

REVIEW ALGORITMA CROWD DETECTION DAN FACE RECOGNITION

Gede Humaswara Prathama

Dosen Program Studi Teknologi Informasi, Universitas Pendidikan Nasional Denpasar, Jln Bedugul No. 39,
Sidakarya Denpasar Bali, Indonesia
E-mail : huma@undiknas.ac.id

ABSTRACT : Saat ini marak terjadi tindakan kriminal di kota-kota, tindakan kriminal tidak hanya terjadi di daerah sepi namun juga di keramaian. Pihak keamanan tentu sudah disiapkan untuk menjaga keamanan dan kenyamanan di sudut-sudut kota. Pihak keamanan terus meningkatkan *quick response* terhadap tindakan kriminal di daerahnya. Namun hal tersebut belum cukup untuk menjaga kenyamanan terutama pada keramaian jika tidak dibantu dengan teknologi yang ada saat ini. *Crowd detection* dan *face recognition* merupakan teknologi yang sudah banyak digunakan dalam berbagai keperluan pada saat ini. *Crowd detection* merupakan teknologi untuk mendeteksi gerakan manusia dari sebuah kamera. Sedangkan *Face recognition* adalah teknologi untuk mendeteksi wajah manusia dari sebuah kamera. Dalam beberapa tahun terakhir, algoritma untuk *crowd detection* telah mendapatkan minat yang kuat, sehingga berbagai penelitian tentang *crowd detection* sudah banyak dilakukan dengan berbagai metode. Begitu juga dengan *face recognition*, telah banyak dilakukan penelitiannya dengan berbagai metode dan algoritma. Pihak keamanan dalam menjaga keamanan dan kenyamanan dapat memanfaatkan kedua teknologi ini sebagai sarana pendukung untuk meningkatkan *quick response* dari pihak keamanan.

Keywords: crowd detection, face recognition, quick response security

PENDAHULUAN

Face recognition dan *crowd detection* merupakan turunan dari *image processing*, metode yang digunakan hampir sama yaitu pelatihan dan pengujian namun algoritma yang digunakan sudah tentu berbeda. *face recognition* digunakan untuk mendeteksi kepemilikan wajah yang ditampilkan oleh kamera sedangkan *crowd detection* digunakan untuk mendeteksi kegiatan negatif yang ditampilkan oleh kamera. Dengan menggabungkan kedua teknologi ini dalam sebuah aplikasi yang saling memberi informasi untuk dapat mendeteksi kejadian yang terjadi dalam sebuah keramaian.

Tahapan yang dapat dilakukan dengan menggabungkan kedua teknologi ini yaitu dengan menggunakan *crowd detection* untuk mendeteksi kegiatan yang janggal dari kamera yang dapat membedakan orang sedang berkelahi, pelecehan atau hanya terjatuh [1], dibantu dengan *face recognition* dengan pengenalan *gender* yang dapat mendeteksi

apakah kejadian tersebut dilakukan oleh sesama jenis atau beda jenis [3] yang dapat memberikan kesimpulan yang lebih kuat bahwa kejadian tersebut sebuah perkelahian atau pelecehan. Ketika sudah didapatkan kesimpulan dari kejadian tersebut, *face recognition* dapat membantu dengan mengidentifikasi langsung siapa saja yang melakukan tindakan tersebut.

Tentu saja masih terdapat permasalahan dari teknologi ini, yaitu tingkat kesulitan untuk mendeteksi kegiatan atau kejadian dari keramaian tersebut apakah tindakan yang dilakukan bisa disimpulkan negatif atau positif [1], pengenalan wajah dari keramaian juga akan sulit dideteksi, penggunaan kamera CCTV yang kualitas gambarnya juga akan mempersulit penggunaan teknologi ini [2]. Maka disini akan dibahas metode dan algoritma yang terbaik yang dapat digunakan untuk menggabungkan kedua teknologi ini sehingga mendapatkan hasil yang terbaik.

ANALISIS FACE RECOGNITION

2.1 Face Recognition

Teknik mendeteksi wajah secara kasar dapat diklasifikasikan ke dalam 3 kategori [2].

- a. *feature-based* menggunakan teknik *Edges, texture, colour, motion* dan *multiple features*.
- b. *Template matching* menggunakan teknik *shape template* dan *face models*.
- c. *Image-based* menggunakan teknik *Eigenface, neural network, SVM* dan *adaboost*.

Sifat keberagaman gambar wajah telah diteliti berdasarkan analisis numerik. Berdasarkan analisis, dua algoritma yaitu analisis komponen utama dan algoritma *eigenfaces* telah diusulkan untuk efisien dan ditingkatkan optimal pengenalan wajah. Algoritma ini telah diuji dan divalidasi dengan 360 sampel wajah yang dikenali dalam *database* dan 120 sampel gambar dari *database* citra wajah yang tidak dikenali [4].

Kinerja dari algoritma yang diusulkan pada 480 sampel wajah yang diambil dari berbagai posisi sudut dan sebagian besar di bawah kondisi intensitas cahaya rendah menunjukkan efisiensi dan adaptasi algoritma yang diusulkan dalam kondisi kritis dan belum pernah terjadi sebelumnya. Teknik pelaksanaan ditunjukkan dalam pekerjaan ini berdasarkan pada wajah identitas gambar (yaitu yang diminta *numeric values*) bisa disamakan dengan rekening bank, nomor kartu identitas atau paspor sebagai sarana identifikasi pribadi untuk kejahatan dan penipuan. Namun, valid atau tidaknya nomor identitas tidak bisa dijamin jika wajah tidak dikenali[4].

Kecepatan dan akurasi yang diusulkan algoritma, berdasarkan implementasinya strategi, menunjukkan bahwa hal itu bisa diadaptasikan untuk analisis secara *online* pengenalan wajah dan secara *real-time*. selanjutnya bisa di implementasi secara paralel dari algoritma yang diusulkan pada komputasi

mesin *real-time embedded reconfigurable* seperti *field Programmable gate array* (FPGA) atau *complex programmable logic devices* (CPLDs) dengan kamera *real-time* yang terhubung untuk analisis wajah dan desain sistem pengenalan wajah[4].

Sistem pengenalan wajah kecepatan tinggi dan kuat diusulkan dalam rangka *VIoT*, yang versi perbaikan lebih praktis dalam skenario yang sebenarnya. *tradeoff* antara rasio percepatan dan tingkat pengenalan bisa memenuhi berbagai kebutuhan dari pengguna. menurut pengguna pada skala sebenarnya kinerja *database* dan mesin, parameter *cluster* dapat disesuaikan secara bebas [5].

Menggunakan *eigenface* dengan banyak sampel dalam tahap pelatihan mempengaruhi lamanya tahap pelatihan tersebut maupun akurasi hasil pengenalan. Banyak sampel *eigenface* berkorelasi langsung dengan banyak data *eigenface* yang dihasilkan, besar data yang harus diproses, serta banyaknya *node* di layer *input* pada backpropagasi yang berakibat lamanya proses pelatihan. Pengenalan gender suatu sampel wajah berdasarkan komposisi *eigenface*-nya dapat mempengaruhi akurasi pada backpropagasi, semakin banyak sampel yang digunakan pada *eigenface* maka semakin besar akurasi pada backpropagasi. Namun sampel yang banyak akan menyebabkan waktu komputasi yang semakin lama, itu tergantung dari *resource* yang digunakan untuk mengkomputasinya, tapi tetap saja berpengaruh pada komputasinya. apalagi jika ditambahkan menggunakan algoritma genetika yang dapat perduksi jumlah *eigenface* yang aktif untuk proses pengenalan tanpa mengurangi akurasi pengenalan wajah.

2.2 Contoh bahan dan metodologi

Pada paper [4], mereka menggunakan 480 sampel gambar JPG yang diambil menggunakan Samsung® DIGIMAXS500 / CYBER530 *digital camera*, terdapat 10 sampel gambar dari masing-masing 48 orang di Nigeria[4].

2.3 Pengolahan sampel wajah

Pengolahan gambar perlu meningkatkan kecepatan dan akurasi identifikasi dan pengenalan gambar wajah. Apalagi bila jumlah Gambar wajah yang relatif besar, setiap wajah gambar harus diproses sebelumnya dengan mengurangi ukurannya dan mengkonversi gambar ke format yang membutuhkan kapasitas penyimpanan memori yang lebih sedikit. selain itu untuk mengurangi pemakaian memori sebagai penyimpanan gambar wajah, semua wajah JPG gambar dikonversi menjadi *portable graymap* (PGM) dan ukuran gambarnya menjadi tinggi 114 piksel dan lebar 114 piksel , disaring untuk menghilangkan *noise* menggunakan *adaptive Wiener filter* (AWF) , dan akhirnya diubah ukurannya dari ketinggian aslinya 640 *pixel* dan lebar 480 *pixel* menjadi 114 dengan 114 masing piksel. PGM disaring dan diubah ukurannya gambar wajah kemudian digunakan untuk analisis lain yaitu mengidentifikasi dan pengenalan setiap gambar wajah dalam *Database*. Algoritma *PPFI* diberikan dalam nomor satu melalui nomor enam dalam algoritma TABEL I [4].

TABLE I
THE FACE IMAGE EVALUATION ALGORITHMS USING MATLAB®

```
% 1. Load the known face image from database
(Only once for faster comparison)
load image1_facedb % Face database
load image2_pca % PCA data database
% 2. Incoming face image (INFI) for recognition.
In this study, this image is randomly from the
480 original face images (OFI) in terms of
their number sequence between 1 and 480.
src_face = input('Please enter any number
between 1 and 480 to recognize image = ');
% 3. Evaluate the input face image identity
number to check if it is within the database
limit. Otherwise prompt the user to enter a
valid identity number.
Image5_evalsrc;
% 4. Convert the JPG face images to PGM to reduce
storage memory requirements and display result.
i_face = imread(strcat('face',num2str(inface),
...'.JPG'));
imwrite(i_face,'I_Fac.pgm');
I_Fac = imread('I_Fac.pgm');
figure(1), imshow(I_face); title('OFI ##');
% 5. Filtering and resizing the PGM face images.
AWF_Face = wiener2(I_Fac,[3 3],0.8);
rf_Face = imresize(AWF_Face,[114 114]);
figure(2), imshow(rf_Face);
```

```
title('PPFI ##')
% 6. Reshape the filtered image matrices to
comply with MATLAB's toolboxes for
analysis.
[DIM, LEN] = size(rf_Face); nn=3;
re_Face = reshape(rf_Face,DIM*LEN/nn,nn);
LEN_re = length(re_Face);
new_reFace = double(re_Face);
% 7. Analysis of the PPFI for each face image.
STD_Face = std(new_reFace,1,2);
M_Face = mean(new_reFace);
S_Fcae = sum(new_reFace);
SVD_Face = svd(new_reFace);
DCT_Face = dct2(new_reFace);
VAR_face = sqrt(sum(new_reFace.^2)/LEN_re);
FFT_Face = fftshift(new_reFace,1);
Q_Face = detrend(new_reFace,'linear','true');
drf_Face = double(rf_Face);
[VEC,VAL] = eig(drf_Face);
CVM_Face = cov(new_reFace);
VCVM_Face = diag(cov_face);
SDCVM_Face = sqrt(diag(cov(new_reFace)));
```

2.4 Algoritma PCA Berdasarkan SVD

Analisis komponen utama atau *Principal component analysis* (PCA) adalah alat transformasi linear orthogonal yang mengubah data ke sistem koordinat baru seperti varians terbesar oleh koordinat pertama (disebut *principal component* pertama), varians terbesar kedua di koordinat kedua, dan seterusnya. PCA secara teoritis dengan optimal mengubah data untuk diberikan dalam bentuk kuadrat terkecil dan melibatkan prosedur matematika yang mengubah sejumlah variabel yang mungkin berkorelasi menjadi sejumlah kecil variabel berkorelasi disebut *principal component*. *principal component account* Pertama untuk sebanyak variabilitas dalam data sebanyak mungkin, dan masing-masing *component account* yang berhasil untuk sebanyak variabilitas yang tersisa mungkin. PCA adalah yang paling sederhana dari analisis *truemultivariate eigenvector-based*. Seringkali, operasi PCA dapat dianggap sebagai mengungkapkan struktur internal data dengan cara yang terbaik menjelaskan varians dalam data. Selanjutnya, PCA memberikan strategi bagaimana mengurangi data yang kompleks diatur ke dimensi yang lebih rendah untuk mengungkapkan yang kadang tersembunyi, merupakan struktur sederhana yang sering mendasari itu. Dua metode, dengan kelebihan dan kekurangan mereka,

telah diusulkan dalam untuk evaluasi PCA menggunakan :

- a. metode kovarians
- b. analisis korespondensi.

Berdasarkan hasil evaluasi pengenalan wajah TABEL I Bagian II - C yang disajikan dalam Bagian II - D, kami mengusulkan algoritma SVD yang akan memanfaatkan sifat dari matriks kovarians untuk mencapai perhitungan lebih cepat dan singkat dari komponen utama gambar wajah. Berikut ini kami menyajikan algoritma SVD untuk memfasilitasi solusi dari algoritma PCA.

ANALISIS CROWD DETECTION

Karakterisasi perilaku normal untuk orang banyak menggunakan pola aliran normal optik untuk memperkirakan parameter model. Proses pemodelan melibatkan empat tahap[6]:

- a. *Preprocessing*: pemodelan latar belakang dan perhitungan aliran optik.
- b. *Feature prototypes*: analisis komponen utama pada medan aliran contoh.
- c. *Spectral Clustering*: penentuan otomatis jumlah HMMs untuk mewakili urutan aliran data.
- d. *Bank of models*: pelatihan model HMM menggunakan data setiap cluster per model.

Analisis berkonsentrasi pada identifikasi peristiwa yang tidak biasa di keramaian dengan membandingkan kemungkinan pengamatan baru ke ambang deteksi.

3.1 Preprocessing

Preprocessing melibatkan *Mixture of Gaussians background model* untuk sebuah adegan. *Background model* menghasilkan *mask* dengan objek *foreground* terdeteksi per *frame*. Sejalan dengan ekstraksi *foreground* arus kuat optik dihitung untuk seluruh *frame* dengan menggunakan teknik yang dijelaskan dalam [2]. Sebelum perhitungan aliran optik urutan adalah merapikan dengan 5x5x5

Gaussian filter untuk mengurangi noise akuisisi ($\sigma = 0,8$). Yang dihasilkan aliran optik sub-sampel oleh filter median dengan *window* ukuran 8x8 diterapkan secara independen untuk komponen horisontal dan vertikal. Kombinasi arus informasi dengan *foreground mask* memungkinkan analisis untuk hanya mempertimbangkan vektor mengalir di dalam objek *foreground*, mengurangi *observation noise*. Parameter gerak dikodekan dalam vektor sampel dari bentuk $s = (u, v)$, dimana u dan v adalah komponen aliran optik horisontal dan vertikal. Sebelum analisis *foreground mask* ditumpangkan ke output aliran optik sehingga parameter gerak untuk objek *foreground* terdeteksi. Semua nilai luar *foreground mask* diatur ke nol untuk mengkarakterisasi daerah statis[6].

3.2 Feature prototypes

Langkah pertama dari ekstraksi prototipe adalah untuk melakukan analisis komponen utama (PCA) pada aliran optik bidang masing-masing bingkai $F_{nt} = ((u_1, v_1), \dots, (u_P, v_P))$ pada V . J *eigenvectors* pertama dengan nilai eigen terbesar yang dipilih untuk membentuk dasar untuk proyeksi. Proyeksi mengurangi fitur dimensi masukan dari dimensi aliran bidang sampel P dengan dimensi yang dipilih *eigenvectors* J . dihasilkan himpunan vektor fitur untuk segmen ke- n di V yaitu [6]:

$$W_n = \{w_{n1}, \dots, w_{nT}\} \quad (1)$$

dimana w_{nt} adalah vektor yang mewakili proyeksi bingkai ke- t dalam segmen ke- n atas *eigenvectors* yang dipilih, yang didefinisikan sebagai

$$w_{nt} = \{g_{nt1}, \dots, g_{ntm}\} \quad m = 1 \dots J \quad (2)$$

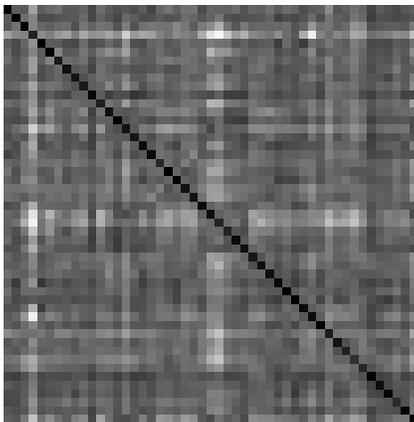
mana g_{ntm} adalah berat yang berhubungan dengan ke- m *eigenvectors*. Vektor-vektor pada (1) merupakan pola aktivitas di segmen ke- n [6].

3.3 Spectral Clustering

Penurunan ukuran kesamaan segmen video untuk *spectral clustering* didasarkan pada kemungkinan pengamatan dalam segmen yang diberikan oleh model *HiddenMarkov*. Untuk itu beberapa Pengamatan *Hidden Markov Model* (MOHMM) dilatih dengan vektor fitur di setiap segmen video di dalam pelatihan sehingga ditetapkan model B_k , $k = 1..N$. Struktur MOHMM adalah *ergodic* dengan J *states* (sama dengan jumlah *eigenvectors* yang dipilih) dan satu emisi probabilitas *Gaussian* per *states* dalam rangka mengurangi jumlah sampel yang diperlukan untuk melatih MOHMM (asumsi independensi dalam ruang masukan dari proyeksi *eigenvectors*). Ukuran kesamaan antara segmen video didefinisikan sebagai:

$$S_{ij} = \frac{1}{2} \{ \log P(W_j|B_i) + \log P(W_i|B_j) \} \quad (3)$$

Nilai-nilai kesamaan berpasangan antara segmen video membentuk matriks S . Kesamaan matriks kemiripan tunduk pada pengelompokan spektral menggunakan algoritma yang dijelaskan untuk secara otomatis menemukan jumlah kelompok dalam data video.



Gambar. 1 *Eigenflows* untuk pelatihan normal (*eigenvector* pertama).



Gambar 2 kesamaan matriks untuk segmen video pada pelatihan S_{ij} , blok gelap menandakan kesamaan yang tinggi.

3.4 Invariant Local Binary Patterns (LBP)

LBP adalah ekstensif dipelajari Operator tekstur lokal yang memiliki beberapa sifat yang sangat baik: kompleksitas komputasi rendah, rotasi invarian, dan ketahanan dalam hal variasi iluminasi. LBP adalah histogram yang didasarkan pada operator statistik yang dihitung dengan memeriksa distribusi gabungan dari nilai skala abu-abu tetangga sirkuler simetris set P piksel sekitar x piksel pada lingkaran berjari-jari R . Dalam penelitian ini kami menggunakan sebuah multiresolusi deskriptor yang diperoleh dengan menggabungkan dua histogram dihitung dengan menggunakan sampah seragam dengan parameter berikut: ($P = 8$; $R = 1$) dan ($P = 16$; $R = 2$) [7].

3.5 Local Ternary Patterns (LTP)

Sebuah generalisasi dari LBP adalah LTP, yang mewakili perbedaan skala abu-abu antara piksel menggunakan *ternary* daripada nilai *biner*. Perbedaan antara nilai abu-abu x pixel dari nilai-nilai abu-abu di salah satu kawasan u yang diwakili oleh tiga nilai, yang ditentukan oleh penerapan ambang τ : 1 jika $u \geq x + \tau$, -1 jika $u \leq x - \tau$, yang lain 0. Ini memberikan diskriminan *descriptor* lagi yang juga kurang sensitif terhadap suara. Untuk mengurangi kompleksitas komputasi, pola *ternary* dibagi

menjadi dua pola biner dengan mempertimbangkan baik positif dan negatif komponen. Histogram dihitung dari kedua pola tersebut kemudian dipotong. Dalam sistem kami, dua konfigurasi parameter yang berbeda dievaluasi: ($P = 8$; $R = 1$) dan ($P = 16$; $R = 2$) [7].

3.6 Histogram of oriented gradients (HOG)

HOG menghitung gradien intensitas dari *pixel* ke *pixel* dan memilih bin histogram yang sesuai untuk setiap *pixel* berdasarkan arah gradien. HOG fitur diekstraksi dalam percobaan kami menggunakan 2×2 versi HOG tersebut. Fitur HOG diekstraksi pada *grid* reguler di langkah 8 piksel dan ditumpuk bersama-sama mempertimbangkan set 2×2 tetangga untuk membentuk deskriptor lagi dengan kekuatan yang lebih deskriptif [7].

3.7 Haralick texture features

The *Haralick* tekstur fitur deskriptor diusulkan hampir 30 tahun yang lalu untuk mengklasifikasikan kategori yang berbeda dari batu, tetapi banyak digunakan saat ini untuk mengklasifikasikan berbagai jenis gambar. Hal ini didasarkan pada SGLD, atau matriks *co-incident*.

Mengingat gambar dengan tingkat abu-abu N , matriks SGLD pada sudut θ adalah matriks berukuran $N \times N$. Setiap elemen dalam matriks adalah hitungan jumlah pasang tingkat abu-abu i dan j pada jarak d sepanjang arah θ .

Fitur Tiga belas dihitung dari matriks SGLD di sudut tetap θ : energi, korelasi, inersia, entropi, perbedaan saat terbalik, jumlah rata-rata, jumlah varians, jumlah entropi, perbedaan rata-rata, perbedaan varians, perbedaan entropi, dan dua ukuran informasi korelasi (Diimplementasikan seperti di *Haralick* Tekstur Fitur Matlab Toolbox v0.1b www.bme.utexas.edu/research/informatika). Dalam karya ini kita menguji fitur ditetapkan diekstraksi menggunakan metode Haralick, yang merangkai fitur yang diekstraksi dengan mempertimbangkan empat

sudut (0° , 45° , 135° dan 90°), dengan $d = 1$.

3.8 Shape analysis

SGLD ini mampu mengukur tekstur dengan menganalisis transisi (yaitu, perbedaan antara tingkat abu-abu) antara pasangan piksel, dan mengatur mereka untuk membentuk histogram. Studi *Deeper* mengungkapkan bahwa matriks ini mengandung banyak informasi yang hanya sebagian diekstraksi dengan fitur yang umum digunakan dalam literatur. Untuk alasan ini, perlu menyelidiki fitur baru dan metode untuk mengekstrak informasi lebih lanjut dalam sebuah adegan berbingkai diberikan.

SGLD dapat dilihat sebagai histogram dua dimensi yang dibuat dengan membentuk *grid* 256×256 lokasi (dalam kasus umum kedalaman gambar 8-bit), satu untuk setiap nilai *grayscale*. Setelah seluruh gambar telah dipindai dan setiap pasangan pixel dipertimbangkan, SGLD mewakili bagaimana piksel berubah. Jika hanya variasi halus dapat ditemukan dalam gambar, SGLD akan terkonsentrasi ke arah diagonal, sementara perubahan mendadak akan menyebabkan puncak yang memiliki jarak tertentu dari diagonal. Informasi tentang di mana transisi tersebut terjadi, bagaimanapun, adalah hilang, karena semua kontribusi diringkas terlepas dari wilayah mereka diamati.

Untuk memperoleh karakterisasi yang lebih baik dari SGLD, serangkaian fitur baru dikembangkan dalam, dengan ide menggambarkan bentuk histogram secara lebih rinci. Dari penjelasan rinci bentuk, itu kemudian memungkinkan untuk mendapatkan data lebih banyak daripada yang disediakan oleh indikator yang umum digunakan.

Salah satu cara untuk mengekstrak informasi lebih lanjut untuk menganalisis bentuk 3D histogram dengan mempertimbangkan beberapa nilai ketinggian. Setiap kurva tingkat kemudian dianalisa dengan mendekati dengan elips. Pada setiap elips sejumlah parameter yang diukur, dan akhirnya jumlah parameter

ini perubahan selama elips yang berbeda diukur. Hal ini menyebabkan sejumlah indikator yang berguna, yang pertama adalah menurunnya sumbu elips, dan bagaimana hal itu cocok dengan model linier. Maksimum dan minimum dari sumbu juga berharga. Namun parameter lain yang menarik mengukur volume di bawah tingkat kontur tertinggi, dengan parameter dual (volume SGLD atas tingkat kontur yang sama) juga dipertimbangkan. Parameter penting lainnya adalah eksentrisitas elips, yang mengukur jumlah variasi *pixel* yang kuat: elips yang tipis sekitar yang ditunjukkan oleh diagonal utama bahwa jumlah variasi yang kuat diabaikan dan sebaliknya. Selanjutnya parameter yang kita bahas dalam pekerjaan ini adalah permukaan elips terkecil yang menggambarkan seberapa halus bagian atas SGLD itu, dan rasio dengan elips terluas. Akhirnya, jumlah lokasi SGLD yang memiliki ketinggian nol diukur [7].

PEMANFAATAN CROWD DETECTION DAN FACE RECOGNITION

Berdasarkan *review* yang telah dilakukan pada literatur review ini adalah terdapat banyak metodologi dan algoritma yang dapat digunakan untuk mengimplementasikan kedua teknologi ini, sehingga banyak sekali peluang yang bisa diambil untuk menggabungkannya dan dijadikan sebuah aplikasi yang bisa membantu kegiatan untuk menjaga keamanan publik terutama di keramaian yang sulit dideteksi dengan cepat oleh pihak keamanan, teknologi

ini juga dapat membantu sebagai alat bukti dengan adanya *face recognition* yang langsung mengidentifikasi pelaku dari rekaman video tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

- Parthipan Siva, Action Detection in Crowd, BMVC 2010 doi:10.5244/C.24.9.
- Ting Shan, Reliable Face Recognition for Intelligent CCTV, National ICT Australia.
- Bo Chunjuan, Zang Junxing, Liu Changhong and Sun Yanhui, Gender Classification Based on Relaxed Pixel-Pattern-Based Texture Feature, ISSN 2013, 1812-5638
- Vincent Andrew Akpan, Face Image Processing, Analysis and Recognition Algorithms for Enhanced Optimal Face Recognition System Design: A Comparative Study, 2nd, vol. 2, ISSN, 2006 – 1781, 2009, pp. 21-40.
- Zhuoxuan Jiang, Yaping Lin and Stan Z. Li, Accelerating Face Recognition for Large Data Applications in Visual Internet Things, ISSN 1812-5638, 2013.
- Ernesto L. Andrade, Scott Blunsden and Robert B. Fisher, Modelling Crowd Scenes for Event Detection, IPAB, School of Informatics, University of Edinburgh, Unpublished.
- Loris Nanni, Sheryl Brahmam, Stefano Ghidoni and Emanuele Menegatti, Automated Crowd Detection in Stadium Arenas, DIE University of Padua, Unpublished.