

# Implementasi *Principal Component Analysis* (PCA) pada Pengenalan Wajah Resolusi Rendah

Reza Phina Tanjung<sup>1\*</sup>, Danang Wahyu Utomo<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro Semarang

<sup>1,2</sup>Jl. Imam Bonjol No.207, Pendrikan Kidul, Kec. Semarang Tengah, Kota Semarang, Indonesia

E-mail: 111202012416@mhs.dinus.ac.id <sup>1</sup>, danang.wu@dsn.dinus.ac.id <sup>2</sup>

## Info Naskah:

Naskah masuk: 28 November 2023

Direvisi: 28 Desember 2023 2024

Diterima: 1 Januari 2024

## Abstrak

Pengenalan wajah melibatkan pencocokan fitur wajah dengan membatasi area wajah. Permasalahan yang ditemukan pada eksperimen adalah program mengenali citra diluar area wajah terutama untuk citra dengan resolusi rendah. Algoritma PCA dan pendekatan *bounding box* yang diusulkan mampu mengidentifikasi area wajah dan mencocokkannya dengan kumpulan data latih. Eksperimen menggunakan dataset *Yaleface* dan *Face94* pada berbagai skenario, termasuk resolusi normal dan penurunan resolusi (75%, 50%, dan 25% dari ukuran asli) pada citra .gif algoritma yang diusulkan mampu menghasilkan kemiripan citra terdeteksi dengan citra input pada skenario penurunan resolusi sampai 50%. Pada citra .jpg, penurunan resolusi sampai 75% tidak mempengaruhi kinerja algoritma PCA. Metode yang diusulkan mampu mengenali wajah dengan kemiripan pada variasi pose dan ekspresi wajah. Nilai Euclidean pada citra .jpg menghasilkan nilai kedekatan lebih baik dibandingkan citra gif.

## Keywords:

face recognition;

principal component analysis;

bounding box;

image processing.

## Abstract

Face recognition involves matching facial features by restricting the facial area. The problem found in the experiment was that the program recognized images outside the face area, especially for low-resolution images. The PCA algorithm and the proposed bounding box approach can identify the facial area and match it with training data. The experiment uses the *Yaleface* and *Face94* datasets in various scenarios, including normal resolution and resolution reduction (75%, 50%, and 25% of the original size). On gif images, the proposed algorithm can produce similarities between the detected image and the input image in a resolution reduction of up to 50%. On jpg images, reducing resolution to 75% does not affect the performance of PCA. The proposed method can recognize faces with similarities in variations of pose and facial expression. The Euclidean value of the jpg image produces a better similarity value than the gif image.

\*Penulis korespondensi:

Reza Phina Tanjung

E-mail: 111202012416@mhs.dinus.ac.id

## 1. Pendahuluan

Pengenalan wajah (*face recognition*) menjadi topik penelitian yang sangat tenar baik dalam perkembangan teknologi, algoritma dan implementasi alat (*tool*) [1]. Saat ini penelitian biometrik wajah menjadi trend penelitian karena kemudahan dalam mendapatkan citra wajah tanpa adanya pelanggaran privasi [2]. Beberapa pengaplikasian pengenalan wajah seperti sistem kehadiran[3], sistem keamanan[4], dan *surveillance* [5] menjadi topik yang menarik dalam kalangan peneliti dan industri. Berbagai metode dan teknik dalam pengenalan wajah telah banyak dikembangkan hanya berlandaskan perbandingan karakteristik wajah seseorang.

Wajah sebagai sebuah objek terdiri dari beberapa elemen yang serupa secara visual tetapi memiliki perbedaan fitur, bentuk, dan posisi. Sistem pengenalan wajah merupakan aplikasi komputer yang secara otomatis memanfaatkan gambar digital dari sumber visual yang secara otomatis mengidentifikasi dengan cara membandingkan fitur wajah dengan Kumpulan data wajah[6]. Peneliti lain menyatakan bahwa proses pencocokan wajah didasarkan dari perbandingan citra input dengan citra yang tersimpan dalam database [7].

Studi pengenalan wajah menjadi tantangan baru dalam identifikasi wajah yang memiliki keberagaman kompleks dalam fitur wajah. Identifikasi wajah melibatkan beberapa variasi identifikasi yang signifikan dalam aspek berikut: ukuran, bentuk intensitas citra wajah, pose, ekspresi dan aksesoris. Identifikasi wajah dapat dilakukan dengan Teknik pengenalan wajah berbasis pengolahan citra. Beberapa metode pengolahan citra diusulkan dalam pengenalan wajah seperti metode berbasis holistik, berbasis model, linear, dan pemilihan fitur. Beberapa penelitian telah mengusulkan algoritma dalam pengenalan wajah: algoritma PCA [8] [9], algoritma genetika [10], gabor [11], PSO [12], HOG [13], *Convolutional Neural Network* [14].

Beberapa penelitian terkait pengenalan wajah fokus pada reduksi dimensional. Ji Ma [15] mengusulkan *deep learning* sebagai bahan untuk ekstraksi fitur citra dan penggunaan PCA sebagai reduksi dimensional data dalam jumlah besar. J Haris Mita dkk membahas performa teknik analisis reduksi dimensional seperti PCA, kernel PCA dan Teknik linear [16]. Penelitian lainnya, fokus pada peningkatan akurasi. Rifki Kosasih [17] mengusulkan penggunaan PCA dengan pengaturan jumlah data latih dan eigen vektor. Adanya penambahan jumlah data latih dan eigen vector terbukti meningkatkan akurasi pada pengenalan wajah dengan PCA. Odhiambo Omuya E [9] menggunakan PCA-IG sebagai seleksi fitur dengan hasil eksperimen mampu meningkatkan akurasi dan waktu.

Adanya perkembangan teknologi dalam pengolahan citra, Masing – masing algoritma yang telah diusulkan memberikan hasil yang mampu mengenali wajah dengan formula yang telah ditentukan. Md Sabbir Ejaz [18] menyatakan bahwa algoritma PCA memberikan tingkat akurasi lebih baik dalam pengenalan wajah. Selain algoritma, beberapa penelitian juga telah mengusulkan teknik atau metode dalam pengenalan wajah seperti seleksi fitur [9] [12], klasifikasi [19], dan *bounding box* [20][21] [22].

Permasalahan utama dalam pengenalan wajah adalah adanya ketidaksesuaian lokasi atau area citra yang dikenali. Dalam hal ini, deteksi diluar area wajah. Pada penelitian [21], akurasi lokalisasi penempatan wajah masih rendah. Masih terdapat ketidakselarasan dalam deteksi area wajah. Banyak metode yang kurang memperhatikan lokalisasi pengenalan wajah [22].

Pada penelitian ini mengusulkan algoritma PCA dan pendekatan *bounding box* sebagai pengenalan wajah. Pendekatan *bounding box* diusulkan sebagai teknik dalam memberikan pembatas di area objek agar dengan mudah dikenali. *Bounding box* membantu menandai objek yang ingin dikenali pada gambar sehingga objek tersebut dapat dikenali oleh sistem *computer vision*. Prinsip kerja *bounding box* melibatkan penentuan koordinat yang menunjukkan lokasi objek pada gambar dan memberikan batas pada objek tersebut. Pada penelitian ini uji data dilakukan terhadap dataset *yale face* dalam format gif dan *face94* dalam format jpg. Selain itu, uji data juga dilakukan terhadap data citra resolusi rendah dengan tingkat resolusi 50% dan 25% dibawah resolusi asli. Tujuannya, untuk menguji kinerja dari algoritma dan metode yang diusulkan dalam mengenali area wajah pada citra resolusi rendah.

## 2. Metode

### 2.1 Batasan Penelitian

Tahap pengenalan wajah menggunakan algoritma PCA dan teknik *bounding box* dengan 150 citra wajah dengan masing – masing wajah ada 15 citra wajah berbeda. Tahap awal (*preprocessing*) adalah sebagai berikut:

- 1) Melakukan resize citra asli menjadi ukuran yaitu 100 x 90 piksel dengan format citra .gif dan .jpg.
- 2) Konversi citra dari RGB ke grayscale (jika dari citra dataset terdapat citra RGB)
- 3) Mengelompokkan citra ke dalam data latih (*data training*) dan data uji (*data testing*).

### 2.2 Principal Component Analysis (PCA)

Salah satu teknik linear yang populer dalam pengenalan wajah adalah PCA. PCA adalah teknik identifikasi pola dalam data dengan menemukan korelasi antar atribut[23]. PCA memiliki kelebihan mampu mengurangi dimensi data (reduksi dimensi) dalam sebuah citra, artinya fitur yang diolah menjadi lebih sedikit. Penelitian lain juga menyatakan bahwa kelebihan PCA adalah melakukan reduksi dimensi data yang besar ke dimensi ruang yang lebih kecil tanpa mengurangi karakteristik dataset [1].

Pada percobaan ini, Alur PCA adalah sebagai berikut (ilustrasi dalam Matlab R2021a):

- 1) Menentukan dataset jumlah data latih dan data uji (n).
- 2) Menentukan dimensi citra ukuran MxN.
- 3) Menentukan *eigenvalue* (L).
- 4) Inisialisasi data set matriks.  

$$X = (n, M \times N) \quad (1)$$
- 5) Inisialisasi kumpulan dataset yang diubah.  

$$T = (n, L) \quad (2)$$
- 6) Ubah semua dimensi citra menjadi vector berukuran 1xMxN.
- 7) Menghitung rata – rata citra dengan fungsi  

$$m = \text{mean}(X) \quad (3)$$

- 8) Mengurangi setiap matriks  $X$  dengan rata – rata  $m$   

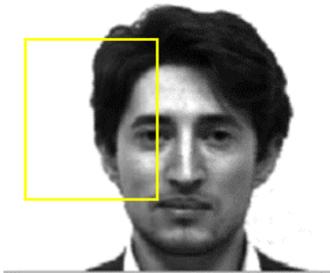
$$X_i = X_i - m \quad (4)$$
- 9) Menghitung matriks kovarians  $Q$   

$$Q = \frac{(X' * X)}{n-1} \quad (5)$$
- 10) Menghitung nilai eigen dan vektor eigen dari matriks Covarians  $Q$  menggunakan fungsi  $eig(Q)$   
 Contoh:  $[Evecm, Evalm = eig(Q)] \quad (6)$   
 Dimana  $Evecm$  adalah nilai *eigen vector* dan  $Evalm$  adalah nilai *eigen*.
- 11) Ekstrak semua nilai *eigen* menggunakan fungsi  $diag(Evalm)$   
 Contoh:  $[Eval] = diag(Evalm) \quad (7)$   
 Dimana  $Eval$  adalah nilai ekstraksi dari nilai *eigen*

### 2.3 Bounding Box

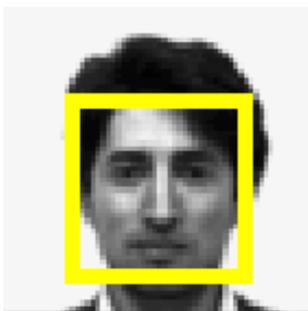
Berdasarkan eksperimen sebelumnya, beberapa hasil pengenalan wajah menunjukkan bahwa area yang dikenali oleh program berada diluar area wajah. Penerapan *bounding box* pada pengenalan wajah yaitu melibatkan pembatas kotak dalam mendeteksi wajah. Tujuan penggunaan *bounding box* untuk membatasi area sekitar wajah. Teknik *bounding box* yang diusulkan adalah *cascade classifier*.

Pada Gambar 1 menunjukkan hasil eksperimen sebelumnya dengan menambahkan fungsi *insert Shape*, kotak hanya mengenali Sebagian kecil wajah, sedangkan bagian lainnya di luar area wajah.



Gambar 1. Contoh Tanpa Bounding Box

Pada Gambar 2, menunjukkan citra hasil *bounding box* dengan *cascade classifier* berhasil memberikan pembatas pada area wajah. Dari citra yang terdeteksi oleh *bounding box* akan digunakan sebagai data uji pembandingan atau pencocokan dengan citra data latih.



(a) Dengan *bounding box*

Gambar 2. Contoh *Bounding Box*

### 2.4 Dataset Wajah

Dataset yang digunakan pada penelitian adalah *yaleface* dan *face94*. Nama citra diubah menjadi angka berurutan untuk memudahkan pembacaan citra secara urut.

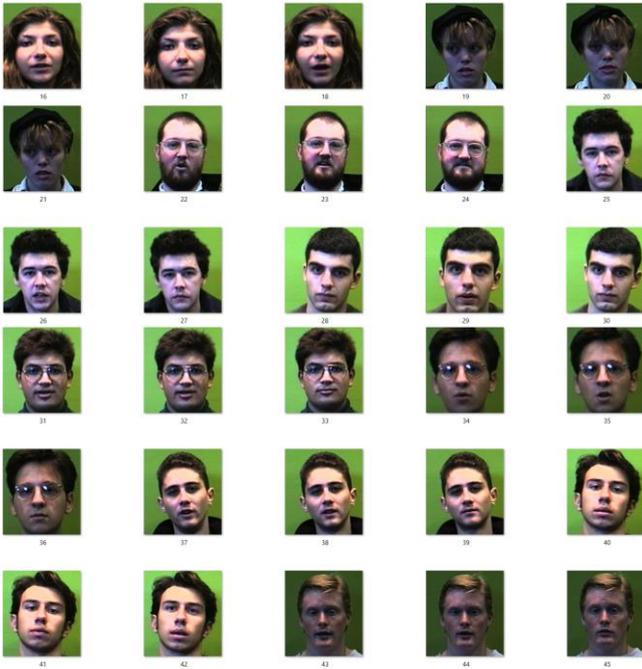
Pada Gambar 3, Dataset *yaleface* merupakan citra dalam format .gif berukuran 320x243 piksel. dataset terkumpul 165 citra dengan 15 individu terdapat 11 citra pose dan ekspresi wajah berbeda. Percobaan menggunakan data latih 120 citra dan data uji 45 citra dengan individu yang berbeda secara acak. Pada data uji, masing – masing individu diambil 3 citra secara acak.



Gambar 3. Sampel Data uji *yaleface* format .gif

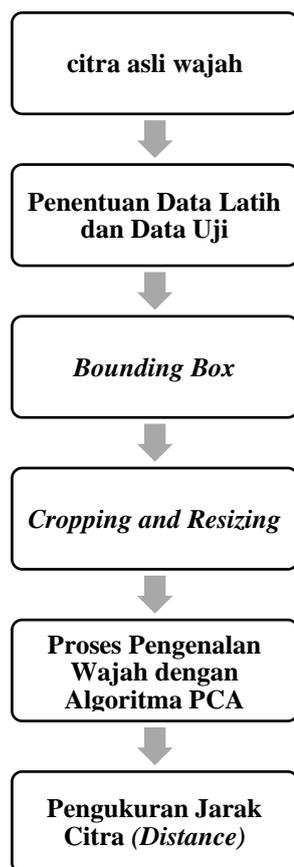
Pada Gambar 4, percobaan menggunakan data latih 165 citra wajah dalam format .jpg dengan ukuran 180x200 dengan 15 individu dalam 11 citra pose dan ekspresi berbeda. Percobaan menggunakan 120 citra latih dan 45 citra uji. Pemilihan citra data uji dilakukan secara acak yaitu memilih 3 dari 11 citra.





Gambar 4. Sampel Data Uji face94 format .jpg

## 2.5 Skema Penelitian



Gambar 5. Skema Penelitian

Berikut deskripsi alur pengenalan wajah sesuai dengan Gambar 5:

1. Citra yang digunakan menggunakan 2(dua) dataset yaitu *yaleface* format .gif dan *face94* format .jpg.
2. Komposisi jumlah citra *yaleface* adalah 120 citra data latih dan 45 data uji. Komposisi jumlah citra *face94* adalah 120 citra data latih dan 45 data uji. Penentuan data uji selanjutnya adalah reduksi resolusi sebagai uji coba terhadap citra dengan resolusi rendah. Penurunan resolusi diatur dengan prosentase 75%, 50% dan 25% lebih rendah dari citra asli.
3. Implementasi *bounding box* dengan bantuan Matlab R2021a yang telah menyediakan fungsi *cascade classifier* yaitu *vision.CascadeObjectDetector()*.
4. Hasil dari *bounding box* selanjutnya dilakukan *cropping* dan *resizing* untuk dicocokkan dengan citra data latih.
5. Selanjutnya, dilakukan proses pengenalan dengan algoritma PCA dengan pengaturan nilai eigen = 50. Sesuai pada sub bab 2.2.
6. Hasil dari citra terdeteksi akan diukur menggunakan *Euclidean distance* untuk mencari jarak antar citra. Nilai terkecil atau mendekati 0 dari *Euclidean distance* dianggap sebagai hasil terbaik.

### 3. Hasil dan Pembahasan

Hasil pengenalan wajah diukur dengan pengukuran jarak yaitu menggunakan *Euclidean distance*. *Euclidean distance* merupakan pengukuran jarak terdekat antara objek yang diuji dengan kelompok objek yang telah ditentukan[24]. Pada penelitian ini, nilai yang mendekati 0 menjadi hasil terbaik. Kasus uji pengenalan wajah dilakukan terhadap citra asli, citra dengan resolusi 75%, 50% dan 25% lebih rendah dari citra asli. Adanya *resizing* ditujukan untuk menguji algoritma PCA dengan *bounding box* apakah dapat mengenali area wajah dalam resolusi yang berbeda.

Berdasarkan hasil pengukuran jarak Tabel 1, diketahui bahwa jarak citra uji dengan citra data latih menghasilkan masing – masing nilai *Euclidean* citra mendekati 0. Bahkan beberapa citra uji seperti 9.gif, 21.gif, 26.gif dan 34.gif menghasilkan nilai *Euclidean* 0. Hal ini dapat disimpulkan bahwa Citra uji terdeteksi memiliki kemiripan fitur wajah dengan citra latih.

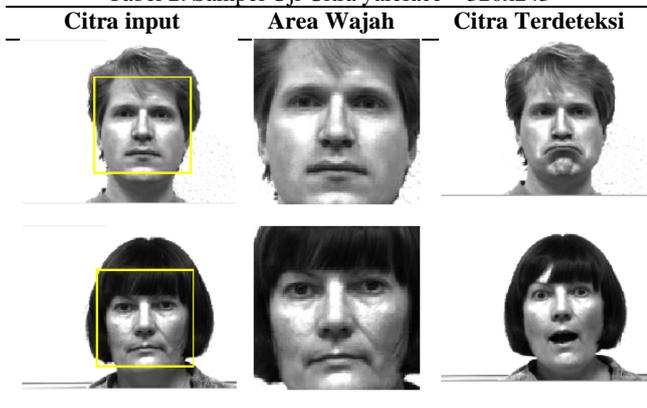
Tabel 1. Hasil Pengukuran Jarak citra *yaleface*

Citra uji	Citra asli 320x243 (Ujicoba1)	240x182 (75%) (Ujicoba2)	160x122 (50%) (Ujicoba3)	80x61 (25%) (Ujicoba4)
1.gif	606,80	760,87	785,05	1024,75
2.gif	619,19	712,94	762,45	911,28
3.gif	2057,05	2056,68	2155,14	2638,31
4.gif	118,14	146,47	134,71	172,60
5.gif	760,82	762,98	772,51	776,93
6.gif	2.227,37	2225,81	2321,05	2423,61
7.gif	312,98	377,03	397,94	479,70
8.gif	1790,58	1850,98	1880,20	1922,87
9.gif	0,00	77,30	86,25	176,62
10.gif	426,06	520,91	533,89	591,61
11.gif	1029,42	1046,06	1052,32	1287,45

Citra uji	Citra asli 320x243 (Ujicoba1)	240x182 (75%) (Ujicoba2)	160x122 (50%) (Ujicoba3)	80x61 (25%) (Ujicoba4)
12.gif	2191,98	2278,69	2415,14	2503,26
13.gif	403,94	462,03	488,08	691,49
14.gif	312,01	421,11	569,52	916,79
15.gif	1792,66	1823,08	1886,44	1910,45
16.gif	895,50	897,42	988,21	1003,51
17.gif	376,12	576,70	691,24	819,05
18.gif	2980,45	3121,25	3177,42	3363,11
19.gif	1011,01	1022,82	1115,17	1201,03
20.gif	1444,05	1500,19	1524,06	1699,16
21.gif	0,00	65,38	90,05	166,64
22.gif	2103,54	2201,06	2294,55	2362,38
23.gif	1352,73	1368,36	1396,91	1434,91
24.gif	1291,94	1387,30	1409,87	1548,33
25.gif	986,95	1018,72	1083,82	1190,27
26.gif	0,00	96,93	102,98	187,94
27.gif	1150,75	1209,12	1246,25	1332,85
28.gif	639,16	639,35	645,67	676,26
29.gif	1574,50	1600,19	1873,19	2050,54
30.gif	2049,42	2249,22	2337,07	2546,12
31.gif	1429,80	1463,16	1494,59	1596,60
32.gif	1273,16	1273,09	1372,39	1459,34
33.gif	2403,76	2576,96	2698,46	2813,00
34.gif	0,00	65,76	85,90	135,03
35.gif	1461,62	1590,15	1680,01	1799,32
36.gif	1534,53	1645,07	1735,17	1851,98
37.gif	361,80	372,22	385,02	564,28
38.gif	493,80	512,09	525,24	680,70
39.gif	489,69	512,01	535,93	765,72
40.gif	2310,45	2401,01	2508,95	2657,73
41.gif	731,88	762,95	752,02	953,82
42.gif	607,89	665,31	707,01	760,37
43.gif	1412,79	1478,27	1517,78	1678,46
44.gif	1465,77	1471,07	1538,81	1676,29
45.gif	237,58	254,17	287,49	297,01
Average	1082,66	1144,89	1200,93	1326,65
Min	0	65,38	85,90	135,03
Max	2980,45	3121,25	3177,42	3363,11

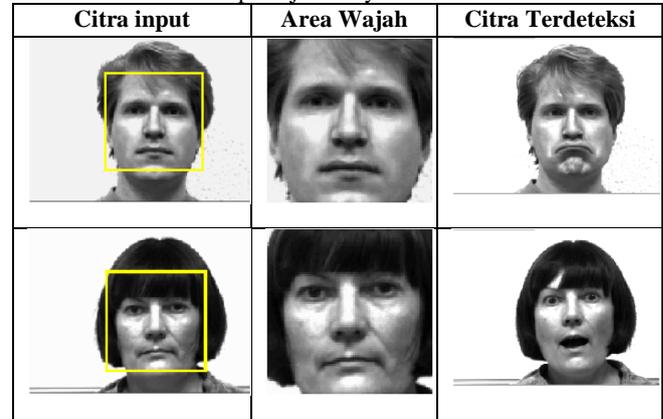
Berdasarkan Tabel 2, sampel hasil uji menunjukkan bahwa fitur citra data uji memiliki kesamaan individu dengan citra data latih. Terdapat 2(dua) sampel wajah yang menunjukkan individu yang sama antara citra data uji dengan citra data latih. Dapat diambil kesimpulan bahwa hasil dari pengukuran *Euclidean distance* menunjukkan adanya kemiripan citra data uji dengan citra data latih.

Tabel 2. Sampel Uji Citra yaleface – 320x243



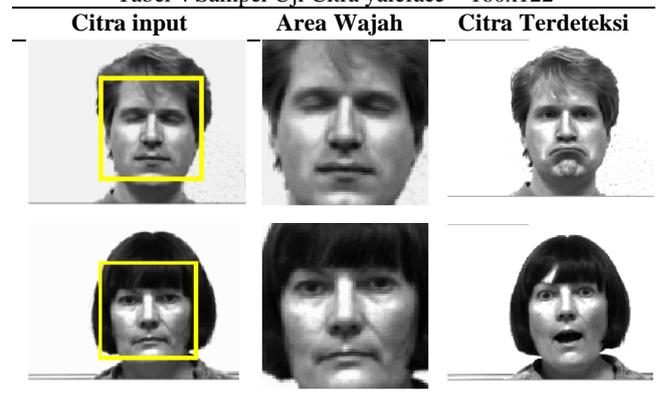
Pada percobaan selanjutnya, citra asli diturunkan resolusinya menjadi ukuran 240x182, hasilnya citra uji menghasilkan nilai jarak terkecil 1.01 pada citra uji 21.gif dan nilai jarak terbesar 25,2 pada citra uji 33.gif. Penurunan resolusi 25% tetap menghasilkan citra terdeteksi yang sama jika dibandingkan dengan citra terdeteksi pada citra asli.

Tabel 3 Sampel Uji Citra yaleface – 240x182



Percobaan selanjutnya dilakukan pada citra dengan resolusi 160 x 122. Pada penurunan resolusi 50%, algoritma PCA dengan *bounding box* masih dapat mengenali area wajah yang sama dan menghasilkan citra terdeteksi yang sama pada 2(dua) percobaan sebelumnya. Pada sampel 1.gif, nilai *Euclidean* yang dihasilkan pada percobaan secara berurutan adalah 6,26; 7,20; dan 7,62. jarak dari masing – masing hasil ujicoba dalam rentang 0-1. Artinya, citra terdeteksi yang dihasilkan masih sama antara percobaan 1, 2 dan 3. Nilai *Euclidean* yang dihasilkan tidak terlalu besar dari percobaan 1 sampai 3.

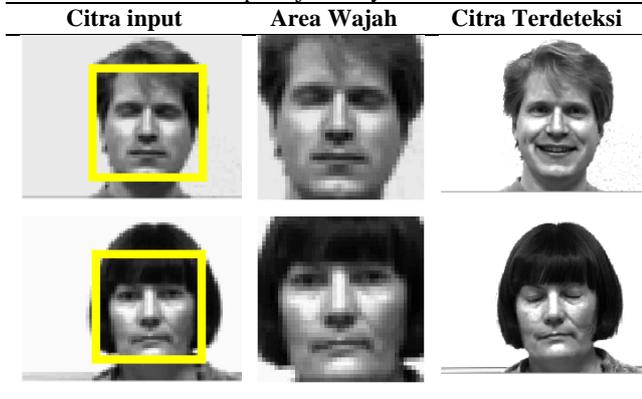
Tabel 4 Sampel Uji Citra yaleface – 160x122



Pada uji coba sampel citra dengan resolusi 80x61(Tabel 5) menunjukkan adanya perbedaan citra terdeteksi dibandingkan pada percobaan sebelumnya. Citra terdeteksi pada Tabel 5 menunjukkan perbedaan ekspresi jika dibandingkan pada Tabel 2, Tabel 3, dan Tabel 4. Penurunan resolusi 75% memberikan jarak yang besar sehingga citra terdeteksi yang dihasilkan berbeda pada ujicoba sebelumnya.

Sampel uji pada Tabel 5 menunjukkan area wajah dengan kondisi blur. Berdasarkan hasil uji dapat disimpulkan bahwa rendahnya resolusi suatu citra dapat mempengaruhi tingginya nilai *Euclidean* yang dihasilkan.

Tabel 5 Sampel Uji Citra yaleface – 80x61



Dari uji coba 1, 2, 3, dan 4 dapat disimpulkan bahwa algoritma PCA dan *bounding box* mampu membatasi area wajah yang sesuai dan mengenali individu yang sama meskipun memiliki perbedaan variasi pose dan ekspresi wajah. Pada penurunan resolusi citra input sampai 50%, algoritma dan teknik yang diusulkan *robust*. Citra terdeteksi yang dihasilkan memiliki kesamaan hasil. Namun, pada penurunan resolusi sampai 75%, rendahnya resolusi citra menghasilkan citra terdeteksi yang berbeda.

Percobaan selanjutnya menggunakan dataset citra face94. Pada Tabel 6, hasil pengenalan wajah dengan citra asli (resolusi normal) menghasilkan nilai mendekati 0. Beberapa citra uji menghasilkan nilai *Euclidean* 0. Hasil nilai menunjukkan bahwa mayoritas citra uji memiliki kemiripan dengan citra terdeteksi.

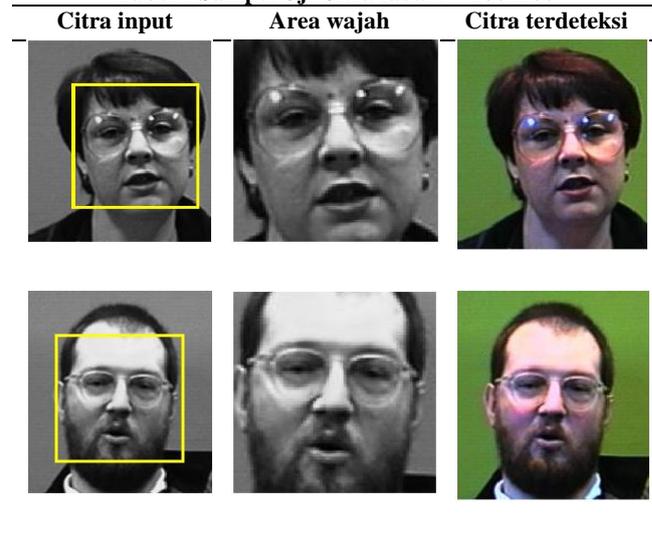
Tabel 6. Hasil Pengukuran Jarak citra face94

Citra uji	Citra asli 180x200 (ujicoba1)	135x150 (75%) (ujicoba2)	90x100 (50%) (ujicoba3)	45x50 (25%) (ujicoba4)
1.jpg	0	9,8	122	1177,8
2.jpg	1,81	18,51	176,8	2073,6
3.jpg	2,23	22,27	221,1	2111,2
4.jpg	0	7,89	107,01	1045,4
5.jpg	7,90	8,77	82,47	972,2
6.jpg	1,17	11,53	116,99	1089,9
7.jpg	0	10,4	190	2140,1
8.jpg	7,29	8,01	74,02	1974,2
9.jpg	1,36	13,61	136,11	1905,1
10.jpg	0	9,6	137,01	1248,2
11.jpg	6,38	9,86	64,22	614,24
12.jpg	2,99	29,78	297,7	3214,2
13.jpg	0	6,93	110	624,2
14.jpg	5,49	7,89	58,26	582,26
15.jpg	5,83	7,83	58,71	981,9
16.jpg	0	10,51	175	1069,1
17.jpg	8,08	10,93	77,47	1359,1
18.jpg	4,40	44,09	444,18	4191,1
19.jpg	0	7,06	106	1481,1
20.jpg	1,19	11,81	120,6	1192,2
21.jpg	5,57	8,82	53,13	1172,2
22.jpg	0	12,7	179	1919,3
23.jpg	2,21	22,14	228,2	2218,1

Citra uji	Citra asli 180x200 (ujicoba1)	135x150 (75%) (ujicoba2)	90x100 (50%) (ujicoba3)	45x50 (25%) (ujicoba4)
24.jpg	9,91	19,31	190,10	2002,1
25.jpg	0	7,44	138	1166,1
26.jpg	1,57	15,70	151,8	1766,3
27.jpg	1,35	13,54	140,5	1522,8
28.jpg	0	7,64	152	1180,0
29.jpg	1,08	10,83	108,44	1079,6
30.jpg	3,89	38,67	388,84	4038,4
31.jpg	17,9	18,21	196,5	2356,5
32.jpg	1,79	18,21	176,45	1880,5
33.jpg	1,30	13,06	124,20	1422,1
34.jpg	0	7,27	125,4	697,7
35.jpg	7,50	15,10	73,98	850,1
36.jpg	1,00	10,24	101,42	1011,4
37.jpg	0	12,0	165,4	1770,4
38.jpg	2,27	22,89	222,11	2222,1
39.jpg	2,68	26,68	265,72	2465,1
40.jpg	0	12,2	156,8	1654,7
41.jpg	1,65	16,90	170,01	1700,1
42.jpg	3,05	30,50	302,50	2967,5
43.jpg	0	7,3	116,01	516,5
44.jpg	1,52	15,21	153,78	1538,8
45.jpg	2,31	22,38	233,32	2333,1
Average	2,77	14,77	159,76	1655,52
Min	0	6,93	53,13	516,5
Max	17,9	44,09	444,18	4191,1

Pada Tabel 7, sampel uji citra 1.jpg dan citra 22.jpg menunjukkan kesamaan fitur pose dan ekspresi wajah antara citra uji dengan citra terdeteksi. Pada resolusi normal, pengenalan wajah dengan citra format .jpg mampu mengenali kesamaan pose dan ekspresi wajah. Artinya, citra dengan resolusi normal memberikan tingkat pengenalan wajah lebih tepat dari sisi kesamaan fitur, pose, maupun ekspresi wajah.

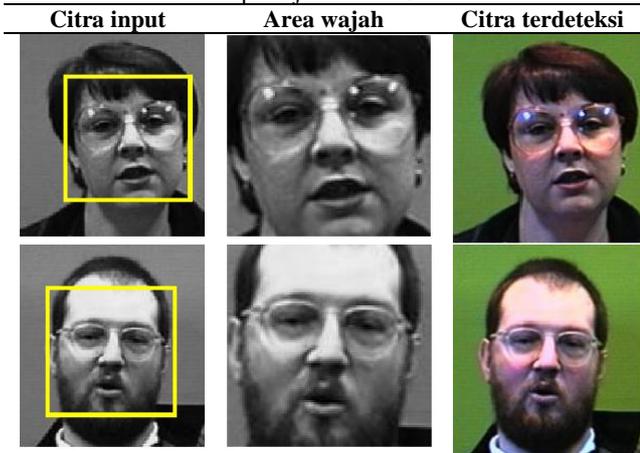
Tabel 7 Sampel Uji Citra face94 – 180x200



Pada percobaan selanjutnya (ujicoba 2), Tabel 6 menunjukkan nilai *Euclidean* dengan nilai terkecil 6,93 dan nilai terbesar 18,21. Berdasarkan hasil pada Tabel 8, penurunan resolusi sebesar 25% masih menghasilkan citra terdeteksi yang sama dengan ujicoba 1. Dari sampel yang

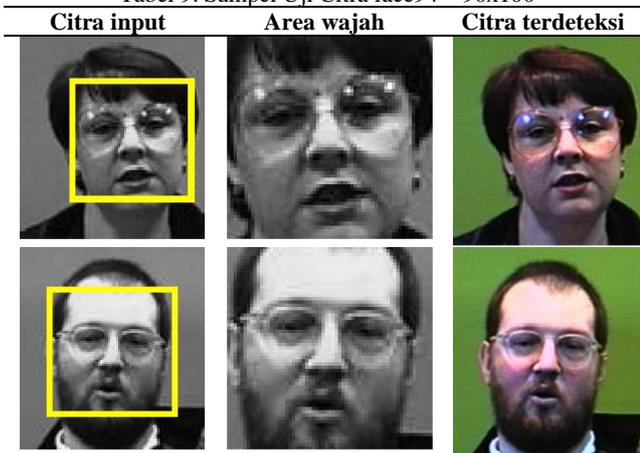
digunakan menghasilkan kemiripan citra terdeteksi dengan pose dan ekspresi wajah yang sama.

Tabel 8. Sampel Uji Citra face94 – 135x150



Pada percobaan selanjutnya (uji coba 3) dilakukan pada citra dengan penurunan resolusi 50%. Jika diamati, kondisi citra sedikit blur. Hal ini mempengaruhi besarnya nilai *Euclidean* yang dihasilkan yaitu lebih besar dari ujicoba 2. Berdasarkan Tabel 9, dihasilkan citra terdeteksi yang sama dengan citra input. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma PCA dengan Teknik *bounding box* mampu mengenali wajah pada lokalisasi yang sesuai pada citra dengan penurunan resolusi sampai 50%. Pada uji coba 1, 2 dan 3 menghasilkan citra terdeteksi yang sama dengan citra input baik dari sisi pose maupun ekspresi wajah. Tingkat blur citra pada resolusi 50% tidak mempengaruhi kinerja algoritma PCA.

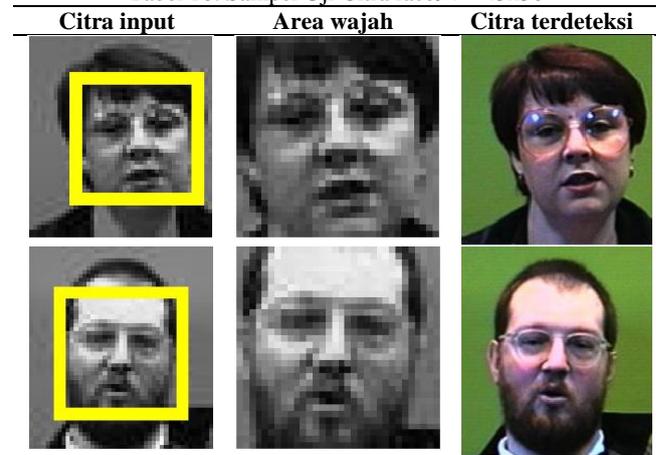
Tabel 9. Sampel Uji Citra face94 – 90x100



Pada percobaan terakhir citra face94, penurunan resolusi sebesar 75%. Pada tabel 10, menunjukkan kondisi area wajah terdeteksi tidak jelas atau blur jika dibandingkan pada Tabel 9 dan Tabel 8. Dari 2 sampel uji yang digunakan, penurunan resolusi hingga 75% tidak mempengaruhi kinerja PCA dalam mengenali fitur area wajah citra input. Hasilnya menunjukkan kemiripan antara citra input dengan citra terdeteksi. Jika dibandingkan dengan dataset *yaleface*, terjadi perbedaan hasil. Pada penurunan resolusi sampai 75% citra dengan format .jpg menghasilkan kemiripan citra

dengan pose dan ekspresi wajah. Artinya, citra format .jpg lebih baik dalam menghasilkan citra terdeteksi.

Tabel 10. Sampel Uji Citra face94 – 45x50



Peran *bounding box* sangat membantu dalam membatasi area wajah khususnya untuk citra uji dengan penurunan resolusi sampai 75%. Berdasarkan sampel uji yang ditunjukkan pada Tabel 8, Tabel 9, dan Tabel 10 terlihat bahwa adanya perbedaan ketebalan ukuran kotak dimana ukuran kotak paling tebal ditunjukkan pada Tabel 10. Hal ini membuktikan bahwa pendekatan *bounding box* dapat digunakan sebagai pembatas area wajah. Semakin rendah ukuran resolusi citra wajah, maka pembatas kotak akan memperbesar area pembatasannya. Tujuannya untuk mendapatkan *capture* wajah yang sesuai dengan fitur, pose, dan ekspresi wajah.

Pada sampel uji dataset *yaleface*, tingkat ketebalan *bounding box* juga ditentukan berdasarkan resolusi citra. Penurunan resolusi dari 75% ke 25% menunjukkan tingkat ketebalan kotak pembatas untuk resolusi rendah semakin tebal dibandingkan citra asli. Tingkat ketebalan pembatas kotak menunjukkan tingkat fokus bagaimana kotak hanya membatasi fitur atau karakteristik pada area wajah. Dari sampel uji yang ditunjukkan, sampel citra uji dan citra terdeteksi menunjukkan hasil yang sesuai dimana pembatas kotak mampu mengenali area wajah meskipun dalam variasi pose, bentuk dan ekspresi wajah yang berbeda.

Berdasarkan ujicoba, dapat ditarik kesimpulan bahwa penurunan resolusi pada citra format .gif menghasilkan perbedaan fitur, pose, dan ekspresi wajah. Sedangkan pada citra format .jpg, hasil menunjukkan kemiripan fitur pose dan ekspresi wajah.

#### 4. Kesimpulan

Algoritma PCA dan pendekatan *bounding box* yang diusulkan mampu mengenali area wajah dan cocok dengan data latih. Berdasarkan hasil percobaan. Pada sampel uji citra antara format .gif dan format .jpg memberikan hasil uji yang berbeda. Citra dengan format .jpg memberikan hasil uji yang sama antara citra data uji dengan citra data latih meskipun dilakukan penurunan resolusi dari 75%, 50% hingga 25%. Sedangkan untuk citra format .gif memberikan perbedaan yang signifikan dari fitur pose dan ekspresi wajah.

Pada penelitian selanjutnya, perlu adanya uji algoritma PCA dengan varian metode *bounding box* pada dataset format video yang dapat diimplementasikan pada sistem pengenalan wajah secara dinamis dalam variasi pose dan ekspresi wajah yang berbeda.

#### Daftar Pustaka

- [1] Y. Kortli, M. Jridi, A. Al Falou, and M. Atri, "Face Recognition Systems: A Survey," *Sensors*, vol. 20, no. 2, p. 342, Jan. 2020, doi: 10.3390/s20020342.
- [2] I. Adjabi, A. Ouahabi, A. Benzaoui, and A. Taleb-Ahmed, "Past, Present, and Future of Face Recognition: A Review," *Electronics (Basel)*, vol. 9, no. 8, p. 1188, Jul. 2020, doi: 10.3390/electronics9081188.
- [3] T.-V. Dang, "Smart Attendance System based on improved Facial Recognition," *Journal of Robotics and Control (JRC)*, vol. 4, no. 1, pp. 46–53, Feb. 2023, doi: 10.18196/jrc.v4i1.16808.
- [4] A. JAMHARI, "Perancangan Sistem Pengenalan Wajah Secara Real-Time pada CCTV dengan Metode Eigenface:," *Journal of Informatics, Information System, Software Engineering and Applications (INISTA)*, vol. 2, no. 2, pp. 20–32, May 2020, doi: 10.20895/inista.v2i2.117.
- [5] I. N. T. A. Putra and E. D. Krisna, "Implementasi Sistem Surveillance Berbasis Pengenalan Wajah pada STMIK STIKOM Indonesia," *Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 13, no. 2, p. 8, Sep. 2020, doi: 10.24843/JIK.2020.v13.i02.p01.
- [6] F. Adiputra and F. Umam, "Presensi Wireless Otomatis menggunakan Face Recognition," *Rekayasa*, vol. 15, no. 3, pp. 386–397, Dec. 2022, doi: 10.21107/rekayasa.v15i3.19762.
- [7] Siti Khotimatul Wildah, S. Agustiani, Ali Mustopa, Nanik Wuryani, Hendri Mahmud Nawawi, and Rizky Ade Safitri, "Pengenalan Wajah Menggunakan Pembelajaran Mesin Berdasarkan Ekstraksi Fitur Pada Gambar Wajah Berkualitas Rendah," *INFOTECH: Jurnal Informatika & Teknologi*, vol. 2, no. 2, pp. 95–103, Dec. 2021, doi: 10.37373/infotech.v2i2.189.
- [8] M. Arora and M. Kumar, "AutoFER: PCA and PSO based automatic facial emotion recognition," *Multimed Tools Appl*, vol. 80, no. 2, pp. 3039–3049, Jan. 2021, doi: 10.1007/s11042-020-09726-4.
- [9] E. Odhiambo Omuya, G. Onyango Okeyo, and M. Waema Kimwele, "Feature Selection for Classification using Principal Component Analysis and Information Gain," *Expert Syst Appl*, vol. 174, p. 114765, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.114765.
- [10] A. A. Khan, A. A. Shaikh, Z. A. Shaikh, A. A. Laghari, and S. Karim, "IPM-Model: AI and metaheuristic-enabled face recognition using image partial matching for multimedia forensics investigation with genetic algorithm," *Multimed Tools Appl*, vol. 81, no. 17, pp. 23533–23549, Jul. 2022, doi: 10.1007/s11042-022-12398-x.
- [11] R. Hammouche, A. Attia, S. Akhrouf, and Z. Akhtar, "Gabor filter bank with deep autoencoder based face recognition system," *Expert Syst Appl*, vol. 197, p. 116743, Jul. 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.116743.
- [12] N. E. Chalabi, A. Attia, A. Bouziane, and Z. Akhtar, "Particle swarm optimization based block feature selection in face recognition system," *Multimed Tools Appl*, vol. 80, no. 24, pp. 33257–33273, Oct. 2021, doi: 10.1007/s11042-021-11367-0.
- [13] Y. Li, R. Lu, R. Huang, and W. Zhang, "Research on Face Recognition Algorithm Based on HOG Feature," *J Phys Conf Ser*, vol. 1757, no. 1, p. 012099, Jan. 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1757/1/012099.
- [14] S. Sriyati, A. Setyanto, and E. E. Luthfi, "Literature Review: Pengenalan Wajah Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIKOMSiN)*, vol. 8, no. 2, Oct. 2020, doi: 10.30646/tikomsin.v8i2.463.
- [15] J. Ma and Y. Yuan, "Dimension reduction of image deep feature using PCA," *J Vis Commun Image Represent*, vol. 63, p. 102578, Aug. 2019, doi: 10.1016/j.jvcir.2019.102578.
- [16] J. Haris Mita, C. Ganesh Babu, and M. Gowri Shankar, "Performance Analysis of Dimensionality Reduction using PCA, KPCA and LLE for ECG Signals," *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*, vol. 1084, no. 1, p. 012005, Mar. 2021, doi: 10.1088/1757-899X/1084/1/012005.
- [17] R. Kosasih, "Pengenalan Wajah Menggunakan PCA dengan Memperhatikan Jumlah Data Latih dan Vektor Eigen," *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, vol. 6, no. 1, p. 1, Mar. 2021, doi: 10.32493/informatika.v6i1.7261.
- [18] Md. S. Ejaz, Md. R. Islam, M. Sifatullah, and A. Sarker, "Implementation of Principal Component Analysis on Masked and Non-masked Face Recognition," in *2019 1st International Conference on Advances in Science, Engineering and Robotics Technology (ICASERT)*, IEEE, May 2019, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICASERT.2019.8934543.
- [19] J. S. Nayak and M. Indiramma, "An approach to enhance age invariant face recognition performance based on gender classification," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 34, no. 8, pp. 5183–5191, Sep. 2022, doi: 10.1016/j.jksuci.2021.01.005.
- [20] M. N. Kapse and S. Kumar, "Eye-referenced dynamic bounding box for face recognition using light convolutional neural network," *Intelligent Decision Technologies*, vol. 16, no. 2, pp. 369–377, Jun. 2022, doi: 10.3233/IDT-210127.
- [21] S. Luo, X. Li, and X. Zhang, "Bounding-box deep calibration for high performance face detection," *IET Computer Vision*, vol. 16, no. 8, pp. 747–758, Dec. 2022, doi: 10.1049/cvi2.12122.
- [22] D. Luo, G. Wen, D. Li, Y. Hu, and E. Huan, "Deep-learning-based face detection using iterative bounding-box regression," *Multimed Tools Appl*, vol. 77, no. 19, pp. 24663–24680, Oct. 2018, doi: 10.1007/s11042-018-5658-5.
- [23] Md. A. Marjan, Md. R. Islam, Md. P. Uddin, M. I. Afjal, and Md. Al Mamun, "PCA-based dimensionality reduction for face recognition," *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, vol. 19, no. 5, p. 1622, Oct. 2021, doi: 10.12928/telkomnika.v19i5.19566.
- [24] C. Irawan, E. H. Rachmawanto, C. Atika Sari, and R. Umah Nur, "Klasifikasi Citra Mengkudu Berdasarkan Perhitungan Jarak Pikel pada Algoritma K-Nearest Neighbour," *Infotekmesin*, vol. 14, no. 2, pp. 200–207, Jul. 2023, doi: 10.35970/infotekmesin.v14i2.1827.