

PERBAIKAN ORIENTASI CITRA BERDASARKAN KEBERADAAN MANUSIA MENGGUNAKAN FITUR GRADIEN DAN HAAR-LIKE

Ahmad Hifdhul Abror¹⁾, Handayani Tjandrasa²⁾

¹⁾ Pusat Teknologi Informasi dan Pangkalan Data

¹⁾ Universitas Islam Negeri Sunan Ampel, Surabaya

²⁾ Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi

²⁾ Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya

e-mail: abror@uinsby.ac.id¹⁾, handatj@its.ac.id²⁾

ABSTRAK

Perkembangan dan penggunaan teknologi kamera digital saat ini sudah sangat meningkat, ditandai dengan banyaknya jenis kamera serta disematkannya kamera pada berbagai perangkat seperti laptop, ponsel, tab, jam tangan, dan gadget lainnya, sehingga kegiatan fotografi menjadi semakin mudah. Namun sebagian besar perangkat-perangkat tersebut tidak memiliki sensor untuk menyimpan informasi mengenai orientasi foto yang diambil apakah itu portrait atau landscape. Karena itu, kebanyakan foto-foto yang mengalami rotasi tidak sebagaimana mestinya baru disadari ketika disajikan di depan layar komputer atau televisi atau yang lainnya. Pada penelitian ini diajukan sebuah metode perbaikan orientasi citra dengan fitur haar-like dan gradien magnitude citra untuk mendeteksi objek manusia yang ada didalamnya. Objek manusia yang ditemukan dijadikan acuan untuk perbaikan orientasi. Sedangkan klasifikasi yang digunakan adalah klasifikasi cascade adaboost. Dengan sedikit modifikasi penerapan klasifikasi cascade adaboost diperoleh akurasi hingga 79% dimana akurasi tersebut lebih baik dari pada tanpa menggunakan modifikasi. Penerapan modifikasi juga meningkatkan kecepatan pemrosesan hingga dua kali lipat.

Kata Kunci: cascade adaboost, gradien, haar-like, orientasi citra.

ABSTRACT

The development and use of digital camera technology is now greatly improved, marked with the number of cameras and camera that pinned on a variety of devices such as laptops, mobile phones, tabs, watches, and other gadgets, so the activity of photography becomes easier. However, most of these devices do not have sensors to store information about the orientation of the photos taken whether it is portrait or landscape. Therefore, most of the photos are experiencing rotation is not as it should be and it is known when presented in front of a computer screen or television or the other. In this study proposed a method of automatic fixation of image orientation with haar-like features and gradient magnitude image to detect human object that are inside. Human objects found will be used as a reference for fixation of orientation. While the classification used is cascade adaboost classification. With a slight modification of the application of cascade adaboost classification, accuracy obtained up to 79% where the accuracy is better than without modification. Application modification also increases the speed of processing data until twice.

Keywords: cascade adaboost, gradient, haar-like, image orientation.

I. PENDAHULUAN

PENGGUNAAN teknologi kamera digital saat ini sudah sangat berkembang, bahkan pada setiap perangkat elektronik bisa dilengkapi dengan teknologi ini. Semakin berkembangnya teknologi kamera diikuti dengan semakin sederhana pengoperasiannya sehingga semakin banyak penggunaannya. Hal ini menyebabkan setiap momen mudah untuk diabadikan dalam kondisi apapun dan dimanapun. Sejalan dengan kondisi tersebut hasil foto yang diambil juga dapat bervariasi dalam hal orientasi atau dengan kata lain ada foto yang terotasi tidak sebagaimana mestinya.

Secara umum orientasi citra digital dibagi menjadi 4 macam, dengan perbedaan putaran 90° . Citra yang tidak terotasi akan memiliki orientasi yang benar (0°), citra akan terlihat terbalik jika orientasinya 180° dan yang terakhir akan tampak miring jika terotasi 90° kekanan atau kekiri.

Pengenalan orientasi citra secara otomatis merupakan masalah yang cukup rumit. Otak manusia menggunakan pengenalan objek untuk mengenali orientasi citra tersebut benar atau tidak. Pengenalan objek yang digunakan manusia dapat berupa orang, hewan, benda, langit, tumbuhan, air, gedung, tanah. Setelah diketahui objek yang ada pada citra maka dapat dengan mudah dilakukan perbaikan yaitu dengan cara memutar ke arah (orientasi) yang tepat. Namun jika banyak sekali citra digital dengan orientasi yang salah, maka membutuhkan cukup waktu dan sedikit melelahkan untuk memperbaikinya jika dilakukan secara manual.

Pada beberapa penelitian sebelumnya deteksi orientasi citra secara otomatis bisa dilakukan dengan cara memanfaatkan *low-level content features* seperti *luminance* (pencahayaan) and *chrominance* (warna) [1]. Fitur *low-level* digunakan untuk mendeteksi perbedaan kecerahan warna pada sub region citra. Dengan fitur yang hampir

sama namun teknik klasifikasi yang berbeda juga dilakukan oleh Datar & Qi [2]. Fitur kecerahan warna dari citra bisa digunakan untuk menentukan posisi keberadaan langit ketika foto yang diambil memiliki kondisi yang cerah pada siang hari. Karena langit pada umumnya memiliki kekontrasan yang berbeda dengan objek benda seperti bangunan, tanah, rumput. Namun akan timbul masalah ketika foto yang diambil berada pada suatu ruangan atau malam hari. Beberapa metode juga pernah dikembangkan dengan memanfaatkan deteksi wajah [3], namun ketika bagian wajah yang ada di foto tidak terlalu jelas (terlalu jauh saat mengambil gambar atau hal lain) maka wajah akan sulit terdeteksi.

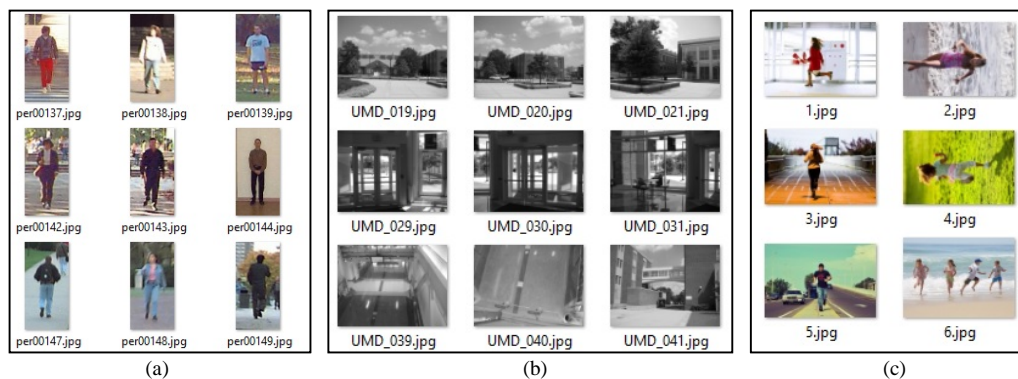
Seiring dengan maraknya media jejaring sosial seperti *Facebook, Twitter, Path, dan Instagram* sebuah penelitian dari *Pew Research Center* mengungkapkan bahwa ada sekitar 91% anak muda yang mengunggah foto mereka sendiri sehingga berpeluang besar foto dengan objek manusia mengalami tren peningkatan. Penelitian ini mengusulkan sebuah metode untuk mendeteksi orientasi citra secara otomatis dengan memperhatikan keberadaan objek manusia yang ada didalamnya. Kombinasi antara gradien *magnitude* dan metode ekstraksi fitur *haar-like* digunakan untuk mendapatkan fitur-fitur dari objek manusia. Sedangkan metode klasifikasi yang digunakan adalah klasifikasi *cascade adaboost*.

II. DATASET CITRA

Pada penelitian ini, objek manusia yang dimaksud adalah tubuh manusia secara keseluruhan mulai dari kepala hingga kaki. Dataset yang digunakan ada tiga macam, dua diantaranya yaitu dataset positif dan negatif digunakan untuk data latih, dan satu lagi adalah dataset yang digunakan untuk proses uji coba. Dataset positif berupa citra yang berisi tubuh manusia secara keseluruhan sering juga disebut *pedestrian* diambil dari *Center for Biological and Computational Learning (CBCL) Pedestrian Database Massachusetts Institute of Technology* (<http://cbcl.mit.edu/software-datasets/PedestrianData.html>), data ini sudah dalam bentuk potongan (*crop*) pada objek manusia saja dengan ukuran dan rasio yang sama. Sedangkan dataset negatif adalah citra yang tidak terdapat objek manusia, dapat berupa foto lapangan, jalan raya, gedung, pantai. Data negatif ini diperoleh dari (<http://note.sonots.com/SciSoftware/haartraining.html#v6f077ba>). Untuk data uji diambil dari berbagai sumber seperti *flicker.com* dan *google images* yang menyediakan galeri foto gratis, foto yang diambil adalah foto acak berbagai ukuran yang memiliki objek manusia secara keseluruhan di dalamnya. Beberapa dataset ditunjukkan pada Gambar 1.

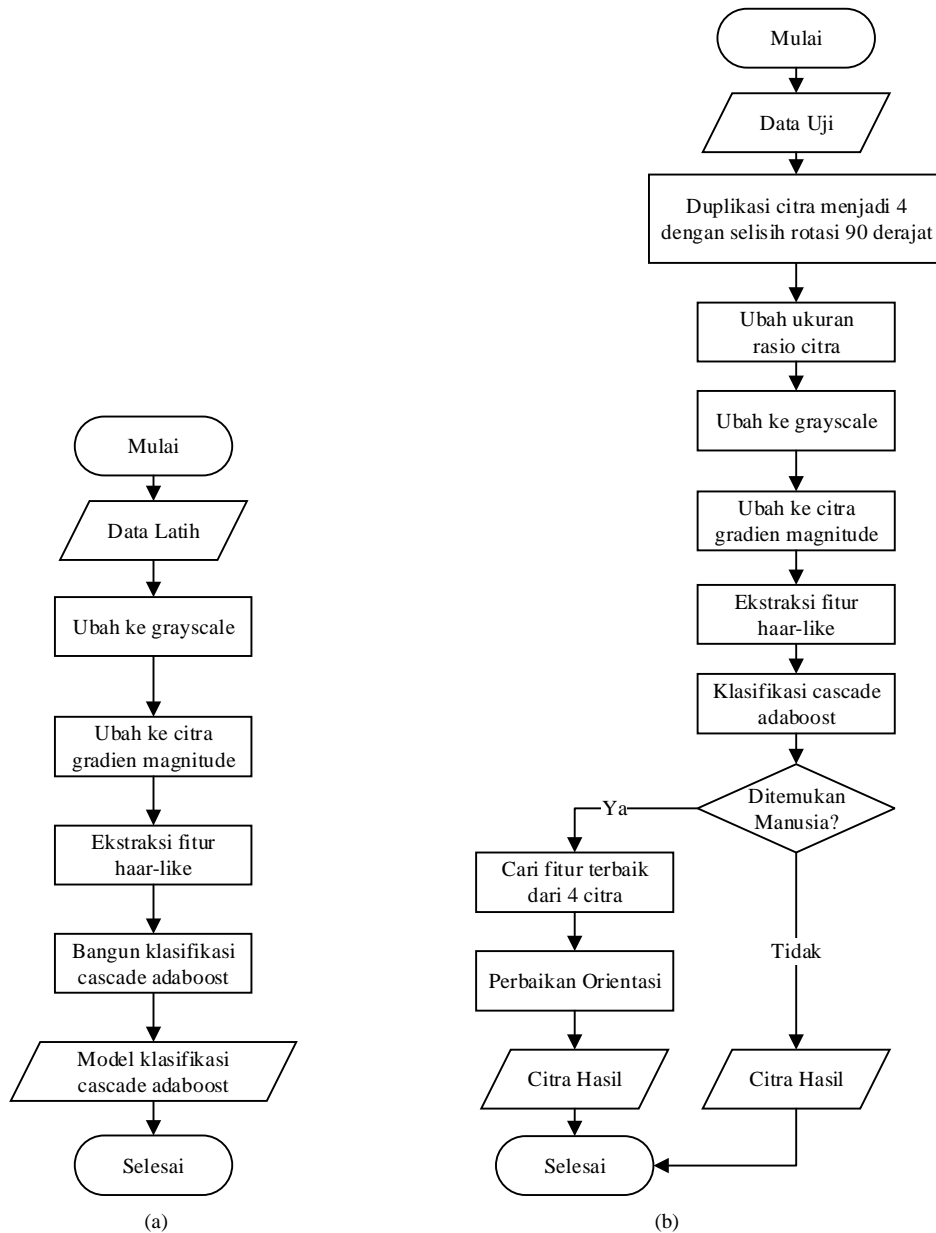
III. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini tujuan utamanya adalah melakukan perbaikan rotasi citra yang memiliki objek manusia. Proses deteksi objek digunakan sebagai pendukung untuk mencapainya. Pada setiap citra uji, hanya dibutuhkan 1 objek terdeteksi yang memiliki fitur terbaik, kemudian objek tersebut akan dijadikan referensi untuk perbaikan orientasi. Untuk mencapai tujuan tersebut, terdapat dua macam proses utama yaitu proses pelatihan (*training*) untuk membentuk model klasifikasi dan proses pengujian (*testing*). Diagram alir dari metode yang diusulkan baik *training* maupun *testing* dapat dilihat pada Gambar 2. Secara garis besar pra-proses yang dilakukan pada saat *training* dan *testing* adalah sama. Namun pada saat *testing* citra masukan terlebih dahulu diduplikasi menjadi 4, kemudian masing-masing citra hasil duplikasi dirotasi dengan selisih 90^0 menjadi citra dengan rotasi $0^0, 90^0, 180^0, 270^0$ (putaran rotasi berlawanan arah jarum jam) dan semua citra diproses lebih lanjut untuk dicari objek manusia. Objek-



Gambar 1. Beberapa dataset yang digunakan. (a) dataset positif; (b) dataset negatif; (c) dataset untuk pengujian.

objek yang ditemukan dari 4 citra masukan akan dibandingkan dan diambil satu objek dengan fitur terbaik. Objek terbaik tersebut akan dijadikan dasar perbaikan orientasi, karena dari sana dapat diketahui pada citra dengan berapa rotasi objek tersebut berada.

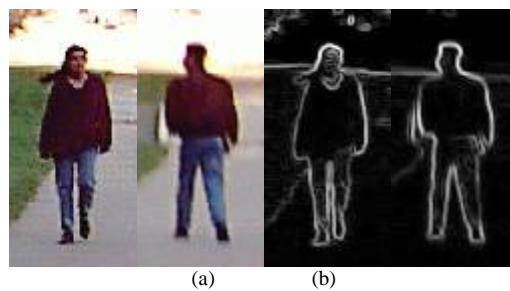


Gambar 2. Diagram alir metode yang diusulkan. (a) proses pelatihan (*training*); (b) proses pengujian (*testing*).

A. Pra-proses

Pada setiap proses pelatihan maupun pengujian diperlukan suatu pra-proses terlebih dahulu sebelum proses ekstraksi fitur. Pra-proses yang dilakukan adalah mengubah citra kedalam ruang warna *grayscale*. Pada deteksi objek [4][5] ekstraksi fitur *haar-like* langsung diterapkan pada citra *grayscale*, hal ini karena objek wajah memiliki perbedaan warna yang tetap seperti warna mata selalu lebih gelap dari pada pipi. Sedangkan pada penelitian ini, objek yang dideteksi adalah manusia secara keseluruhan yang tidak memiliki letak perbedaan warna secara tetap, misalnya perbedaan warna antara tubuh dan latar belakang (*background*) yang tidak selalu tetap tergantung warna pakaian yang digunakan dan tempat yang dilewati. Oleh karena itu, citra *grayscale* selanjutnya diubah menjadi citra gradien *magnitude*.

Gradien pada citra digunakan untuk mengukur bagaimana suatu daerah pada citra mengalami perubahan warna atau intensitas [6]. Terdapat dua informasi yang bisa diambil dari sebuah gradien. Pertama adalah *magnitude* yang menggambarkan seberapa cepat perubahan tersebut terjadi dan yang kedua adalah *direction* yang menjelaskan kemana arah perubahannya. Gradien pada citra ini bisa digunakan sebagai fitur untuk mendeteksi objek, karena kebanyakan objek memiliki perbedaan warna atau intensitas terhadap citra latar belakangnya, seperti ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Gradien pada citra. (a) citra asli; (b) citra gradien *magnitude*.

Gradien citra dapat dihitung dengan menggunakan beberapa operator yang disebut filter. Sobel merupakan filter untuk menghitung gradien yang dikemukakan oleh Irwin Sobel pada tahun 1968. Filter ini berupa matrik 3x3 yang dikonvolusikan dengan citra asli sehingga menghasilkan sebuah citra baru yang menyatakan arah dari gradien. Terdapat dua filter yaitu $G_x = [-1 \ 0 \ 1 ; -2 \ 0 \ 2 ; -1 \ 0 \ 1]$ dan $G_y = [1 \ 2 \ 1 ; 0 \ 0 \ 0 ; -1 \ -2 \ -1]$, secara berurutan menyatakan arah gradien secara horisontal dan vertikal. Sedangkan untuk mengubah citra asli menjadi citra gradien *magnitude* G dengan cara menghitung tiap piksel pada citra hasil konvolusi G_x dan G_y yang bersesuaian dengan Rumus (1).

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \tag{1}$$

B. Fitur Haar-like

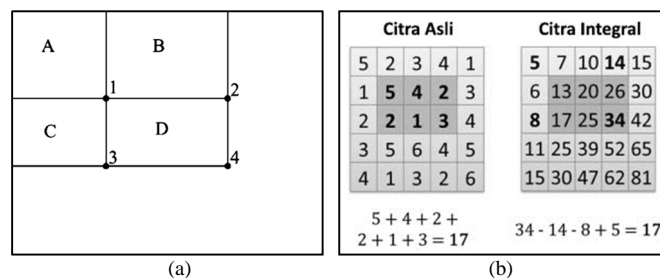
Fitur *haar-like* merupakan fitur sederhana berbentuk kotak yang digunakan untuk membedakan tingkat intensitas rata-rata antara region satu dengan lainnya (hitam dan putih). Dengan fitur ini berbagai macam objek yang memiliki kesamaan bentuk dan warna bisa diambil polanya. Fitur ini menjadi populer ketika digunakan untuk mendeteksi objek wajah [5].

Fitur dasar *haar-like* memiliki tiga jenis pola untuk mendapatkan nilai-nilainya. Fitur ini dapat berisi dua, tiga atau empat kotak berwarna hitam dan putih yang saling bertetangga yang akan dilapiskan pada citra asli. Tiap fitur digunakan untuk menghitung selisih intensitas piksel antar region hitam dan putih pada citra asli yang ada dibawahnya (Gambar 5). Fitur *haar-like* dapat memiliki berbagai ukuran mulai dari yang terkecil hingga terbesar tapi tidak melebihi ukuran citra, sehingga jumlah fitur ini bisa melebihi jumlah piksel dari citra yang akan dideteksi.

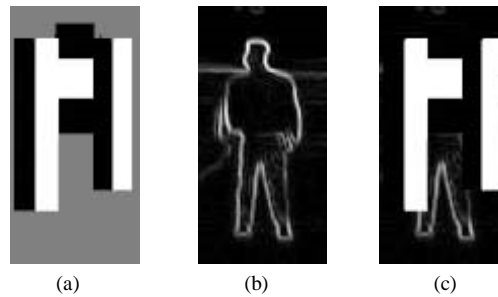
Untuk mempercepat perhitungan fitur *haar-like* dapat menggunakan teknik citra integral [5]. Citra integral ii pada titik x, y berisi nilai penjumlahan semua piksel kiri atas dari titik x, y citra asli i , dapat dihitung dengan Rumus (2).

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \tag{2}$$

Setelah citra integral terbentuk maka jumlah intensitas piksel region kotak pada citra asli dapat dengan mudah dihitung dengan melihat empat titik referensi pada citra integral. Misal ada empat region yang saling bertetangga A, B, C, D dengan masing-masing piksel ujung kanan bawah region tersebut adalah 1, 2, 3, 4 (Gambar 4), maka untuk mencari akumulasi intensitas piksel dari region D diperoleh dengan cara menghitung piksel-piksel kanan bawah region D dan tiga region tetangga lainnya pada citra integral yaitu : $4 - 2 - 3 + 1$.



Gambar 4. Citra integral. (a) konsep citra integral; (b) penerapan menghitung intensitas citra integral.



Gambar 5. Fitur *haar-like*. (a) tiga buah fitur pertama klasifikasi *cascade adaboost*; (b) citra data latih; (c) citra yang ditumpuk kotak *haar-like* untuk dihitung fiturnya.

C. Klasifikasi Cascade Adaboost

Fitur *Haar-like* menghasilkan jumlah fitur yang sangat besar. Semua fitur diseleksi menggunakan algoritma *adaboost* [4][5]. Melalui proses iterasi dan pembobotan citra data latih, tiap fitur satu persatu diuji seberapa baik dalam memisahkan sampel positif dan negatif. Jika suatu sampel terklasifikasi dengan benar maka bobotnya akan diturunkan namun jika sebaliknya maka bobot akan dibiarkan tidak berubah, kemudian dilakukan iterasi kembali. Fitur yang memiliki tingkat pembeda terbaik atau *error* paling rendah akan diambil dan dijadikan *weak classifier*. Gabungan beberapa *weak classifier* akan membentuk *strong classifier*.

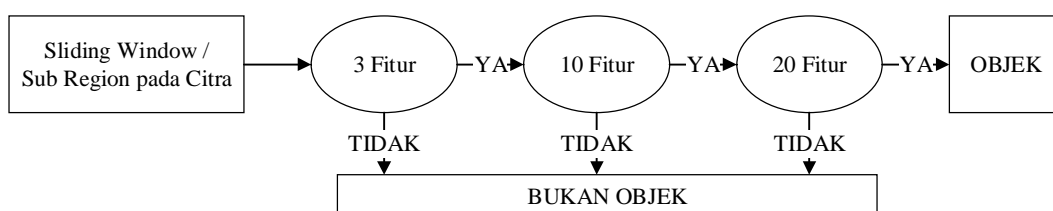
Penerapan *cascade* atau penyusunan gabungan fitur (*strong classifier*) secara bertingkat bertujuan untuk mempercepat proses deteksi. Setiap tingkat pada klasifikasi *cascade adaboost* merupakan *strong classifier* yang dibentuk menggunakan algoritma *adaboost* dengan cara menambahkan satu persatu fitur dari *weak classifier* hingga parameter *detection rate* dan *false positive rate* tercapai. Secara umumnya *cascade adaboost* memiliki n tingkat. Pada tingkat awal memiliki jumlah fitur yang lebih sedikit, semakin tinggi tingkatnya semakin banyak jumlah fiturnya. Untuk proses pengujian, banyak bagian citra yang tidak lolos tahap awal klasifikasi *cascade* karena tidak mengandung objek yang diinginkan (nilai fiturnya lebih kecil dari nilai batas ambang klasifikasi) dan berlanjut untuk mendeteksi bagian selanjutnya. Karena tahap awal memiliki jumlah fitur yang sedikit maka komputasi juga lebih ringan, hal ini akan banyak mengurangi komputasi untuk proses deteksi bagian citra yang tidak mengandung objek. Sedangkan objek yang diinginkan harus lolos di semua tingkat klasifikasi *cascade* (Gambar 6).

IV. PELATIHAN DAN UJI COBA

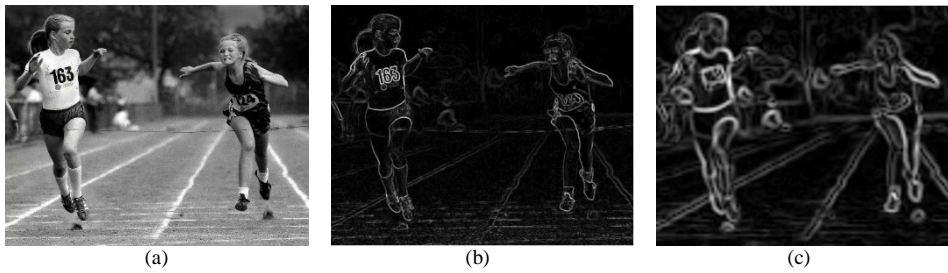
Implementasi metode yang diusulkan menggunakan beberapa perangkat lunak. Pembentukan model klasifikasi melalui proses pelatihan menggunakan perangkat lunak OpenCV 2.1 dengan sistem operasi Debian Linux 5.0. Sedangkan pada proses pengujian menggunakan MATLAB R2014a dengan sistem operasi Windows 8.

A. Pelatihan Data

Proses pelatihan menggunakan 500 sampel positif dan 1000 sampel negatif dengan parameter *detection rate* = 1 dan *false positive rate* = 0,5 dengan jumlah tingkat *cascade adaboost* = 14 sedangkan ukuran objek manusia memiliki lebar 32 piksel dan tinggi 64 piksel (rasio 1:2 untuk lebar dan tinggi) membutuhkan waktu 51893 detik atau 14 jam 24 menit 53 detik menghasilkan model klasifikasi dengan total 132 fitur dan nilai batas ambang pada tiap tingkat. Pada tingkat pertama *cascade adaboost* terdapat 3 fitur yang ditunjukkan oleh Gambar 5. Hasil dari proses pelatihan adalah sebuah model klasifikasi berupa file *.xml* yang berisi fitur kotak *haar-like*, bobot dan batas ambang tiap klasifikasi. File *.xml* tersebut kemudian diubah formatnya menjadi file matlab *.mat* untuk digunakan pada saat proses pengujian.



Gambar 6. Ilustrasi klasifikasi *cascade adaboost*. Lingkaran oval adalah klasifikasi *adaboost* yang disusun secara bertingkat.



Gambar 7. Citra gradien *magnitude*. (a) citra asli; (b) tanpa dilakukan pengecilan terlebih dahulu; (c) dilakukan pengecilan 25% terlebih dahulu.

B. Proses Uji Coba

Pengujian dilakukan menggunakan 109 citra data uji. Untuk keperluan efisiensi, ukuran semua citra diubah menjadi 384 piksel pada ukuran panjang atau lebarnya (mana yang lebih besar) dengan rasio panjang dan lebar sama dengan citra asli. Citra kemudian diperkecil lagi menjadi 25% dari sebelumnya dan diubah menjadi citra gradien *magnitude*, lalu di ubah kembali ke ukuran 384 piksel. Hal ini dilakukan untuk mempertegas garis gradien *magnitude* yang tampak pada citra (Gambar 7). Proses selanjutnya adalah duplikasi citra menjadi 4 dengan rotasi 0° , 90° , 180° , dan 270° (rotasi berlawanan arah jarum jam). Dari masing-masing citra dilakukan ekstraksi fitur dan peroses deteksi. Proses deteksi menggunakan sebuah jendela (*sliding window*) dengan ukuran tertentu (rasio 1:2 untuk lebar dan tinggi) yang bergerak dari kiri atas hingga kanan bawah, mulai dari ukuran terbesar dan terus mengecil dengan perbandingan 1/1.2 lebih kecil dari ukuran sebelumnya. Terdapat dua skenario uji coba untuk perbaikan rotasi yaitu :

1) Skenario I

Pada sekenario ini, proses deteksi objek dengan klasifikasi *cascade* diterapkan seperti pada umumnya [4][5][7]. Dengan menerapkan *sliding window* mulai dari yang terbesar hingga batas terkecil mendekati atau sama dengan ukuran citra data latih yaitu 32x64 piksel. Sebuah *sliding window* x dinyatakan objek manusia H jika semua nilai fitur f_i lebih besar dari nilai batas ambang $f_{i\theta}$ pada tingkat ke i klasifikasi *cascade adaboost*, dinyatakan dengan Rumus (3).

$$H(x) = \begin{cases} 1, & H_i(x) = 1, i = 1, \dots, n; \\ 0, & \text{lainnya,} \end{cases} \tag{3}$$

dimana H_i adalah *strong classifier* pada tingkat ke i , dinyatakan dengan Rumus (4).

$$H_i(x) = \begin{cases} 1, & f_i(x) \geq f_{i\theta}, i = 1, \dots, n; \\ 0, & \text{lainnya,} \end{cases} \tag{4}$$

Jika pada tingkat ke i nilai H_i adalah 0, maka dilanjutkan ke *sliding window* berikutnya. Dengan demikian dapat terjadi suatu kondisi dimana pada suatu citra tidak ditemukan objek manusia. Namun jika ditemukan satu atau lebih objek maka semua nilai fitur pada *sliding window* yang positif objek akan diakumulasikan. Kemudian dari semua objek yang berasal dari 4 citra dengan rotasi 0° , 90° , 180° , dan 270° akan diambil objek terbaik F dengan akumulasi nilai fitur terbesar, dinotasikan dengan Rumus (5).

$$F = arg \max \left\{ \sum_{i=1}^n f_i(x) \right\} \tag{5}$$

Setelah mendapatkan objek F , maka citra asli akan dirotasi sesuai dengan citra dimana objek F tersebut berada.

2) Skenario II

Penerapan deteksi objek pada uji coba kali ini berbeda dengan penerapan deteksi dengan klasifikasi *cascade* pada umumnya. Disini semua *sliding window* akan dianggap sebagai objek manusia, jadi semua fitur pada setiap tingkat klasifikasi *cascade adaboost* akan dihitung. Untuk efisiensi, perubahan ukuran skala *sliding window* dibatasi dengan cara diperkecil hingga tidak kurang dari 1/4 ukuran citra, dengan asumsi bahwa tinggi manusia yang ada pada foto masih jelas terlihat (tidak terlalu kecil).

Dengan menjadikan semua *sliding window* menjadi objek, dipastikan semua citra mengandung objek begitu

pula ke 4 citra yang telah dirotasi dari citra asli. Sebagai acuan perbaikan orientasi, akan diambil satu objek terbaik F dengan akumulasi nilai fitur terbesar dengan rumus sebagai berikut :

$$F(x) = \arg \max \left\{ \sum_{i=1}^n f_i(x) \right\}, \text{ dimana } f_i(x) = \begin{cases} f_i(x), & f_i(x) \geq f_{i\theta}, \quad i = 1, \dots, n; \\ f_{i\theta}, & \text{lainnya,} \end{cases} \quad (6)$$

nilai fitur f_i akan dijumlahkan dengan nilai fitur lainnya jika lebih besar atau sama dengan nilai batas ambang $f_{i\theta}$ pada tingkat ke i klasifikasi *cascade adaboost*. Namun jika nilainya lebih kecil maka yang dijumlahkan adalah nilai batas ambangnya $f_{i\theta}$. Kemudian citra asli akan dirotasi sesuai dengan citra dimana objek F tersebut berada.

V. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian dilakukan dengan cara membandingkan akurasi dan waktu yang dibutuhkan untuk melakukan perbaikan orientasi dari kedua skenario. Sebelum dilakukan uji coba, semua orientasi citra data uji sudah diperbaiki secara manual artinya tidak ada data uji yang memiliki kesalahan orientasi. Hal ini dilakukan sebagai *ground truth* atau acuan benar tidaknya rotasi yang dilakukan setelah melewati metode yang diusulkan. Hasil rotasi data uji dikatakan benar jika rotasi yang dilakukan setelah melewati metode yang diusulkan adalah 0^0 . Hasil dari kedua skenario dapat dilihat pada Tabel I. Hasil yang ditunjukkan Tabel I menunjukkan bahwa skenario II memiliki akurasi yang lebih baik dari skenario I. Dari total 109 data uji, skenario I dapat merotasi 49 data uji dengan benar atau memiliki akurasi 46,67%, sedangkan skenario II dapat merotasi 86 data uji dengan benar atau memiliki akurasi 78,89%. Jika dilihat dari segi waktu pada Tabel II, skenario II juga lebih unggul dibanding dari skenario I dengan lama pemrosesan dua kali lebih cepat. Beberapa contoh hasil uji coba ditunjukkan oleh Gambar 8. Dari satu citra data uji yang sama diperoleh hasil yang berbeda pada kedua skenario, dimana skenario I dapat mendeteksi objek dengan ukuran lebih kecil, karena skenario I memiliki batas terkecil sliding window lebih baik dibanding skenario II namun waktu pemrosesan lebih lama.

Untuk memeriksa kekonsistenan hasil uji coba, dilakukan pengujian kembali menggunakan skenario II dengan mengubah orientasi citra uji coba. Pengujian dengan mengubah semua orientasi citra data uji menjadi 90^0 menghasilkan citra yang benar sejumlah 86 dengan rotasi perbaikan 270^0 (rotasi berlawanan arah jarum jam). Jika semua citra data uji diubah orientasinya menjadi 180^0 atau 270^0 diperoleh hasil yang sama juga yaitu 86 citra terotasi dengan benar (citra dengan orientasi 180^0 dan 270^0 , maka rotasi perbaikannya secara berurutan adalah 180^0 dan 90^0). Contoh hasil uji coba ditunjukkan pada Gambar 9.

Pada Tabel I, terdapat 4 citra dari skenario I yang tidak terdeteksi satupun objek manusia (kosong). Menurut penelitian [4], pada klasifikasi *cascade*, semakin banyak fitur maka semakin tinggi pula *detection rate* yang dicapai dan semakin rendah *false positive rate* yang diperoleh, namun waktu yang dibutuhkan untuk pemrosesan juga semakin lama. Dari dua hal tersebut skenario I menunjukkan *detection rate* yang kurang baik dikarenakan

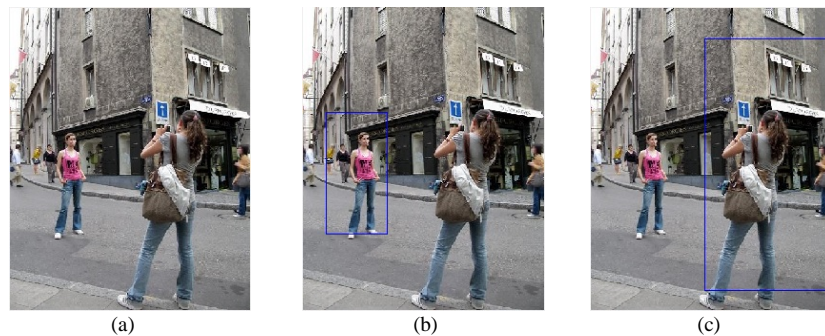
TABEL I
PERBANDINGAN HASIL UJI COBA SKENARIO I DAN II
DARI 109 CITRA DENGAN ORIENTASI 0^0

Rotasi perbaikan	Jumlah citra hasil perbaikan orientasi	
	Skenario I	Skenario II
0^0	49	86
90^0	15	2
180^0	25	14
270^0	16	7
kosong	4	-

TABEL II
PERBANDINGAN WAKTU EKSEKUSI SKENARIO I DAN II DARI UJI COBA TABEL I

Skenario	Waktu total dari 109 citra (detik)	Waktu rata-rata per citra (detik)
I	1388,33	12,73
II	548,29	5,03

kurangnya fitur. Untuk memperoleh fitur yang lebih banyak dibutuhkan dataset dalam jumlah besar, dengan begitu waktu pemrosesan baik pelatihan dan pengujian akan semakin lama. Sebagai perbandingan deteksi wajah yang dilakukan Viola & Jones [4] menggunakan 4916 sampel positif dan 9544 sampel negatif menghasilkan 38 tingkat klasifikasi *cascade* dengan total fitur pada semua tingkat adalah 6061.



Gambar 8. Hasil deteksi dari metode yang diusulkan. (a) citra masukan; (b) objek terbaik terdeteksi pada kotak biru dengan skenario I; (c) objek terbaik terdeteksi pada kotak biru dengan skenario II.

Uji coba menggunakan skenario II memiliki keunggulan dalam hal perbaikan orientasi citra yaitu menggunakan sampel yang tidak terlalu banyak tetapi memiliki akurasi dan waktu pemrosesan lebih baik dibanding skenario I. Namun penerapan klasifikasi *cascade* untuk deteksi objek pada skenario II tidak bisa digunakan untuk menghitung jumlah objek pada suatu citra, karena semua *sliding window* akan dianggap sebagai objek, dengan begitu nilai *false positive* akan sangat tinggi sekali. Skenario II juga tidak cocok jika digunakan untuk perbaikan orientasi dengan citra masukan yang tidak memiliki objek manusia, karena pasti akan ditemukan objek terbaik (*false positive*).

TABEL III
DATA YANG MENGALAMI KESALAHAN ROTASI PADA SKENARIO II DENGAN MASUKAN CITRA ORIENTASI 0°

No. Citra	Citra gradien magnitude	Rotasi salah dengan nilai F paling besar	Objek terdeteksi pada rotasi 0°
(a)			
(b)			
(c)			

Gambar 9. Contoh hasil uji coba dengan skenario II dan masukan citra orientasi 90°. (a) citra masukan; (b,c,d,e) empat macam citra hasil duplikasi dan rotasi masing-masing 0°, 90°, 180°, 270°, dengan objek terbaik pada tiap citra ditandai kotak biru dan nilai F tulisan putih; (f) citra hasil perbaikan orientasi, diambil dari citra rotasi 270° karena memiliki nilai F terbesar diantara citra lainnya.

Kotak warna pada citra adalah *sliding window* yang dianggap sebagai objek manusia

Kesalahan rotasi yang terjadi pada skenario II seperti yang ditunjukkan pada Tabel III dapat terjadi karena beberapa hal, meskipun pada rotasi 0° objek manusia dapat terdeteksi dengan baik. Nilai F pada rotasi 0° lebih kecil dari pada F pada rotasi lainnya sehingga terjadi kesalahan rotasi. Kesalahan rotasi 90° dan 270° sebagian besar

disebabkan oleh latar belakang yang memiliki garis memanjang menyerupai objek manusia seperti citra nomer 1. Sedangkan untuk kesalahan rotasi 180° adalah kesalahan yang paling banyak terjadi, seperti yang ditunjukkan citra nomer 2 dan 3. Tabel I juga menunjukkan kesalahan paling banyak pada skenario I dan II adalah rotasi 180° . Jika dilihat dari citra nomer 2 dan 3 selisih nilai F pada rotasi 0° dan 180° juga sangat kecil sekali. Untuk mengatasi kesalahan rotasi yang terjadi, dari metode yang diusulkan ini dapat dikombinasikan dengan deteksi kepala karena pada umumnya posisi kepala terletak di bagian atas sehingga diharapkan dapat meningkatkan akurasi.

VI. KESIMPULAN

Pada penelitian ini diusulkan sebuah metode untuk melakukan perbaikan orientasi secara otomatis pada foto atau citra yang memiliki objek manusia di dalamnya. Objek manusia diperoleh dengan cara menghitung fitur *haar-like* dari citra gradien *magnitude*. Penerapan modifikasi klasifikasi *cascade adaboost* dapat meningkatkan akurasi hingga 78,89% dan meningkatkan waktu pemrosesan hingga dua kali lipat dari pada tanpa melakukan modifikasi. Penerapan modifikasi ini meningkatkan *detection rate* karena semua fitur digunakan pada semua *sliding window*. Penggunaan modifikasi ini bekerja dengan baik pada citra yang memiliki objek manusia dengan ukuran tinggi manusia tidak lebih kecil dari 1/4 tinggi citra. Untuk meningkatkan akurasi, saran untuk penelitian selanjutnya yaitu diperlukan penambahan metode deteksi lainnya setelah dilakukan deteksi manusia seperti mendeteksi posisi kepala atau *upper body*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Wang, Y. dan Zhang, H. (2001). Content-Based Image Orientation Detection with Support Vector Machines. *Content-Based Access of Image and Video Libraries, IEEE Workshop*, hal. 17-23. Tersedia: <http://noodle.med.yale.edu/~wang/Research/cbaiv101.pdf>
- [2] Datar, M. dan Qi, X. (2006). Automatic Image Orientation Detection using The Supervised Self-Organizing Map. *Imaging Technologies. Signal and Image Processing. Proc. of the 8th IASTED International Conference*. Tersedia: <http://www.cs.utah.edu/~manasi/pubs/IASTED.Orientation.06.pdf>
- [3] Cingovska, I., Ivanovski, Z. dan Martin, F. (2011). Automatic Image Orientation Detection with Prior Hierarchical Content-Based Classification. *Image Processing (ICIP). 18th IEEE International Conference*, hal. 2985-2988. Tersedia: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?reload=true&arnumber=6116289>
- [4] Viola, P. dan Jones, M. J. (2001). Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. *Accepted Conference On Computer Vision And Pattern Recognition*. Tersedia: <https://www.cs.cmu.edu/~efros/courses/LBMV07/Papers/viola-cvpr-01.pdf>
- [5] Viola, P. dan Jones, M. J. (2004). Robust Real-Time Face Detection. *International journal of computer vision*, Vol. 57(2), hal. 137-154. Tersedia: <http://www.vision.caltech.edu/html-files/EE148-2005-Spring/pprs/viola04ijcv.pdf>
- [6] Gonzalez, R., Woods R. (2007) *Digital Image Processing (3rd ed.)*. Upper Saddle River, New Jersey: Pearson Education, Inc. pp. 165–168. ISBN 978-0-13-168728-8
- [7] Wang, Z., Yoon, S., Xie, S.J., Lu, Y., dan Park, D.S. (2014), A High Accuracy Pedestrian Detection System Combining a Cascade Adaboost Detector and Random Vector Functional-Link Net. *The Scientific World Journal*, vol. 2014, Article ID 105089. Tersedia: <http://www.hindawi.com/journals/tswj/2014/105089/>