

## IMPLEMENTASI *SINGULAR VALUE DECOMPOSITION* UNTUK PREDIKSI PARAMETER GEOMETRI PADA PERSOALAN *DUPLICATED REGION*

Zulvan Firdaus Imanullah<sup>1</sup>, Rimba Whidiana Ciptasari<sup>2</sup>, Aniq Atiqi Rohmawati<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

<sup>1</sup>zulvanfirdaus@students.telkomuniversity.ac.id, <sup>2</sup>rimbawh@telkomuniversity.ac.id,

<sup>3</sup>aniqatiqi@telkomuniversity.ac.id

### Abstrak

*Duplicated region* merupakan salah satu contoh kasus perusakan citra dengan cara menduplikatkan suatu objek dan dipindahkan menggunakan transformasi geometri, sehingga objek tersebut dapat menambahkan atau mengurangi sebuah makna. Dengan sulitnya menemukan keaslian sebuah citra dalam kasus ini, dibutuhkan sebuah sistem yang dapat mendeteksi kasus *duplicated region*.

Terdapat sebuah referensi sistem deteksi *duplicated region* yang memiliki kekurangan yaitu *running time* yang tergolong lambat. Proses yang mengkonsumsi banyak waktu adalah proses estimasi. Dalam tugas akhir ini, diusulkan proses estimasi yang dapat meminimalisir konsumsi waktu menggunakan *Singular Value Decomposition*.

Hasil evaluasi dataset MICC-F220 menunjukkan bahwa sistem yang dibangun pada penelitian ini mampu meminimalisir rata-rata konsumsi waktu sebesar 16 menit, dengan waktu rata-rata 138 menit dan akurasi mencapai 96.82%.

**Kata kunci :** *duplicated region*, konsumsi waktu, *Singular Value Decomposition*

### Abstract

*Duplicated region* is one example of the case of destruction of an image by duplicating an object and transferred using a geometry transformation, so that the object can add or subtract a meaning. With the difficulty of discovering the authenticity of an image in this case, a system that can detect the case of a *duplicated region* is needed.

There is a reference to the *duplicated region* detection system that lacks *running time* that is relatively slow. A process that consumes a lot of time is a process of estimation. In this final project, proposed estimation process can minimize time consumption using *Singular Value Decomposition*.

The results of the MICC-F220 dataset evaluation showed that the system built in this study minimized the average consumption time of 16 minutes, with an average time of 138 minutes and an accuracy of 96.82%.

**Keywords:** *duplicated region*, consumption time, *Singular Value Decomposition*

## 1. Pendahuluan

Pada bagian ini berisikan penjelasan tentang pendahuluan yang didalamnya berisi latar belakang masalah yang akan dikembangkan, identifikasi masalah, tujuan penelitian, serta organisasi tulisan.

### 1.1 Latar Belakang

Dewasa ini, banyak oknum tak bertanggung jawab menyebarkan isu melalui sebuah gambar palsu. Gambar digital palsu adalah bukti yang tak terbantahkan dari kejahatan atau bukti sebagai tindakan kejahatan. Memodifikasi citra untuk mengubah makna dari apa yang diwakili dapat berakibat fatal dalam pengadilan hukum dimana gambar disajikan dapat memanipulasi hasil pengadilan hukum.

Banyak cara seseorang penyerang untuk memodifikasi sebuah gambar digital, salah satunya adalah kasus dimana area dari suatu gambar disalin dan kemudian disisipkan ke area lain atau yang biasa dikenal sebagai *duplicated region* untuk membuat duplikasi untuk menutupi suatu area atau menambah area tertentu. Kemudahan dan efektivitas pemalsuan dengan *duplicated region* membuat pemalsuan yang paling umum yang digunakan untuk mengubah isi dari suatu gambar.

Berdasarkan kondisi tersebut, dibutuhkan sebuah sistem yang dapat mendeteksi keaslian sebuah citra dari kasus *duplicated region*.

## 1.2 Identifikasi Masalah

Dalam penelitian sebelumnya yang dikerjakan oleh Amerini et al.[1], memiliki beberapa kelebihan yaitu mampu mengekstrak *keypoint* dengan hasil fitur benar-benar mencirikan secara khusus (*distinctive*), menunjukkan tingkat ketahanan terhadap spektrum yang lebih luas dari operasi *intermediate* dan *post-processing* dan menunjukkan tingkat ketelitian yang tinggi dalam memprediksi parameter geometri. Namun dalam penelitian tersebut memiliki kekurangan yaitu memiliki *running time* yang tergolong lambat.

Proses yang mengkonsumsi banyak waktu adalah proses estimasi. Berdasarkan kondisi tersebut, meminimalisir konsumsi waktu estimasi adalah persoalan yang akan diselesaikan pada tugas akhir ini.

## 1.3 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah mengimplementasi *Singular Value Decomposition* untuk meminimalisir waktu estimasi dalam mendeteksi *duplicated region* dengan parameter distorsi.

## 1.4 Organisasi Tulisan

Organisasi dalam penulisan tugas akhir ini disusun sebagai berikut: Subbab 2 menyajikan tahapan pembangunan sistem deteksi parameter geometri pada persoalan *duplicated region* beserta metode yang dipakai mengenai penelitian ini. Subbab 3 menyajikan dataset yang digunakan beserta evaluasi performansi sistem. Subbab 4 menyajikan kesimpulan dari penelitian ini.

## 2. Pemodelan Sistem Deteksi *Duplicated Region*

Pada bagian ini disajikan tahapan pembangunan sistem deteksi parameter geometri pada persoalan *duplicated region*. Berikut adalah tahap dan metode yang dipakai:

### 2.1 Ekstraksi fitur dan kandidat pasangannya

Dalam mendeteksi citra yang memiliki *duplicated region* dibutuhkan titik-titik mencirikan sebuah area yang tidak akan berubah jika mengalami transformasi geometrik. Dari masalah tersebut, *keypoint* diusulkan sebagai parameter dalam penyelesaian kasus ini. Salah satu metode yang memiliki kelebihan untuk mendapatkan *keypoint* dari sebuah citra adalah *Scale Invariant Features Transform* (SIFT). Setelah mendapatkan *keypoint*, kemudian dicari pasang-pasangan dari *keypoint* tersebut.

Pertama SIFT membutuhkan citra yang telah dimodifikasi dalam kasus *duplicated region* yang akan digunakan untuk didapatkan fiturnya, contoh citra yang terduplikasi terlampir pada lampiran Gambar 2. Tahap-tahap untuk mendapatkan fitur beserta kandidat pasangannya dapat dilihat pada penelitian yang dilakukan oleh Lowe et al.[2].

Setelah melakukan tahap ekstraksi fitur didapatkan bentuk visual yang dapat dilihat pada lampiran Gambar 3 dan hasil sebagai berikut:

- *Descriptor*

Didapatkan *descriptor* berupa matriks vektor dengan struktur sebagai berikut:

$$D = \begin{bmatrix} K_1 \\ K_2 \\ \vdots \\ K_n \end{bmatrix} \quad K_1 = \{k_1 \quad k_2 \quad \dots \quad k_{128}\} \quad (1)$$

Dimana  $D$  adalah *descriptor*,  $n$  adalah jumlah *descriptor*,  $k$  adalah nilai dari *keypoint* dan  $K$  adalah *keypoint*.

- Lokasi

Didapatkan lokasi dari *keypoint*  $\hat{x}$  beserta gradien dan sudut arah orientasinya berupa matriks lokasi  $L$  dengan

struktur sebagai berikut:

$$L = \begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \\ \vdots \\ \hat{x}_n \end{bmatrix} \quad \hat{x}_1 = \{x_1 \quad y_1 \quad m(x_1, y_1) \quad \theta(x_1, y_1)\} \quad (2)$$

### 2.1.1 Kandidat Pasangan Fitur

Tahap ini digunakan untuk mendapatkan kandidat pasangan fitur. Tahapan untuk mendapatkannya adalah sebagai berikut:

1. Menggunakan *Arc Cosinus*

Digunakan untuk menghilangkan sudut untuk mendapatkan nilai dari *descriptor* untuk dicari titik pasangannya.

$$z_i = K_i \cdot D^T \quad (3)$$

$$\cos^{-1}(z_i) = -i \log[z_i + i(1 - z_i^2)^{1/2}]$$

2. Menggunakan *Euclidean distance*

Digunakan untuk memastikan bahwa titik tersebut adalah pasangannya.

$$d(\hat{x}_i, \hat{x}'_j) = \sqrt{(x_i - x'_j)^2 + (y_i - y'_j)^2} \quad (4)$$

Setelah melakukan tahap kandidat pasangan fitur didapatkan bentuk visual yang terlampir pada lampiran Gambar 4 dan hasil yang didapatkan adalah matriks pasangan-pasangan fitur  $P$  dengan struktur sebagai berikut:

$$P = \begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}'_1 \\ \hat{x}_2 \\ \hat{x}'_2 \\ \vdots \\ \hat{x}_n \\ \hat{x}'_n \end{bmatrix} \quad (5)$$

### 2.2 Pengelompokan Fitur

Setelah menggunakan SIFT untuk mendapatkan fitur (*keypoint*) beserta kandidat pasangannya, tahap berikutnya adalah untuk mendapatkan area fitur yang nantinya akan digunakan untuk mendapatkan area terduplikasi. Pada penelitian ini, digunakan metode *Agglomerative Hierarchical Clustering Ward's linkage* untuk mengelompokkan fitur tersebut. *Ward's linkage* mengevaluasi peningkatan / penurunan dalam *Error Sum of Squares* (ESS) setelah menggabungkan kedua kelompok menjadi satu gugus sehubungan dengan kasus dua kelompok terpisah. Berikut adalah tahapan yang digunakan dalam mendapatkan area-area fitur pada citra:

1. Ambil matriks kandidat pasangan fitur yang didapatkan pada persamaan 5.
2. Hitung jarak perbedaan ESS dari semua fitur dengan persamaan berikut:

$$\Delta_{dist}(\hat{x}, \hat{x}') = ESS(\hat{x}, \hat{x}') - [ESS(\hat{x}) + ESS(\hat{x}')] \quad (6)$$

dimana  $ESS(\hat{x}) = \sum_{i=1}^{n_{\hat{x}}} |x_{\hat{x}_i} - \bar{x}_{\hat{x}}|^2$ .

3. Pilih nilai ESS yang terkecil kemudian gabungkan.
4. Ulangi ke tahap b sampai membentuk satu klaster.
5. Klaster yang terbentuk harus memiliki nilai inkonsisten kurang dari threshold untuk memotong matriks  $P$  ke dalam kelompok. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, didapatkan *threshold* dengan akurasi tertinggi adalah 2.8.

6. Evaluasi nilai inkonsisten dengan melihat ke kedalaman 4 di bawah setiap node.

Setelah melakukan tahap pengelompokan didapatkan bentuk visual yang terlampir pada lampiran Gambar 5 dan hasil dari tahap ini adalah kluster berupa matriks dengan struktur sebagai berikut:

$$C = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_k \end{bmatrix} \quad c_1 = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 \\ x_2 & y_2 \\ \vdots & \vdots \\ x_n & y_n \end{bmatrix} \quad (7)$$

Dimana  $c$  adalah matriks kluster dari lokasi fitur, sementara  $C$  adalah kelompok dari kluster.

### 2.3 Estimasi Parameter Distorsi

Setelah mendapatkan kelompok yang berisi fitur, dibutuhkan metode untuk memprediksi parameter geometri sehingga didapatkan gambar asli beserta terduplikasinya. Transformasi geometri yang dideteksi pada penelitian ini mencakupi translasi, rotasi dan skala. *Homography* diusulkan sebagai parameter geometri pada penelitian ini.

#### 2.3.1 Homography

*Homography*(H) adalah matrix ordo 3x3 (*homograph matrix*) yang bisa memetakan dari satu titik awal ke titik akhir. Persamaan *homography* dapat dituliskan sebagai berikut[3]:

$$X_1 = H.X \quad \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} & H_{13} \\ H_{21} & H_{22} & H_{23} \\ H_{31} & H_{32} & H_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad \text{dimana} \quad H = \begin{bmatrix} scos\theta & -ssin\theta & t_x \\ ssin\theta & scos\theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

Dari homography tersebut didapatkan transformasi geometri yang terjadi berupa skala  $s$ , translasi sumbu  $x$   $t_x$  dan sumbu  $y$   $t_y$  dan rotasi  $\theta$  yang memetakan titik awal ke titik akhir.

Untuk mengestimasi H, dibutuhkan persamaan 8. Pada sebuah citra hanya memiliki ruang dua dimensi tidak terdapat kordinat  $z$ , sehingga  $z = 1$  dan persamaan dapat diubah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} x'_1 &= \frac{x_1}{z_1} = \frac{H_{11}x + H_{12}y + H_{13}}{H_{31}x + H_{32}y + H_{33}} \\ y'_1 &= \frac{y_1}{z_1} = \frac{H_{21}x + H_{22}y + H_{23}}{H_{31}x + H_{32}y + H_{33}} \end{aligned} \quad (9)$$

Setelah itu, persamaan dapat ditulis kembali menjadi berikut:

$$\begin{aligned} H_{11}x + H_{12}y + H_{13} - x'_1(H_{31}x + H_{32}y + H_{33}) &= 0 \\ H_{21}x + H_{22}y + H_{23} - y'_1(H_{31}x + H_{32}y + H_{33}) &= 0 \end{aligned} \quad (10)$$

Untuk menyelesaikan persamaan *homography* yang tidak homogen ini, koefisien H tampak linear. Sehingga persamaan 10 dapat disederhanakan menjadi persamaan berikut:

$$\begin{aligned} a_x \cdot h &= 0 \\ a_y \cdot h &= 0 \end{aligned} \quad \text{dimana} \quad \begin{aligned} a_x &= (x, y, 1, 0, 0, 0, -x \cdot x'_1, -x'_1 \cdot y, -x'_1) \\ a_y &= (0, 0, 0, x, y, 1, -x \cdot y'_1, -y \cdot y'_1, -y'_1) \\ h &= (H_{11}, H_{12}, H_{13}, H_{21}, H_{22}, H_{23}, H_{31}, H_{32}, H_{33})^T \end{aligned} \quad (11)$$

Setelah itu dapat disederhanakan kembali menjadi persamaan berikut:

$$A \cdot h = 0 \quad \text{dimana} \quad A = (a_{x_1}, a_{y_1}, \dots, a_{x_n}, a_{y_n})^T \quad (12)$$

Dikarenakan pada persamaan 12 memiliki banyak penyelesaian, untuk mendapatkan penyelesaian yang tepat dapat dikalikan dengan  $A^T$  sehingga persamaan menjadi sebagai berikut:

$$\begin{aligned} A^T \cdot A \cdot h &= A^T \cdot 0 \\ A^T \cdot A \cdot h &= 0 \end{aligned} \quad (13)$$

Dikarenakan hasil mencapai banyak penyelesaian kembali, maka dibutuhkan sebuah metode yang dapat menyelesaikannya. *Singular Value Decomposition(SVD)* adalah metode yang diusulkan, dikarenakan matriks  $A^T A$  adalah dekomposisi matriks  $V^T$  dari SVD.

### 2.3.2 Singular Value Decomposition

*Singular Value Decomposition(SVD)* adalah proses estimasi yang digunakan untuk mendapatkan *homography*. Persamaan SVD dapat dituliskan sebagai berikut[4]:

$$A = UDV^T \quad (14)$$

Matriks U adalah *singular vektor* dari matriks  $A.A^T$  dan matriks ini *orthonormal*. Matriks D adalah matriks diagonal yang menyimpan *singular value* dari koresponding singular vektornya. Matriks  $V^T$  adalah *singular vektor* dari matriks  $A^T.A$  yang *orthonormal*.

Dikarenakan matriks  $A^T A$  adalah dekomposisi matriks  $V^T$  dari SVD. Pada persamaan 13 maka dibutuhkan nilai *eigen value* seminimal mungkin, sehingga ambil kolom terakhir dari matriks  $V^T$ , karena kolom terakhir matriks  $V^T$  memiliki *eigen value* terkecil dan buat kembali menjadi *homography* dengan matriks ordo 3x3.

### 2.3.3 Iterasi Pencarian Parameter Distorsi

Pada pencarian parameter distorsi dibutuhkan sebuah iterasi yang digunakan untuk mendapatkan *homography* paling cocok sebagai parameter distorsi. Iterasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *Random sample consensus (RANSAC)*. Cara kerja RANSAC untuk mendapatkan parameter distorsi adalah sebagai berikut:

1. Ambil 2 kluster yang didapatkan dari tahap pengelompokan fitur pada persamaan 7. Diasumsikan  $c_1$  dan  $c_2$  adalah kluster yang dipilih.
2. Tentukan 4 titik pasangan secara acak dari anggota  $c_1$  dan  $c_2$ .  $\hat{x}_i = (x_i, y_i, 1)^T$  adalah 4 titik acak dari kelompok  $c_1$  dan  $\hat{x}'_i = (x'_i, y'_i, 1)^T$  adalah 4 titik acak kelompok dari  $c_2$ .
3. Buat matriks A yang didapatkan pada persamaan 12 sebagai berikut:

$$A = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_1.x'_1 & -y_1.x'_1 & -x_1 \\ 0 & 0 & 0 & -x_1 & -y_1 & 1 & -x_1.y'_1 & -y_1.y'_1 & -y_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_4 & y_4 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_4.x'_4 & -y_4.x'_4 & -x_4 \\ 0 & 0 & 0 & -x_4 & -y_4 & 1 & -x_4.y'_4 & -y_4.y'_4 & -y_4 \end{bmatrix} \quad (15)$$

4. Hitung *homography (H)* menggunakan *Singular Value Decomposition* dengan parameter  $\hat{x}$  dan  $\hat{x}'$ .
5. Hitung *inlier* dengan *Sum of Square Differences (SSD)*.  $SSD(d(c_2, H.c_1) > t)$  dimana  $t$  adalah *threshold*. Berdasarkan penelitian yg telah dilakukan, *threshold* yang digunakan dengan akurasi tertinggi adalah 0.95.
6. Simpan *inlier* terbesar beserta *homographynya*.
7. Ulangi kembali ke tahap b sampai *inlier* > 0.9 .

Setelah melakukan tahap Estimasi Parameter Distorsi, maka hasil yang didapatkan ialah pasangan fitur yang saling kalkulasi beserta area yang terduplikasi. Bentuk visual hasil dari tahap ini terlampir pada di lampiran Gambar 6.

## 3. Evaluasi Performansi Sistem

Pada bagian ini dilakukan evaluasi untuk mendapatkan performansi sistem dari penelitian ini. Bagian ini berisikan penjelasan mengenai dataset, hasil pengujian dan analisis pengujian.

### 3.1 Dataset

Dalam penelitian ini, dilakukan pengujian dengan menggunakan dua dataset yaitu:

### 1. MICC-F220

MICC-F220 adalah dataset yang diambil dari penelitian sebelumnya yang dapat diunduh di <http://lci.micc.unifi.it>. Pada dataset ini digunakan blok *arbitrary* dengan ukuran  $737 \times 492$  pixel dan format jpg. Pada dataset ini yang terdiri dari:

- 110 citra original,
- 11 citra *duplicated region* dengan distorsi translasi,
- 57 citra *duplicated region* dengan distorsi rotasi,
- 45 citra *duplicated region* dengan distorsi skala.

Total pada dataset ini terdiri dari 220 citra yang digunakan dalam pengujian MICC-F220. Sampel dari dataset ini terlampir pada lampiran Gambar 7.

### 2. Synthesized dataset

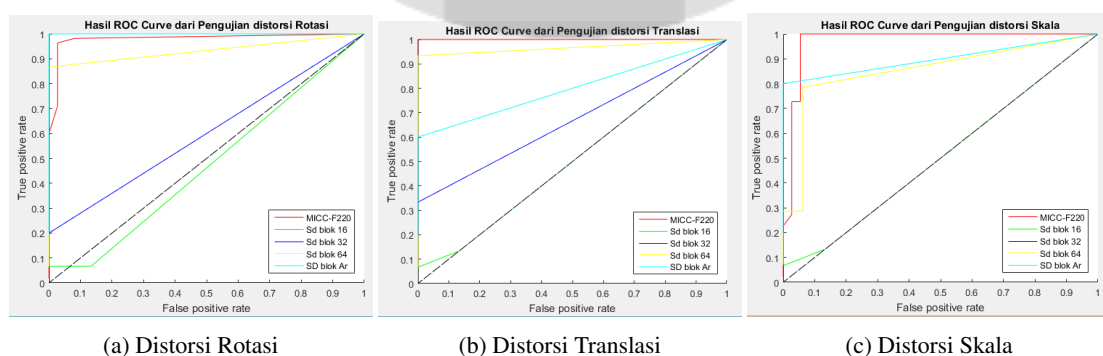
*Synthesized dataset* (Sd) adalah dataset *duplicated region* yang dibangun dengan menambahkan objek duplikasi dengan blok berukuran  $16 \times 16$ ,  $32 \times 32$ ,  $64 \times 64$  dan *arbitrary* beserta distorsi menggunakan translasi, rotasi dan skala. Penambahan *duplicated region* pada dataset ini dilakukan secara mandiri. Pada dataset ini, citra berukuran  $500 \times 400$  pixel dan format jpeg yang dapat dari <http://image-net.org>. Pada dataset ini yang terdiri dari:

- 60 citra original.
- 45 citra *duplicated region* sebesar blok  $16 \times 16$ .  
Pada blok  $16 \times 16$  terdiri dari 15 gambar *duplicated region* dengan distorsi translasi, 15 gambar *duplicated region* dengan distorsi rotasi, dan 15 gambar *duplicated region* dengan distorsi skala. Sampel dari dataset ini terlampir pada lampiran Gambar 8.
- 45 citra *duplicated region* sebesar blok  $32 \times 32$ .  
Pada blok  $32 \times 32$  terdiri gambar *duplicated region* dengan distorsi translasi, 15 gambar *duplicated region* dengan distorsi rotasi, dan 15 gambar *duplicated region* dengan distorsi skala. Sampel dari dataset ini terlampir pada lampiran Gambar 9.
- 45 citra *duplicated region* sebesar blok  $64 \times 64$ .  
Pada blok  $64 \times 64$  terdiri 15 gambar *duplicated region* dengan distorsi translasi, 15 gambar *duplicated region* dengan distorsi rotasi, dan 15 gambar *duplicated region* dengan distorsi skala. Sampel dari dataset ini terlampir pada lampiran Gambar 10.
- 15 citra *duplicated region* dengan bentuk *arbitrary*.  
Pada blok *arbitrary* terdiri 5 gambar *duplicated region* dengan distorsi translasi, 5 gambar *duplicated region* dengan distorsi rotasi, dan 5 gambar *duplicated region* dengan distorsi skala. Sampel dari dataset ini terlampir pada lampiran Gambar 11.

Total pada dataset ini terdiri dari 210 citra yang digunakan dalam pengujian *Synthesized dataset*.

## 3.2 Hasil Pengujian dan Analisis

Setelah pengujian dilakukan pada penelitian ini menggunakan dataset yang telah disebutkan, hasil dari performansi sistem yang ditampilkan berupa *Receiver Operating Characteristic Curve* (ROC Curve) yang dapat dilihat pada Gambar 1 berikut:



**Gambar 1.** Hasil ROC Curve dengan paramater distorsinya

### 1. Distorsi Rotasi

Pada ROC Curve distorsi rotasi yang ditampilkan pada Gambar 1a yang dihasilkan mendapatkan akurasi sebesar 82.81% dan Area Under Curve (AUC) sebesar 85.02%. Dari ROC tersebut terlihat bahwa untuk *Synthesized dataset* dengan blok 16x16 dan 32x32 mendapatkan hasil yang kurang memuaskan, hal ini dikarenakan fitur yang didapatkan pada area terduplikasinya tergolong sedikit dan menyebabkan gagal untuk mendapatkan kandidat pasangannya. Sampel gambar distorsi rotasi yang gagal dideteksi dapat dilihat pada lampiran Gambar 12.

### 2. Distorsi Translasi

Pada ROC Curve distorsi translasi yang ditampilkan pada Gambar 1b yang dihasilkan mendapatkan akurasi sebesar 79.55% dan AUC sebesar 80.21%. Dari ROC tersebut terlihat bahwa untuk *Synthesized dataset* dengan blok 16x16 dan 32x32 mendapatkan hasil yang tidak memuaskan. Sampel gambar distorsi translasi yang gagal dideteksi dapat dilihat pada lampiran Gambar 13.

### 3. Distorsi Skala

Pada ROC Curve distorsi skala yang ditampilkan pada Gambar 1c yang dihasilkan mendapatkan akurasi sebesar 85.22% dan AUC sebesar 87.24%. Dari ROC tersebut terlihat bahwa untuk *Synthesized dataset* dengan blok 16x16 mendapatkan hasil yang tidak memuaskan. Sampel gambar distorsi skala yang gagal dideteksi dapat dilihat pada lampiran Gambar 14.

Perbandingan hasil performansi sistem dengan penelitian sebelumnya [1], dilakukan pengujian menggunakan dataset MICC-F220 sebanyak 10 kali dan ditampilkan berupa tabel sebagai berikut:

**Tabel 1:** Perbandingan menggunakan dataset MICC-F220

Percobaan ke-	Previous Research [1]				Purposed			
	Accuracy	Runing Time (minute)	TPR	FPR	Accuracy	Runing Time (minute)	TPR	FPR
1	95.91%	140	100%	8,19%	96.82%	133	99%	5.46%
2	95.91%	165	100%	8,19%	96.82%	149	99%	5.46%
3	95.91%	180	100%	8,19%	96.82%	155	99%	5.46%
4	95.91%	136	100%	8,19%	96.82%	127	99%	5.46%
5	95.91%	152	100%	8,19%	96.82%	148	99%	5.46%
6	95.91%	176	100%	8,19%	96.82%	131	99%	5.46%
7	95.91%	144	100%	8,19%	96.82%	132	99%	5.46%
8	95.91%	147	100%	8,19%	96.82%	132	99%	5.46%
9	95.91%	140	100%	8,19%	96.82%	131	99%	5.46%
10	95.91%	160	100%	8,19%	96.82%	135	99%	5.46%
Rata-rata	95.91%	154	100%	8,19%	96.82%	138	99%	5.46%

Dari tabel yang ditampilkan diatas disimpulkan bahwa penelitian ini berhasil mendapatkan konsumsi waktu yang lebih cepat rata-rata 138 menit dengan selisih waktu rata-rata sebesar 16 menit dan akurasi yang lebih baik sebesar 96.82%. Dalam metode MLE didapatkan kompleksitas sebesar  $O(cd^2s)$  dimana c adalah kategori data, d adalah dimensi data dan s adalah data *training* yang digunakan [5]. Sementara dalam SVD memiliki kompleksitas sebesar  $O(\min(m^2n, mn^2))$  dimana data matriks yang digunakan ordo  $m \times n$  [4]. Dari kompleksitas tersebut, SVD memiliki kompleksitas yang lebih kecil dikarenakan proses yang direduksi adalah proses normalisasi atau proses kategori data.

## 4. Kesimpulan

Kesimpulan performansi sistem yang didapatkan adalah bahwa dalam mengimplementasi sistem yang dapat mendeteksi parameter geometri pada persoalan *duplicated region* dengan menggunakan *Singular Value Decomposition* dapat mengurangi waktu estimasi untuk prediksi parameter geometri pada persoalan *duplicated region*.

Pada penelitian ini didapatkan kekurangan dalam mendeteksi area duplikasi yang tergolong kecil. Saran untuk penelitian selanjutnya dapat mengganti metode SIFT dalam mendapatkan fitur dari sebuah citra, sehingga diharapkan dapat melengkapi *Singular Value Decomposition* dalam mendeteksi *duplicated region*.

## Daftar Pustaka

- [1] Amerini Irene, Ballan Lamberto, Caldelli Roberto, Del Bimbo Alberto, and Serra Giuseppe. A sift-based forensic method for copy-move attack detection and transformation recovery. *IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION FOR ENSICS AND SECURITY*, 6, 2011.
- [2] Lowe David. *Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints*. International Journal of Computer Vision, 2004.
- [3] Barath Daniel and Hajder Levente. A theory of point-wise homography estimation. *Pattern Recognition Letter*, 2017.
- [4] G. W. Stewart. On the early history of the singular value decomposition. *Society for Industrial and Applied Mathematics Review*, 35, 1993.
- [5] Houhuan Yee, Zheng Liu, and Wenli Jiang. Fast approximate maximum likelihood period estimation from incomplete timing data. *Chinese Society of Aeronautics and Astronautics*, 2013.