

Pemanfaatan *2-D Phase Congruency* dan Momen Fungsi Karakteristik untuk deteksi *Face Splicing*

Ida Bagus Dwi Satria Kusuma¹, Rimba Whidiana Ciptasari², Febryanti Sthevani³

^{1,2,3}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹dwisatriakusuma@students.telkomuniversity.ac.id, ²rimbawh@telkomuniversity.ac.id,

³sthevanie@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Pemalsuan citra semakin marak dan semakin sulit dideteksi seiring dengan perkembangan teknologi dan kemampuan mengolah citra. Manipulasi citra dapat mengakibatkan dampak negatif yang besar. Salah satu jenis pemalsuan citra adalah *image splicing*, yaitu manipulasi citra yang memotong beberapa bagian dari sebuah citra dan menempelnya ke citra lain. Kasus *splicing* yang berfokus pada area wajah disebut *face splicing*. Untuk mendeteksi manipulasi tersebut, ada metode deteksi *image splicing* berbasis *2-D Phase Congruency* dan momen fungsi karakteristik dengan *classifier SVM*. Namun metode tersebut belum memiliki hasil yang baik untuk kasus *face splicing*. Dalam tugas akhir ini, diusulkan pengembangan metode tersebut dengan reduksi dimensi fitur menggunakan PCA. Sistem dievaluasi menggunakan ROC Curve dengan variasi parameter PCA terhadap kasus *face splicing* tanpa dan dengan *post-processing*, serta gabungan keduanya. Sistem yang diusulkan memberikan nilai AUC terbaik sebesar 90.99% dengan nilai *excellent classification*. Sistem yang diusulkan berhasil mendeteksi pemalsuan citra berjenis *face splicing*.

Kata kunci : pemalsuan gambar, deteksi pemalsuan gambar, forensik gambar

Abstract

Recently, image manipulation are getting more difficult to detect along with the development of technology and image processing skills. However, image manipulation undermines trust and has a bad impact in society. One of the most common image manipulation known is *image splicing*, which crops and paste some region of image into another image. *Image splicing* which focuses on face is called *face splicing*. One of detection methods proposed are based on *2-D Phase Congruency* and Statistical Moment of Characteristic Function using SVM as its classifier. But this method did not provide good result for *face splicing* case. On this paper, improvement based on dimension reduction using PCA. System are evaluated using ROC Curve with variation of PCA's parameters on *face splicing* case with and without *post-processing*, and combination of them. The proposed system have improved than the past method. The proposed system gave AUC score 90.99% which grade *excellent classification*. The proposed system successfully detected *face splicing*.

Keywords: image forensic, image manipulation detection, image manipulation

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Dewasa ini, foto semakin sering digunakan untuk mendukung penyampaian informasi yang disebarkan ke masyarakat. Namun, seiring kemajuan teknologi *software* pengolah citra, manipulasi citra semakin marak dan semakin sulit dideteksi. Kasus pemalsuan citra sudah mulai dilakukan sejak Frenchman Nicéphore Niepce pertama kali membuat foto pada tahun 1814. Salah satunya adalah foto dengan judul 'The Two Ways of Life' dibuat oleh Oscar G. Rejland pada tahun 1857. Pada tahun 2003, sampul Los Angeles Times menunjukkan foto milik Brian Walski, yang menunjukkan seorang tentara Inggris di Iraq yang mencoba untuk mengatur kerumunan warga sipil pada dengan penuh semangat [1].

Pemalsuan citra dapat menimbulkan dampak negatif yang sangat besar. Salah satu jenis pemalsuan citra adalah *image splicing*, yaitu pemalsuan citra yang memotong sebagian citra dan potongan tersebut ke citra lain. Pemalsuan jenis ini dapat menghasilkan citra baru dan menimbulkan opini atau persepsi baru terhadap suatu kejadian, maka dari itu perlu dibuat sebuah sistem untuk mendeteksi pemalsuan citra berjenis *splicing*.

Perumusan Masalah

Belakangan ini, beberapa metode untuk mendeteksi *face splicing* telah diusulkan. Salah satunya pada [3], Carvalho et al. mengusulkan menggunakan analisis warna pencahayaan dan pada [5], Johnson dan Farid mengusulkan penggunaan teknik untuk mendeteksi manipulasi dengan menggunakan analisis inkonsistensi pada

pencahayaan. Performa sistem dengan metode ini memiliki hasil yang cukup memuaskan dengan *detection rate* 86% untuk beberapa *dataset* dan 83% untuk gambar yang diambil dari internet. Namun metode ini memiliki beberapa kekurangan yaitu 1) membutuhkan bantuan *user* dalam memilih *region of interest* dari gambar (*semi-automatic*) yang akan menjadi masalah jika jumlah wajah yang ada pada gambar sangat banyak, 2) performa sistem menurun drastis saat dilakukan *post-processing* pada gambar komposit (*detection rate* 65.5% terhadap *image* yang telah dikompresi, 59% untuk gambar dengan *noise*, 61.5% untuk gambar dengan perbaikan *brightness* dan *contrast*) [3], dan 3) performa metode bergantung pada pencahayaan pada gambar di mana jika ada pencahayaan yang kurang merata akan dianggap sebagai gambar komposit.

Berdasarkan kondisi tersebut, dibutuhkan metode yang lebih sensitif terhadap hasil dari proses *splicing* yaitu perubahan intensitas yang relatif homogen (biasanya pada tepi, garis, atau sudut).

Tujuan

Tujuan dari tugas akhir ini adalah membangun model deteksi *face splicing* yang sensitif terhadap perubahan intensitas yang relatif homogen. Salah satu fitur yang memenuhi kriteria tersebut adalah *2-D Phase Congruency* karena perubahan intensitas yang tajam dapat dirasakan pada titik maksimum fitur ini..

Organisasi Tulisan

Bagian selanjutnya dari Tugas Akhir ini disusun dengan struktur sebagai berikut. Pada bagian kedua, dijelaskan tentang pemodelan sistem yang memuat penjelasan ekstraksi fitur, reduksi dimensi, dan klasifikasi dijelaskan. Pada bagian ketiga, dijelaskan tentang evaluasi performansi dari sistem yang dibangun. Terakhir, pada bagian keempat dijelaskan tentang kesimpulan dan saran untuk penelitian selanjutnya.

2. Pemodelan Sistem Deteksi Face Splicing

Pada bab ini akan dijelaskan pembangunan model sistem deteksi *Face Splicing*. Secara umum, pembangunan model terdiri dari beberapa tahap, yaitu **1) Ekstraksi Fitur** menggunakan *2-D Phase Congruency* dan momen fungsi karakteristik, pada tahap ini akan didapatkan fitur 120-D untuk setiap citra; **2) Reduksi Dimensi**, pada tahap ini dimensi dari fitur akan direduksi menggunakan *Principal Component Analysis*; **3) Klasifikasi**, pada tahap ini akan dilakukan klasifikasi dengan beberapa parameter menggunakan *classifier SVM*

2.1 Ekstraksi Fitur

Proses *splicing* biasanya meninggalkan jejak pada citra yang ditandai dengan transisi tajam pada tepi, garis, atau sudut. Salah satu metode yang bisa mengambil fitur ini dengan baik adalah *2-D Phase Congruency* dan momen dari fungsi karakteristik [11]. Ekstraksi fitur menggunakan metode tersebut terbukti menghasilkan fitur yang menggambarkan perbedaan pada citra autentik dan citra hasil *splicing*.

Ekstraksi fitur dibagi menjadi dua kelompok yang masing-masing menghasilkan fitur 78-D dan fitur 42-D. Pada kelompok yang pertama (78-D), fitur didapatkan dengan menghitung momen fungsi karakteristik dari citra I dan citra *prediction-error* \hat{I} . Citra *prediction-error* adalah selisih dari sebuah citra dengan versi prediksinya. Algoritma prediksinya diberikan oleh [10]

$$\hat{x} = \begin{cases} \max(a, b) & c \leq \min(a, b) \\ \min(a, b) & c \geq \max(a, b) \\ a + b + c & \text{otherwise} \end{cases}$$

di mana x adalah pixel ke- (i, j) , a adalah piksel ke- $(i, j + 1)$, b adalah piksel ke- $(i + 1, j)$, dan c adalah piksel ke- $(i+1, j+1)$.

Kemudian, untuk setiap gambar dilakukan proses *discrete wavelet transform* (DWT) menggunakan *three-level Daubechies wavelet*. Untuk setiap level i , $i = 1, 2, 3$, didapatkan empat *wavelet subbands* yang masing-masing adalah *approximation*, *horizontal*, *vertical*, dan *diagonal*. Citra masukan I dianggap sebagai *subband* pada level 0, maka untuk setiap citra I dan \hat{I} didapatkan 13 *subband*. Kemudian histogram pada masing-masing *subband* dilakukan proses *discrete fourier transform* (DFT) dengan alasan *Fourier Transform* dari *histogram subband* tersebut adalah fungsi karakteristik (CF) [11]. Lalu, CF tersebut digunakan pada perhitungan momen (3 paling awal) menggunakan persamaan (2).

$$M_n = \frac{\sum_{j=1}^{N/2} f_j^n |H(f_j)|}{\sum_{j=1}^{N/2} |H(f_j)|}$$

di mana $h(f_i)$ adalah histogram dari citra (atau *wavelet subband*-nya), $H(f_k)$ adalah fungsi karakteristiknya, $H(f_j)$ adalah komponen fungsi karakteristik pada frekuensi f_j , dan N adalah jumlah total titik pada sumbu horizontal dari histogram.

Kelompok fitur yang kedua (42-D) diekstrak dari masing-masing tiga citra hasil rekonstruksi dari citra masukan I dan tiga citra *prediction-error* \hat{I} . Citra hasil rekonstruksi I_{0i} , $i = 1,2,3$, didapatkan dengan melakukan proses DWT menggunakan *three-level Daubechies wavelet* pada citra I dan \hat{I} , kemudian menghapus informasi pada *approximation subband* LL_i ($i = 1,2,3$). Kemudian untuk setiap citra dilakukan proses *inverse Daubechies wavelet transform*. Untuk setiap citra hasil rekonstruksi I dan \hat{I} ($i = 1, 2, 3$), didapatkan masing-masing 7 fitur, 3 fitur didapatkan dengan menghitung momen CF berdasarkan persamaan (2) dan 4 fitur didapatkan dengan menghitung *mean, variance, skewness* dan *kurtosis* yang berdasarkan pada *2-D array of phase congruency* dari citra hasil rekonstruksi. Motivasi dari ekstraksi fitur berdasarkan *phase congruency* adalah *phase congruency* menunjukkan ukuran yang mutlak dan signifikan dari fitur seperti *edges*.

2.2 Reduksi Dimensi

Fitur yang diekstrak menggunakan *2-D Phase Congruency* dan momen statistik dari fungsi karakteristik memiliki dimensi sebanyak 120. *Classifier* Linear SVM pada [11] belum menunjukkan hasil yang bagus pada penelitian ini. Hal ini disebabkan karena masih ada fitur yang kurang memisahkan kedua kelas tersebut. Maka dari itu, untuk mengurangi jumlah fitur yang kurang baik memisahkan kelas citra autentik dan citra hasil *splicing*, diperlukan reduksi dimensi.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mereduksi dimensi adalah *Principal Component Analysis* (PCA). PCA adalah sebuah cara untuk mengidentifikasi pola di dalam data, dan mengekspresikan data tersebut sedemikian yang menyorot kesamaan dan perbedaannya. Salah satu kelebihan dari PCA adalah ketika kita menemukan pola dari data tersebut, kita dapat meringkas data atau dengan kata lain mereduksi dimensinya tanpa kehilangan informasi. Penjelasan lebih lanjut tentang PCA dapat dilihat pada [7].

2.3 Klasifikasi

Klasifikasi adalah salah satu tugas dalam machine learning untuk mempelajari sebuah target *function* f yang memetakan setiap atribut *set* x ke setiap kelas label y . Target *function* ini juga disebut sebagai *classification model* atau *classifier*[8]. Pada Tugas Akhir ini, tugas dari *classifier* adalah memprediksi kelas dari setiap citra, apakah citra tersebut adalah 'Citra Autentik'(kelas 0) atau 'Citra Hasil *Splicing*'(kelas 1).

Pada tugas akhir ini, *classifier* yang akan digunakan adalah *Support Vector Machine* (SVM). Pemilihan *classifier* merupakan suatu keputusan yang sangat penting, mengingat *classifier* yang digunakan harus dapat mempelajari hasil ekstraksi fitur dengan baik dan dapat mengklasifikasikan dengan akurat.

2.3.1 Support Vector Machine

Support Vector Machine adalah *classifier* yang mencari *hyperplane* dengan *margin* paling besar, yang juga dikenal sebagai *maximal margin classifier*. Fase *learning* SVM memiliki tujuan untuk mengestimasi parameter w dan b dari *decision boundary* dari *data training*. Parameter harus dipilih sedemikian sehingga memenuhi kondisi

$$\begin{aligned} \mathbf{w} \cdot x_i + b &\geq 1 \text{ if } y_i = \mathbf{1} \\ \mathbf{w} \cdot x_i + b &\leq -1 \text{ if } y_i = -\mathbf{1} \end{aligned}$$

Selain itu, SVM juga memiliki syarat yaitu *margin* dari *decision boundary* harus maksimal. Memaksimalkan *margin* ekuivalen dengan meminimalkan fungsi objektif:

$$f(\mathbf{w}) = \frac{\|\mathbf{w}\|^2}{2}$$

Ketentuan *learning* di atas kemudian dapat dinyatakan sebagai

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}} \frac{\|\mathbf{w}\|^2}{2} \\ \text{subject to } y_i(\mathbf{w} \cdot x_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, N \end{aligned}$$

3. Evaluasi Performansi Sistem

3.1 Dataset

Dataset yang berkaitan dengan kasus *Face Splicing* belum ada, maka pada tugas akhir ini juga dibuat dataset yang berfokus pada *face splicing*. Dataset dibuat menggunakan citra dari [4] yang dipilih secara acak. Citra autentik (tanpa manipulasi) disimpan dengan menggunakan *prefix 'o'*. Proses pembuatan citra *splicing* dimulai dengan mengambil sebuah citra yang memiliki beberapa objek manusia dengan wajah yang terlihat jelas dan memotong bagian wajah salah satu orang pada gambar tersebut. Kemudian potongan wajah pada gambar tersebut ditempel pada gambar selanjutnya tanpa *post-processing*. Citra hasil *face splicing* tanpa *post-processing* ini kemudian disimpan dengan menggunakan *prefix 'f'*. Setelah itu, masih pada gambar yang sama, citra hasil *face splicing* tersebut diproses menggunakan beberapa operasi pengolahan citra seperti menghaluskan tepi, koreksi warna, dan rotasi wajah sesuai dengan citra yang ditempel. Contoh dataset yang digunakan dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1 Dataset yang digunakan pada Tugas Akhir ini secara berurutan (kiri ke kanan) 1) dan 2) Citra Wajah asli, 3) Citra Wajah hasil *splicing*, 4) Citra wajah hasil *splicing* yang telah diproses

3.2 Hasil Pengujian dan Analisis

Tujuan pengujian pada sistem adalah untuk mengetahui kekuatan dan akurasi sistem terhadap skenario-skenario yang diujikan. Pengujian dilakukan dalam beberapa skenario, yaitu 1) Skenario berdasarkan jenis citra autentik dengan citra hasil *splicing* (*face splicing* tanpa *post-processing*), 2) Skenario pengujian berdasarkan jenis citra autentik dengan citra hasil *splicing* dengan *post-processing*, dan 3) Skenario pengujian berdasarkan jenis citra autentik dengan citra hasil *splicing* tanpa *post-processing* dan dengan *post-processing*. Kemudian, masing-masing skenario pengujian mempunyai sub-skenario, yaitu berdasarkan penggunaan reduksi dimensi (PCA atau non-PCA). Sebagai catatan, parameter PCA yang digunakan adalah reduksi dimensi yang menyimpan sejumlah komponen. Jumlah komponen yang disimpan ditentukan berdasarkan hasil eksperimen yang dilakukan sebanyak $(N - 1) \times M$, di mana N adalah banyaknya dimensi fitur dan M adalah banyaknya classifier. Karena fitur berdimensi 120, maka eksperimen untuk menentukan jumlah komponen yang disimpan oleh PCA adalah 119 eksperimen untuk masing-masing classifier. Kemudian, dari hasil eksperimen, akan dipilih model yang paling baik berdasarkan hasil evaluasi menggunakan kurva ROC.

Namun, *classifier* SVM mengeluarkan nilai diskrit (0 atau 1) yang tidak bisa digunakan pada ROC Curve, mengingat ROC Curve menggunakan berbagai *threshold* untuk menentukan titik-titik pada kurva dan menggambar kurva. Solusinya adalah mengubah hasil prediksi dari classifier menjadi nilai kontinu. Permasalahan ini dapat diselesaikan dengan fitting fungsi transformasi *score-to-posterior-probability* dengan menggunakan model *classifier* SVM yang telah dibuat dan dengan melakukan *cross-validation* sebanyak 10-fold menggunakan data *predictor* (x) dan label kelas (y). Kemudian, fungsi transformasi digunakan untuk menghitung *posterior-probability* sebuah observasi diklasifikasikan ke dalam kelas positif. Penjelasan lebih detail dapat dilihat pada [6].

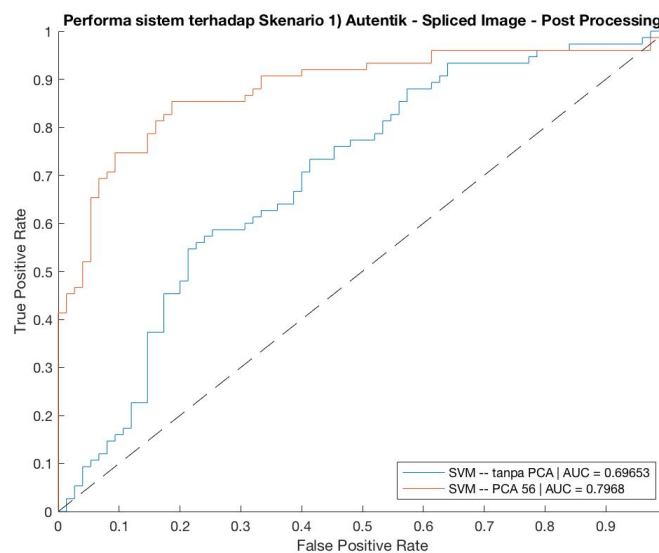
Selain itu, pengujian juga dilakukan terhadap salah satu dataset pada [3], yaitu dataset DSI-1, untuk membandingkan performa dari sistem tersebut dengan sistem yang diusulkan pada tugas akhir ini. Hasil pengujian dikelompokkan ke dalam skenario yang ditunjukkan sebagai berikut.

3.2.1 Pengujian Sistem terhadap *Face Splicing* tanpa *post-processing*

Pada sub-bab ini, dijelaskan tentang hasil pengujian skenario 1. Sebelum melakukan pengujian, model dilatih terlebih dahulu menggunakan dataset *training* yang tersusun atas 100 citra autentik dan 100 citra hasil *face splicing*. Kemudian, model yang telah dibuat diuji menggunakan data uji hasil kombinasi antara citra autentik (75 citra) dan hasil *face splicing* (75 citra).

Pengujian dilakukan dengan menggunakan opsi reduksi dimensi menggunakan PCA. Eksperimen reduksi dimensi dilakukan sebanyak 119 eksperimen. Pada eksperimen reduksi dimensi yang pertama, komponen yang disimpan PCA adalah satu komponen; pada eksperimen reduksi dimensi yang kedua, komponen yang disimpan PCA adalah dua komponen; dan seterusnya hingga eksperimen ke-119. Maka dari itu, didapatkan 120 model (1 model non-PCA dan 119 model dengan PCA). Pengaruh komponen yang disimpan terhadap performa sistem dapat dilihat pada gambar 5 beserta detailnya pada tabel 2 untuk sistem dengan keterangan *classifier* yang digunakan adalah SVM.

Hasil evaluasi pengujian dalam AUC kurva ROC dan akurasi prediksi dari sistem tanpa reduksi dimensi dan dengan reduksi dimensi terbaik (56 komponen) secara berturut-turut adalah AUC 69.65% (Akurasi 64%) dan AUC 88% (Akurasi 82%). Penggunaan PCA terbukti memberikan dampak positif terhadap performa dan akurasi sistem yang digunakan sebelumnya. Setelah menggunakan PCA, nilai AUC sistem berada pada rentang 80% - 90% yang memiliki nilai *good classification*. Kurva ROC pengujian sistem terhadap kasus ini dapat dilihat pada gambar 2. Detail pengujian terhadap skenario ini dapat dilihat pada tabel 1, pada baris 'Skenario 1'.



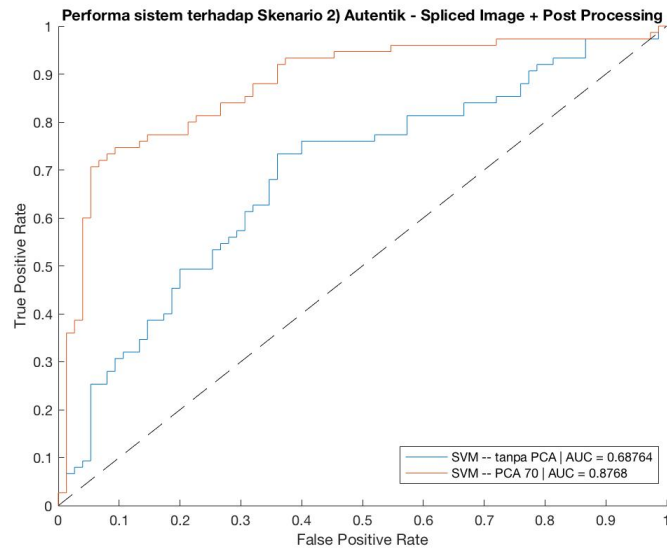
Gambar 2 Kasus *Face Splicing* tanpa *post-processing*

3.2.2 Pengujian Sistem terhadap *Face Splicing* dengan *post processing*

Pada sub-bab ini, dijelaskan tentang hasil pengujian skenario 2. Sebelum melakukan pengujian, model dilatih terlebih dahulu menggunakan dataset *training* yang tersusun atas 100 citra autentik dan 100 citra hasil *face splicing* dengan *post-processing*. Kemudian, model yang telah dibuat diuji menggunakan data uji hasil kombinasi antara citra autentik (75 citra) dan hasil *face splicing* dengan *post-processing* (75 citra).

Sama seperti sub-bab 3.2.1, pengujian dilakukan dengan menggunakan opsi reduksi dimensi menggunakan PCA dengan jumlah eksperimen yang sama. Pengaruh komponen yang disimpan terhadap performa sistem dapat dilihat pada gambar 6 beserta detailnya pada tabel 3 untuk sistem dengan keterangan *classifier* yang digunakan adalah SVM.

Hasil evaluasi pengujian dalam AUC kurva ROC dan akurasi prediksi dari *classifier* SVM tanpa reduksi dimensi dan dengan reduksi dimensi terbaik (70 komponen) secara berturut-turut adalah AUC 68.76% (Akurasi 68%) dan AUC 80.68% (Akurasi 82%). Penggunaan PCA terbukti memberikan dampak positif terhadap performa dan akurasi sistem yang digunakan sebelumnya. Setelah menggunakan PCA, nilai AUC sistem berada pada rentang 80% - 90% yang memiliki nilai *good classification*. Kurva ROC pengujian sistem terhadap kasus ini dapat dilihat pada gambar 3. Detail pengujian terhadap skenario ini dapat dilihat pada tabel 1, pada baris 'Skenario 2'.



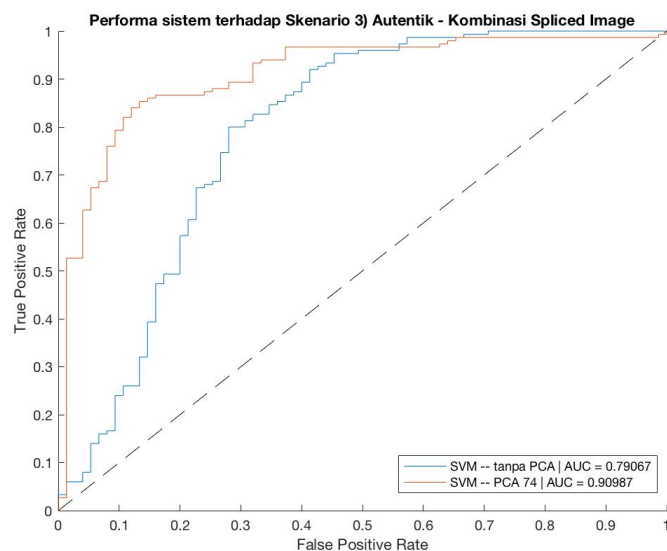
Gambar 3 Kasus *Face Splicing* dengan *post-processing*

3.2.3 Pengujian Sistem terhadap *Face Splicing* tanpa *post-processing* dan dengan *post processing*

Pada sub-bab ini, dijelaskan tentang hasil pengujian skenario 3. Sebelum melakukan pengujian, model dilatih terlebih dahulu menggunakan dataset *training* yang tersusun atas 100 citra autentik, 100 citra hasil *face splicing* tanpa *post-processing*, dan 100 citra hasil *face splicing* dengan *post-processing*. Kemudian, model yang telah dibuat diuji menggunakan data uji hasil kombinasi antara citra autentik (75 citra), hasil *face splicing* tanpa *post-processing* (75 citra), dan hasil *face splicing* dengan *post-processing* (75 citra).

Sama seperti sub-bab 3.2.1, pengujian dilakukan dengan menggunakan opsi reduksi dimensi menggunakan PCA dengan jumlah eksperimen yang sama. Pengaruh komponen yang disimpan terhadap performa sistem dapat dilihat pada gambar 7 beserta detailnya pada tabel 4 untuk sistem dengan keterangan *classifier* yang digunakan adalah SVM.

Hasil evaluasi pengujian dalam AUC kurva ROC dan akurasi prediksi dari sistem tanpa reduksi dimensi dan dengan reduksi dimensi terbaik (74 komponen) secara berturut-turut adalah AUC 79.23% (Akurasi 70.67%) dan AUC 90.99% (Akurasi 84.44%). Penggunaan PCA terbukti memberikan dampak positif terhadap performa dan akurasi sistem yang digunakan sebelumnya. Setelah menggunakan PCA, nilai AUC sistem berada pada rentang 90% - 100% yang memiliki nilai *excellent classification*. Kurva ROC pengujian sistem terhadap kasus ini dapat dilihat pada gambar 4. Detail pengujian terhadap skenario ini dapat dilihat pada tabel 1, pada baris 'Skenario 3'.



Gambar 4 Kasus *Face Splicing* tanpa dan dengan *post-processing*

Table 1 Performansi Sistem terhadap Skenario dan Sub-skenario

No	Skenario	Classifier	PCA	AUC	Accuracy	TPR	FPR
1	1	SVM	-	69.65%	64%	60%	32%
2			56	88%	82%	80%	16%
3	2	SVM	-	68.76%	68%	53.33%	25.33%
4			70	87.68%	82%	70.67%	6.67%
5	3	SVM	-	79.23%	70.67%	100%	88%
6			74	90.99%	84.44%	82%	10.67%

3.2.4 Pengujian Sistem terhadap dataset DSI-1

Untuk membandingkan sistem yang diusulkan dengan sistem yang sebelumnya [3], pengujian dilakukan terhadap salah satu dataset yang digunakan yaitu dataset DSI-1. Pada [3], hasil terbaik didapatkan saat setiap wajah pada data ditandai oleh *user (semi-automatic)*, dengan AUC sebesar 86.3%. Namun, saat sistem pada [3] dievaluasi menggunakan sistem otomatis, AUC menurun menjadi 63%. Selain itu, sistem tersebut juga mengalami penurunan performa saat mendeteksi kasus *face splicing* dengan *post-processing*, AUC rata-rata adalah 63.4%. Kemudian, jika sistem tersebut diuji menggunakan pendekatan *cross-database approach*, di mana data latih berbeda dengan data uji, hasil terbaik yang diberikan adalah AUC sebesar 82.5 %. Dengan menggunakan pendekatan yang sama (baik sistem otomatis dan *face splicing* dengan *post-processing*), sistem yang diusulkan tugas akhir ini memberikan hasil terbaik dengan AUC sebesar 84.8 %.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian pada bab sebelumnya, didapatkan fakta bahwa reduksi dimensi menggunakan PCA dapat mendongkrak performa dari sistem. Selain itu, berdasarkan beberapa hasil pengujian pada bab sebelumnya didapatkan fakta bahwa sistem memiliki performa rata-rata pada rentang 80% - 90%, dengan AUC terbaik 90.99% dengan nilai *excellent classification*. Berdasarkan kedua fakta ini, dapat disimpulkan bahwa **penelitian ini berhasil menghasilkan model deteksi *face splicing* dengan menggunakan analisis fitur berbasis 2-D Phase Congruency dan momen fungsi karakteristik citra, menggunakan classifier SVM.**

Pada penelitian ini, kasus yang diteliti sudah termasuk kasus dengan *post-processing* yang menjadi kelemahan pada penelitian sebelumnya [3]. Namun, sistem memiliki kelemahan dalam mendeteksi beberapa objek dengan tepi yang curam, yang seharusnya bukan hasil *face splicing*. Maka dari itu, beberapa pengembangan yang dapat dilakukan adalah penggunaan algoritma deteksi wajah yang handal untuk memprioritaskan *region of interest* pada area wajah, misalnya algoritma deteksi wajah Viola-Jones pada [9]. Selain itu, penggunaan algoritma yang sensitif terhadap *post processing* dapat digunakan untuk meningkatkan kehandalan sistem terhadap kasus manipulasi dengan *post processing*, misalnya metode yang menggunakan *Binary Similarity Measures* pada [2].

Daftar Pustaka

- [1] T. B. A. Rocha, W. Scheirer and S. Goldenstein. Vision of the unseen: Current trends and challenges in digital image and video forensics. ACM Computing Survey, 2010.
- [2] S. Bayram, Avcibas, B. Sankur, and N. Memon. Image manipulation detection with binary similarity measures. In 2005 13th European Signal Processing Conference, pages 1–4, Sept 2005.
- [3] T.J.d.Carvalho,C.Riess,E.Angelopoulou,H.Pedrini,andA.d.R.Rocha.Exposingdigitalimageforgeries by illumination color classification. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 8(7):1182– 1194, July 2013.
- [4] A. Gallagher and T. Chen. Understanding images of groups of people. In Proc. CVPR, 2009.
- [5] M.JohnsonandH.Farid.Exposingdigitalforgeriesbydetectinginconsistenciesinlighting.ACM Multimedia and Security Workshop, pages 1–10, 2005.
- [6] J. C. Platt. Probabilistic outputs for support vector machines and comparisons to regularized likelihood methods. In ADVANCES IN LARGE MARGIN CLASSIFIERS, pages 61–74. MIT Press, 1999.
- [7] L.I.Smith.Atutorialonprincipalcomponentsanalysis.Technicalreport,CornellUniversity,USA,February 26 2002.
- [8] P.-N. Tan, M. Steinbach, and V. Kumar. Introduction to Data Mining, (First Edition). Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA, 2005.
- [9] P. Viola and M. Jones. Robust real-time face detection. International Journal of Computer Vision, 57:137–154, 2004.

[10] M. J. Weinberger, G. Seroussi, and G. Sapiro. Loco-i: a low complexity, context-based, lossless image compression algorithm. In Data Compression Conference, 1996. DCC '96. Proceedings, pages 140–149, Mar 1996.

[11] Y. Q. S. Wen Chen and W. F. Su. Image splicing detection using 2-d phase congruency and statistical moments of characteristic function. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering 6505 DOI, 2007.

