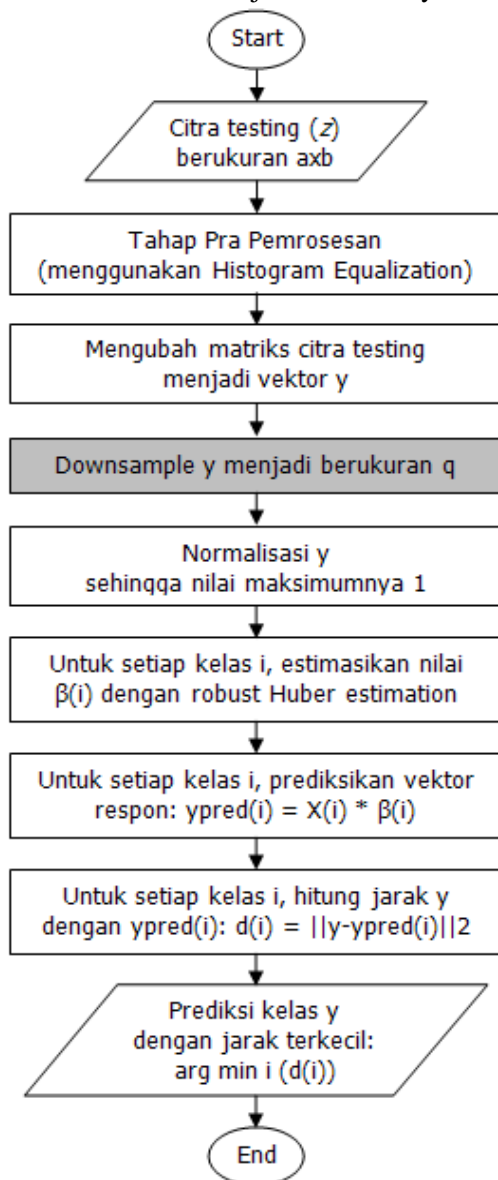
sehingga mengurangi pengaruh iluminasi pada citra wajah. Kemudian setiap matriks citra wajah diubah menjadi vektor dan dilakukan proses *downsample* sehingga menjadi vektor yang berukuran lebih kecil. Vektor yang telah dilakukan proses *downsample* ini selanjutnya dilakukan normalisasi sehingga nilai maksimumnya = 1. Untuk setiap kelas citra wajah, sejumlah vektor citra dari kelas tersebut digabungkan menjadi matriks kelas tersebut, yang pada pendekatan ini disebut *predictor* atau *classifier* untuk setiap kelas citra wajah.



Gambar 1. Tahap Pelatihan (*Training*)

Sedangkan gambar 2 menggambarkan bagaimana tahap pengujian pada *Robust Regression* dilakukan untuk tujuan klasifikasi citra wajah yang diujikan. Sebagaimana pada tahap pelatihan, setiap citra wajah perlu dilakukan normalisasi iluminasi menggunakan *histogram equalization* pada tahap pra-pemrosesan, kemudian mengubah matrik citra

menjadi vektor dan dilakukan proses *downsample* menjadi vektor berukuran lebih kecil. Untuk setiap kelas citra wajah, perlu ditentukan nilai  $\beta(i)$  dengan menggunakan teknik *robust huber estimation* dan diprediksikan vektor responnya. Selanjutnya dihitung jarak antara vektor citra uji dengan vektor responnya. Hasil klasifikasi citra ditentukan berdasarkan jarak terkecilnya.



Gambar 2. Tahap Pengujian (*Testing*)

Pada penelitian ini, akan dilakukan modifikasi pada proses *downsample* (sebagaimana ditunjukkan melalui bagian yang agak gelap pada gambar 1 dan 2). Modifikasi dilakukan berkaitan dengan ukuran citra tujuan *downsample*. Pada penelitian Naseem dkk [03], proses *downsample* dilakukan pada ukuran

50x50. Proses *downsample* akan dilakukan pada ukuran citra yang berbeda-beda dan juga pada kondisi tanpa dilakukan proses *downsample*.

### Uji Coba dan Analisis

Data uji coba pada penelitian ini menggunakan salah satu basisdata citra wajah standar, yaitu *Extended Yale Face Database B*. Uji coba dilakukan dengan sejumlah skenario pengujian berkaitan dengan variasi ukuran citra pada proses *downsample*, yang dibagi menjadi 2 kategori, yaitu:

1. Citra dengan ukuran panjang dan lebar yang sama (bujursangkar). Uji coba akan dilakukan untuk *downsample* pada citra ukuran 100x100, 70x70, 50x50, 40x40, 30x30, 20x20, dan 10x10. Uji coba juga akan dilakukan dengan tidak melakukan *downsample* (*Robust Regression* tanpa proses *downsample*).
2. Citra dengan ukuran panjang dan lebar yang memiliki rasio sama dengan citra asalnya. Uji coba akan dilakukan untuk *downsample* pada citra  $\frac{1}{2}$  ukuran asalnya (84x96),  $\frac{1}{4}$  ukuran asalnya (42x48),  $\frac{1}{8}$  ukuran asalnya (21x24), dan  $\frac{1}{16}$  ukuran asalnya (10x12).

Tingkat akurasi pengenalan wajah yang dihasilkan dari berbagai skenario uji coba tersebut akan dianalisis untuk mengetahui sejauhmana kecenderungan kinerja yang dihasilkan.

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan dipaparkan mengenai hasil penelitian yang telah dilakukan serta pembahasan mengenai analisis hasil yang dicapai.

#### Data Uji Coba

Uji coba pada penelitian ini menggunakan *Extended Yale Face Database B*, yang merupakan pengembangan dari basisdata citra standar sebelumnya yaitu *Yale Face Database B* [06] dengan jumlah individu yang lebih banyak dan adanya beberapa perubahan berkenaan dengan variasi iluminasi.

*Extended Yale Face Database B* terdiri atas 21.888 citra wajah (38 individu, 9 posisi, 64 variasi iluminasi) dengan ukuran citra 168x192.

Citra yang digunakan untuk penelitian ini hanya citra dengan posisi frontal (tampak depan) dengan ekspresi netral dan 64 variasi iluminasi, sebagaimana ditunjukkan pada gambar 3.



Gambar 3. Citra salah satu individu dengan posisi frontal, ekspresi netral, dan 64 variasi iluminasi.

**Teknik Evaluasi**

Langkah-langkah untuk melakukan uji coba pada Extended Yale Face Database B menggunakan teknik evaluasi yang telah ditentukan, yaitu dengan cara membagi variasi citra pada setiap individu menjadi 4 bagian (*subset*), sebagaimana ditunjukkan melalui tabel 1. Teknik uji coba yang digunakan berdasarkan protokol evaluasi yang juga digunakan oleh para peneliti lain, sebagaimana ditunjukkan oleh Tabel 2, yaitu proses pelatihan (*training*) dilakukan pada citra subset 1 dan proses pengujian (*testing*) untuk klasifikasi dilakukan pada citra subset lainnya (subset 2, 3, dan 4).

**Hasil Uji Coba dan Analisis**

Uji coba dilakukan berdasarkan 2 kategori ukuran citra hasil proses *downsample*, yaitu citra dengan ukuran panjang dan lebar yang sama (bujursangkar) dan citra dengan ukuran panjang dan lebar yang memiliki rasio sama dengan citra asalnya. Berdasarkan uji coba yang telah dilakukan, diperoleh hasil berupa tingkat akurasi pengenalan wajah yang dihasilkan (dalam satuan %), sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3 dan 4. Setiap uji coba dilakukan berdasarkan teknik uji coba yang telah

ditentukan (citra subset 1 sebagai data *training* dan citra subset lainnya sebagai data *testing*). Dari ketiga hasil uji coba (data *training* 1, 2, dan 3) kemudian dihitung rata-rata akurasinya.

Tabel 1. Pembagian subset citra pada Extended Yale Face Database B

Sub set	Sudut Pencahayaan	Jumlah Gambar per Individu
1	0-25 °	21 (Citra 1, 7, 8, 9, 12, 13, 15, 20, 24, 29, 34, 36, 37, 38, 41, 42, 44, 49, 53, 58, 63)
2	26-50 °	24 (Citra 2, 5, 10, 11, 16, 19, 22, 23, 27, 28, 30, 33, 35, 39, 40, 45, 48, 51, 52, 56, 57, 59, 62, 64)
3	51-77 °	14 (Citra 3, 6, 14, 17, 21, 25, 26, 31, 43, 46, 50, 54, 55, 60)
4	>77 °	5 (Citra 4, 18, 32, 47, 61)

Tabel 2. Teknik uji coba pada Extended Yale Face Database B

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

Tabel 3. Hasil uji coba sistem dengan *downsample* kategori 1

Downsample	subset 2	subset 3	subset 4	Rata-rata
*)	99.78	96.80	95.26	<b>97.28</b>
<b>100x100</b>	99.78	96.24	94.74	<b>96.92</b>
<b>70x70</b>	99.89	95.68	93.68	<b>96.42</b>
<b>50x50</b>	99.89	94.92	91.11	<b>95.31</b>
<b>40x40</b>	99.78	93.61	91.58	<b>94.99</b>
<b>30x30</b>	99.34	91.35	88.95	<b>93.21</b>
<b>20x20</b>	97.70	87.78	85.79	<b>90.42</b>
<b>10x10</b>	75.55	59.02	51.05	<b>61.87</b>

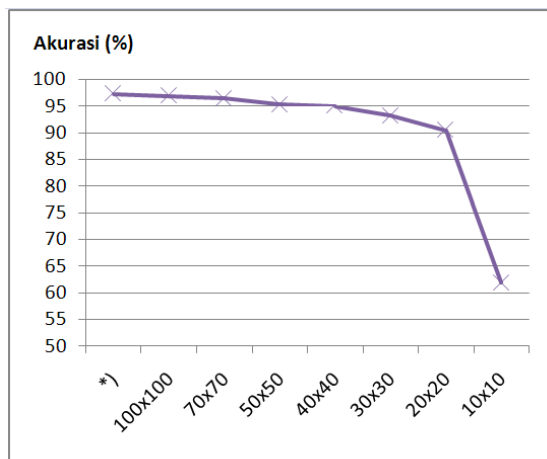
\*) Citra Asal / Tanpa Downsample (168x192)

Tabel 4. Hasil uji coba sistem dengan *downsample* kategori 2

Downsample	subset 2	subset 3	subset 4	Rata-rata
*)	99.78	96.80	95.26	<b>97.28</b>
<b>84x96</b>	99.78	96.62	95.02	<b>97.14</b>
<b>42x48</b>	99.78	94.74	92.11	<b>95.54</b>
<b>21x24</b>	98.14	89.10	86.84	<b>91.36</b>
<b>10x12</b>	79.61	64.85	52.63	<b>65.70</b>

\*) Citra Asal / Tanpa Downsample (168x192)

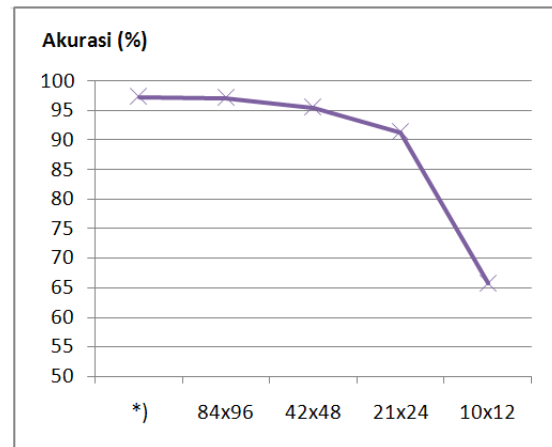
Untuk mengetahui kecenderungan dari tingkat akurasi yang dihasilkan, dapat dilihat pada gambar 4 dan 5 yang menunjukkan bahwa tingkat akurasi pengenalan wajah sebanding dengan ukuran citra yang dihasilkan dari proses *downsample*. Semakin kecil citra hasil *downsample*, maka semakin kecil pula tingkat akurasi pengenalan wajah yang dihasilkan. Tingkat akurasi pengenalan wajah yang paling tinggi dicapai pada kondisi dimana pendekatan *robust regression* tidak menggunakan proses *downsample* (akurasinya 97,28 %). Dengan kata lain, adanya proses *downsample* dapat menurunkan tingkat akurasi pengenalan wajah yang dihasilkan.



\*) Citra Asal / Tanpa Downsample (168x192)  
 Gambar 4. Kecenderungan kinerja sistem dengan *downsample* citra kategori 1

Berkaitan dengan perubahan tingkat akurasi pengenalan wajah yang disebabkan oleh adanya proses *downsample* pada citra, dalam beberapa kasus memang cukup kecil perubahannya. Misalnya pada tabel 3 terlihat bagaimana akurasi yang dihasilkan pada kondisi citra dengan *downsample* 100x100, yaitu 96,92 %, dimana selisih dengan akurasi tertinggi (pada kondisi tanpa dilakukan *downsample*) hanya 0,36 %. Begitu pula jika ukuran *downsample* yang digunakan adalah ½ ukuran citra asalnya (84x96), maka akurasi yang dihasilkan adalah 97,14 % (selisihnya dengan akurasi tertinggi hanya 0,14 %). Tetapi, jika *downsample* yang dilakukan pada ukuran yang sangat kecil, misalnya pada ukuran 10x10, akurasi yang dihasilkan adalah 61,87 %, dimana selisih dengan akurasi tertinggi mencapai 35,41 %. Pada penelitian Naseem dkk [2012] sendisi

menggunakan ukuran *downsample* 50x50, dimana pada uji coba ini dihasilkan akurasi sebesar 95,31 % (selisihnya dengan akurasi tertinggi adalah 1,97 %).



\*) Citra Asal / Tanpa Downsample (168x192)  
 Gambar 5. Kecenderungan kinerja sistem dengan *downsample* citra kategori 2

Meskipun proses *downsample* pada pendekatan *robust regression* ternyata menurunkan tingkat akurasi pengenalan wajah, ada kelebihan yang dimiliki oleh teknik ini yaitu faktor kecepatan waktu yang dibutuhkan selama proses pengenalan wajah. Semakin kecil ukuran *downsample* citra yang digunakan, semakin cepat pula waktu yang dibutuhkan untuk proses pengenalan. Berdasarkan penelitian ini, informasi penting yang perlu diketahui adalah ukuran *downsample* yang digunakan harus tepat, dimana akurasi yang dihasilkan tetap tinggi.

Tabel 5. Hasil uji coba sistem dengan *downsample* kategori 2

Downsample	subset 2	subset 3	subset 4	Rata-rata
100x100	99.78	96.24	94.74	96.92
84x96	99.78	96.62	95.02	97.14
50x50	99.89	94.92	91.11	95.31
42x48	99.78	94.74	92.11	95.54

Berkenaan dengan ukuran *downsample* citra itu sendiri, berdasarkan uji coba yang dilakukan (sebagaimana diperlihatkan pada tabel 5), proses *downsample* pada citra berukuran panjang dan lebar yang memiliki rasio sama dengan citra asalnya ternyata bisa memberikan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan *downsample* pada citra

berukuran panjang dan lebar yang sama (bujursangkar). Misalnya, jika *downsample* citra pada ukuran 100x100, akurasi yang dihasilkan adalah 96,92 %. Sedangkan jika *downsample* citra pada ukuran 84x96 (lebih kecil ukurannya dari 100x100), akurasi yang dihasilkan adalah 97,14 % (lebih tinggi dari kondisi *downsample* citra 100x100). Begitu pula dengan *downsample* citra pada ukuran 42x48, akurasi yang dihasilkan adalah 95,54 %, lebih tinggi dari akurasi yang dihasilkan dengan *downsample* citra pada ukuran 50x50 (95,31 %).

## SIMPULAN

Berdasarkan uji coba yang telah dilakukan pada penelitian ini, dapat diperoleh beberapa kesimpulan berkenaan pengenalan wajah dengan pendekatan *robust regression* sebagai berikut:

1. Proses *downsample* berpengaruh terhadap kinerja pendekatan *Robust Regression* untuk pengenalan wajah. Hal ini sesuai dengan hipotesis yang diangkat pada penelitian ini. Secara umum, semakin kecil ukuran *downsample* yang digunakan, semakin kecil pula tingkat akurasi pengenalan wajah yang dihasilkan.
2. Tingkat akurasi pengenalan wajah dengan pendekatan *robust regression* yang paling tinggi adalah jika tanpa menggunakan proses *downsample*.
3. Jika menggunakan proses *downsample*, bisa jadi karena mempertimbangkan faktor kecepatan waktu selama proses pengujian maupun implementasi sistem nantinya, maka perlu menentukan ukuran *downsample* citra yang tepat dimana pengaruhnya terhadap kinerja pengenalan wajah tidak terlalu besar (masih mendekati akurasi tertingginya).
4. Proses *downsample* pada citra berukuran panjang dan lebar yang memiliki rasio sama dengan citra asalnya dapat memberikan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan proses *downsample* pada citra berukuran panjang dan lebar yang sama (bujursangkar).

Untuk pengembangan lebih lanjut, penelitian berikutnya yang dapat dilakukan

adalah dengan melakukan uji coba pada basisdata citra standar lainnya, sehingga nantinya dapat dibandingkan hasilnya, apakah sama dengan penelitian ini ataukah akan muncul informasi penting lainnya. Selain itu juga dapat dikembangkan dengan menguji proses *downsample* citra pada ukuran yang lebih variatif untuk melihat sejauhmana pengaruh terhadap kinerja pengenalan wajah.

## DAFTAR PUSTAKA

- [01] Jain, Anil K., Bolle, Ruud., Pankanti, Sharath. *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*. Kluwer Academic Publishers. 2002.
- [02] 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.
- [03] Naseem, Imran., Togneri, Roberto., Bennamoun, Mohammed. *Robust Regression For Face Recognition*. Journal of Pattern Recognition. 2012.
- [04] Naseem, Imran., Togneri, R., Bennamoun, M. *Linear regression for face recognition*. IEEE Transactions on PAMI. 2010.
- [05] Lee, Kuang-Chih., Ho, Jeffrey., Kriegman, David. *Acquiring Linear Subspaces for Face Recognition under Variable Lighting*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 27, No. 5. 2005.
- [06] 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.