

## KLASIFIKASI VOTED PERCEPTRON UNTUK IDENTIFIKASI MELANOMA

Bilqis Amaliah<sup>1</sup>, Isye Arieshanti<sup>2</sup>, Sylvi Novita Dewi<sup>3</sup>, Chastine Fatichah<sup>4</sup>, M. Rahmat Widyanto<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS),  
Jln. Raya ITS, Surabaya 60111

<sup>5</sup>Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia,  
Kampus UI Depok, Jawa Barat, 16424

E-mail: bilqis@if.its.ac.id<sup>1</sup>, i.arieshanti@if.its.ac.id<sup>2</sup>, cilpit\_07@cs.its.ac.id<sup>3</sup>, chastine@cs.its.ac.id<sup>4</sup>,  
widyanto@cs.ui.ac.id<sup>5</sup>

### ABSTRAK

Salah satu kanker kulit yang berbahaya adalah Melanoma. Salah satu cara untuk menentukan apakah sebuah citra adalah Melanoma atau bukan adalah dengan menggunakan klasifikasi. Klasifikasi yang digunakan pada paper ini adalah Voted Perceptron. Ada 2 tahap sebelum melakukan klasifikasi yaitu Preprocessing dan ekstraksi fitur. Preprocessing digunakan untuk memisahkan antara citra melanoma dengan latar belakang. Ekstraksi fitur adalah proses untuk mendapatkan fitur-fitur yang akan digunakan sebagai input untuk klasifikasi. Ekstraksi fitur yang digunakan adalah ABC feature (Asymmetric, Border dan Color). Hasil akurasi dari paper ini adalah 77,5% dimana ini lebih baik 3,1 % jika dibandingkan dengan SVM dan lebih baik 2,3% jika dibandingkan dengan SVMBoosting.

*Kata Kunci: Melanoma, Ekstraksi Fitur ABC, Voted Perceptron.*

### 1. PENDAHULUAN

Dalam dunia kedokteran, diagnosa sebuah penyakit berdasarkan citra merupakan proses yang penting. Banyak penyakit dapat diketahui dari sebuah citra. Salah satunya adalah kanker kulit melanoma. Akurasi diagnosa awal melanoma memungkinkan penyembuhan pada tahap dini. Melanoma bukan termasuk kanker yang banyak terjadi di Indonesia, tetapi kanker tersebut merupakan jenis kanker kulit yang cukup agresif dan fatal dari semua jenis kanker kulit karena tumbuh lebih cepat dalam lapisan pigmen kulit bagi pasien yang mengidapnya. Oleh karena itu jika kanker kulit ini dapat diketahui lebih awal, melanoma dapat dihilangkan dan pasien dapat disembuhkan (Barhoumi, 2004).

Permasalahan yang dialami oleh para pakar dermatologis adalah kesulitan dalam membedakan melanoma dari luka terpigmen lain pada kulit. Seperti luka yang khas dan yang tidak khas (yang tidak berbahaya) (Barhoumi, 2002).

Masalah ini menimbulkan ketertarikan untuk mengklasifikasikan citra melanoma untuk memudahkan diagnosa secara klinis. Hal ini meliputi interpretasi secara otomatis dari citra warna dermatoskopis dengan analisa citra terkomputerisasi. Klasifikasi citra melanoma ini dikembangkan sebagai sebuah sistem komputer bantu (computer-aided systems atau CAD) diagnosa klinis melanoma sebagai sebuah dukungan untuk para pakar dermatologis dalam langkah analisis yang berbeda, seperti deteksi batas luka, penghitungan fitur diagnosa, klasifikasi pada tipe luka yang berbeda, visualisasi, dan lain-lain. Untuk tahap preprocessing, segmentasi, dan ekstraksi fitur ABC telah dilakukan pada penelitian sebelumnya (Arieshanti, 2010).

Pada proses klasifikasi, beberapa penelitian sebelumnya telah mencoba untuk menggunakan berbagai macam metode seperti Decision Tree (Stolz, 1993), Artificial Neural Network (Tomatis, 2003), PCA dan SVM (Arieshanti, 2010). Hasil dari semua metode tersebut menjanjikan dan bagaimanapun masih tersedia ruang untuk menyempurnakan.

Oleh karena itu, pada paper ini akan dilakukan prosedur yang sama untuk image processing (tahap preprocessing, segmentasi dan ekstraksi fitur ABC) namun menggunakan metode klasifikasi yang berbeda. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang memanfaatkan SVM (Arieshanti, 2010), pada paper ini penulis memanfaatkan metode klasifikasi Voted Perceptron yang bertujuan untuk mendesain dan merancang sistem perangkat lunak yang dapat melakukan diagnosa terhadap suatu citra luka di kulit sebagai melanoma atau hanya luka kulit biasa yang tidak berbahaya.

### 2. IMAGE PREPROCESSING

Tahap awal pada diagnosis citra melanoma adalah pemrosesan awal citra (*image preprocessing*). Tujuan dilakukannya *image preprocessing* untuk menghilangkan noise dan mempersiapkan citra agar bisa diproses untuk proses ekstraksi fitur. Ada tiga tahapan dalam *image preprocessing*.

Pada tahap pertama dilakukan *filtering* untuk menghapus noise. Jenis filter yang digunakan adalah *median filtering* karena tidak terlalu merusak citra asli. Konsep dasar dari *median filtering* adalah mengurutkan piksel-piksel berdasarkan intensitas nilainya, kemudian dari data yang diurutkan tersebut diambil nilai tengahnya. Setelah itu nilai dari *pixel* di

tengah-tengah daerah yang sedang di-filter diganti dengan nilai tengah yang telah didapat.

Tahap selanjutnya pada *preprocessing image* adalah *mapping* nilai intensitas citra yang merupakan suatu teknik untuk penguatan nilai kontras citra agar informasi-informasi penting pada citra dapat diperoleh, seperti tepi area luka, dll.

Kemudian pada tahap terakhir adalah segmentasi menggunakan *thresholding* dan *flood fillng*. Tujuan dilakukannya segmentasi ini untuk memisahkan suatu objek dari keseluruhan citra. Sehingga citra dari hasil proses segmentasi ini siap digunakan untuk proses ekstraksi fitur, yang selanjutnya dibahas pada bab berikutnya.

### 3. EKSTRAKSI FITUR ABC

Proses Ekstraksi Fitur ABC merupakan salah satu tahap penting dalam mendiagnosa melanoma. Proses ekstraksi fitur ini meliputi ekstraksi fitur-fitur penting yaitu Asymmetry, Border Irregularity, Color Variation. Berikut ini akan dijelaskan satu per satu dari fitur-fitur tersebut.

#### 3.1 Asymmetry

Melanoma dapat muncul baik sebagai luka baru yang mirip dengan tahi lalat aslinya maupun juga dapat berkembang pada tahi lalat yang sudah ada. Untuk dapat membedakannya, perlu peninjauan dalam hal bentuk luka tersebut. Biasanya tahi lalat yang non kanker / non melanoma berbentuk simetris dan sirkular sedangkan pada melanoma mempunyai bentuk yang iregular dan asimetris. Oleh karena itu dilakukannya pengukuran pada nilai asimetri yang bergantung pada properti geometris yang disebut sebagai momen inersial. Momen inersial ini digunakan untuk mengkalkulasi dua nilai fitur yaitu asymmetry index AI dan lengthening index  $\hat{A}$  (Barhoumi, 2004).

- Asymmetry Index

Untuk mencari nilai *asymmetry index*, titik origin (0,0) dari koordinat kartesius ditetapkan pada pusat massa G dari area luka L, yang dimana L didefinisikan oleh fungsi biner  $z(i, j)$  (dengan  $z(i, j) = 1$  jika  $(i, j) \in L$ , selain itu 0). Kemudian, momen inersial kuadrat  $I(\varphi)$  dari suatu citra luka L yang berhubungan dengan sembarang sumbu yang melalui G menunjukkan sudut  $\varphi$  terhadap sumbu horisontal dari koordinat kartesius  $\Delta$ , dan diberikan dalam Persamaan (1) (Barhoumi, 2004):

$$I(\varphi) = \sum_{(i,j) \in L} D_{\varphi}^2(i, j) = \sum_{(i,j) \in L} [-i \sin \varphi + j \cos \varphi]^2 \quad (1)$$

dimana  $D_{\varphi}(i, j)$  adalah jarak antara pixel yang ditinjau  $(i, j)$  dan proyeksinya pada  $\Delta$ , sepanjang normal garis  $\Delta$ .

Setelah didapatkan nilai momen inersial kuadrat, langkah selanjutnya adalah mendapatkan nilai sumbu utama mayor yang didapat dari momen

inersia terkecil dari L dan memiliki arah tegak,  $\varphi_0$ . Sehingga sumbu utama mayor tersebut bisa didapat dengan menghitung turunan dari Persamaan (1) dan mengeset turunannya dengan 0 seperti dalam Persamaan (2) di bawah ini (Barhoumi, 2004):

$$\frac{\partial I(\varphi)}{\partial \varphi} = 0 \Rightarrow \varphi_0 = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left[ \frac{2m_{11}^c}{m_{20}^c - m_{02}^c} \right] \quad (2)$$

dimana  $m_{11}^c$  merepresentasikan momen standar,  $m_{20}^c$  merepresentasikan momen kuadrat yang berhubungan dengan sumbu horisontal koordinat kartesius Gx dan  $m_{02}^c$  merepresentasikan momen kuadrat yang berhubungan dengan sumbu vertikal koordinat kartesius Gy. Berikut ini adalah rumus dari beberapa momen yang telah disebutkan diatas :

$$m_{11}^c = \frac{M_{11}}{M_{00}} - \bar{x}\bar{y} \quad (3)$$

$$m_{20}^c = \frac{M_{20}}{M_{00}} - \bar{x}^2 \quad (4)$$

$$m_{02}^c = \frac{M_{02}}{M_{00}} - \bar{y}^2 \quad (5)$$

Dengan,

$$M_{ij} = \sum_x \sum_y x^i y^j I(x, y) \quad (6)$$

keterangan :  $I(x, y)$  adalah nilai intensitas pixel pada koordinat  $x, y$ .

$$\bar{x} = \frac{M_{10}}{M_{00}} \quad (7)$$

$$\bar{y} = \frac{M_{01}}{M_{00}} \quad (8)$$

Kemudian, setelah didapatkan nilai sumbu utama mayor maka langkah selanjutnya mencari nilai sumbu utama minor dari L memiliki arah  $\varphi_0 + \pi/2$  menghasilkan arah yang melintang terhadap L yang berarti memiliki momen inersia terbesar. Sumbu melintang dan tegak yang telah didapatkan bisa digunakan untuk mengkalkulasi nilai asymmetry index. Hal ini dilakukan dengan melipat area luka L pada kedua sumbu tadi dan mengukur area non overlap seperti dalam Persamaan (9) (Barhoumi, 2004).

$$AI = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^2 \frac{\Delta A_k}{A_L} \quad (9)$$

Penjelasan :

subscript k mengidentifikasi sumbu utama (mayor vs. minor),  $\Delta A_k$  berupa area non-overlap saat luka dilipat dan  $A_L$  ( $A_L = m_{00}^c$ ) adalah area luka.

- Lengthening Index

Lengthening index merupakan sebuah nilai yang mendeskripsikan pemanjangan sebuah luka, misalnya anistropy luka. Dalam pemanjangan sebuah luka berhubungan dengan nilai eigen  $\lambda'$ ,  $\lambda''$  dari matriks tensor inersia. Lengthening index ini didefinisikan oleh perbandingan antara momen inersia  $\lambda'$  (terhadap sumbu mayor) dan momen inersia  $\lambda''$  (terhadap sumbu minor) (Barhoumi, 2004).

$$\hat{A} = \frac{\lambda'}{\lambda''} \quad (10)$$

$$\lambda' = \frac{m_{20}^c + m_{02}^c - \sqrt{(m_{20}^c - m_{02}^c)^2 + 4(m_{11}^c)^2}}{2} \quad (11)$$

$$\lambda'' = \frac{m_{20}^c + m_{02}^c + \sqrt{(m_{20}^c - m_{02}^c)^2 + 4(m_{11}^c)^2}}{2} \quad (12)$$

### 3.2 Border Irregularity

Suatu luka yang tidak berbahaya pada umumnya mempunyai batas luka yang jelas tidak seperti melanoma yang sering menunjukkan batas yang tak jelas atau kabur. Hal tersebut biasanya menandai bahwa adanya pertumbuhan dan penyebaran kanker. *Border Irregularity Lesion* (Irregularitas pembatas luka / tepi area luka) merupakan faktor penting ketika menduga bahaya dari sebuah luka. Dalam pengerjaan paper ini, untu mengkuantisasi *Border Irregularity* diperlukan lima fitur yaitu indeks kepadatan (*Compactness Index*)  $CI$ , dimensi fraktal (*Fractal Dimension*)  $fd$ , kecuraman tepi (*Edge Abruptness*)  $Cr$  dan transisi pigmentasi (*Pigmentation Transition*)  $m_e$  dan  $v_e$  (Barhoumi, 2004).

- Compactness Index

Indeks kepadatan (*Compactness Index / CI*) (Persamaan 13) merupakan pengukuran bentuk pembatas paling populer yang mengetimasi kebulatan obyek dua dimensi. Tetapi, pengukuran ini sangat sensitif terhadap noise di sepanjang pembatas / tepi area luka yang nilainya dikuatkan oleh kuadrat dari keliling luka.

$$CI = \frac{P_L^2}{4\pi A_L} \quad (13)$$

dimana  $P_L$  adalah keliling luka

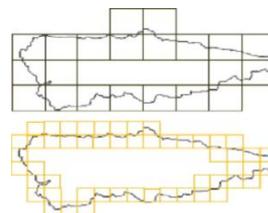
- Fractal Dimension

Fractal memiliki sifat-sifat yang sama untuk berbagai skala / ukuran yang digunakan hal ini dikarenakan fractal memiliki karakteristik kesamaan sendiri (self-similarity). Setiap bagian fractal yang

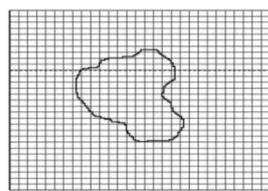
mempunyai skala berbeda tersebut memiliki sifat yang sama dengan keseluruhan fractal. Karakteristik ini yang menyebabkan fractal cocok digunakan untuk teknik kompresi. Karakteristik lain dari fractal yaitu pada dimensinya. Ukuran dimensi pada umumnya merupakan bilangan bulat, seperti garis memiliki dimensi satu, bidang memiliki dimensi dua, dan kubus memiliki dimensi tiga, dan seterusnya. Akan tetapi, dimensi fractal merupakan sesuatu yang aneh hal ini dikarenakan fractal dapat bernilai pecahan. Dimensi fractal ini dapat digunakan sebagai ciri suatu citra (Barhoumi, 2004).

*Fractal dimension* banyak diterapkan pada penelitian untuk mengestimasi iregularitas dari tepi luka. Dari hasil penerapannya menunjukkan bahwa kemungkinan besar suatu luka adalah melanoma ketika nilai dari fractal dimension semakin meningkat, begitu juga dengan nilai border irregularity (Barhoumi, 2004).

*Fractal dimension* dapat dihitung dengan menggunakan metode perhitungan kotak (*box-counting*). Metode ini membagi citra menjadi kotak-kotak dengan berbagai variasi ukuran ( $r$ ). Salah satu contoh penentuan nilai  $r$  adalah  $2k$ , dengan  $k = 0, 1, 2, \dots$  dst, dan  $2k$  lebih kecil dari ukuran citra. Gambar 2.13 menunjukkan ilustrasi metode box-counting.



Gambar 1. Metode Box Counting



Gambar 2. Kalkulasi fractal dimension (fd) menggunakan metode box counting

Contoh untuk citra luka pada kulit, menggunakan grid kotak yang membagi-membagi citra, dengan masing-masing kotak berukuran  $r \times r$  (Gambar 2).  $N(r)$  adalah jumlah pixel yang berisi potongan pembatas / tepi luka. Ukuran pixel berbeda (nilai  $r$  berbeda) digunakan dan  $fd$  diperoleh dari gradien atau kemiringan garis regresi  $\log(r)$  terhadap  $\log(N(r))$ . Secara keseluruhan, hubungan antara  $N(r)$  dan  $fd$  dapat ditulis dalam persamaan sebagai berikut (Barhoumi, 2004):

$$N(r) \propto 1^{-fd} \quad (14)$$

- Edge Abruptness

Luka dengan pembatas / tepi yang iregular (*Edge Abruptness*) memiliki nilai variance jarak radial yang besar (contoh  $d_2$ , jarak antara sentroid  $G_L$  dan pembatas / tepi C). Untuk mengestimasi iregularitas pembatas dilakukan analisa nilai variance dari distribusi jarak radial (Persamaan 15) (Barhoumi, 2004):

$$Cr = \frac{\frac{1}{P_L} \sum_{p \in C} (d_2(p, G_L) - m_d)^2}{m_d^2} \quad (15)$$

di mana  $m_d$  adalah mean jarak  $d_2$  antara titik-titik pembatas dan sentroid  $G_L$  (titik pusat luka).

- Pigmentation Transition

*Pigmentation transition* merupakan fitur penting mengenai transisi dari pigmentasi antara area luka dan kulit sekitarnya. Tepi area luka yang berubah pigmentasi secara tajam menunjukkan bahwa luka tersebut adalah melanoma, sebaliknya pemudaran perlahan-lahan (gradasi) mengindikasikan luka tersebut tak-berbahaya. Maka, disini dipertimbangkan komponen luminansi  $lum(i, j)$  (Persamaan 16) dari warna citra asli sebagai tiga komponen warna yang berbobot sama. Lalu, diestimasi *gradient magnitude* dari komponen intensitas lum sepanjang pembatas/ tepi luka C di kulit. Diperoleh  $K$  set nilai *gradient magnitude*  $e(k)$  ( $1 \leq k \leq K$ , dimana  $K$  adalah jumlah sample tepi luka) yang mendeskripsikan secara lokal transisi antara luka dan latar belakang citra (kulit) di tiap pixel tepi luka. Untuk menjelaskan transisi secara global, digunakan mean  $m_e$  dan variance  $v_e$  dari nilai magnitude gradien  $e(k)$  yang mendeskripsikan level kecuraman dan variasinya secara global (Persamaan 17) (Barhoumi, 2004).

$$lum(i, j) = \frac{1}{3} [r(i, j) + g(i, j) + b(i, j)] \quad (16)$$

$$m_e = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e(k), \quad v_e = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^2(k) - m_e^2 \quad (17)$$

### 3.3 Color Variation

Salah satu ciri munculnya melanoma dapat ditandai pada warnanya yang bervariasi hal ini dikarenakan melanoma tumbuh dalam sel penumbuh pigmen, sehingga sering berwarna-warni meliputi coklat, coklat gelap, atau hitam tergantung pada produksi pigmen melanin di kedalaman yang berbeda pada kulit. Untuk membatasi diagnosis lebih jauh, variasi warna dalam sebuah luka dijelaskan dengan homogenitas warna (*Color Homogeneity*)  $C_h$  dan korelasi antara geometri dan fotometri (*Correlation between Photometry and Geometry*)  $C_{pg}$  (Barhoumi, 2004).

- Color Homogeneity

Histogram dari luminansi warna pada luka dibagi dalam tiga interval yang panjangnya sama. Interval yang berelasi ke nilai luminansi ketiga yang terkecil

mendefinisikan area gelap, kemudian level intermediate berelasi ke yang lain dan tidak terlibat dalam kuantifikasi warna lalu homogenitas warna, dijelaskan sebagai jumlah transisi zona lebih terang / zona lebih gelap ke zona lebih gelap / zona lebih terang ketika memindai luka secara horisontal dan vertikal (Barhoumi, 2004).

- Korelasi antara geometry dan photometry

Distribusi warna pada luka dapat dievaluasi melalui korelasi antara geometry dan photometry. Termasuk juga penjelasan evolusi level warna dari sentroid  $G_L$  menuju pembatas / tepi luka (Persamaan 18). Jika nilai yang dihasilkan lebih besar maka menunjukkan luka tak-berbahaya karena luka tak-berbahaya memiliki aspek target, sebaliknya jika nilainya kecil menunjukkan adanya bahaya melanoma (Barhoumi, 2004).

$$C_{pg} = \frac{1}{A_L} \cdot \sum_{p \in L} \frac{(lum(p) - m_l) \cdot (d_2(p, G_L) - m_d)}{v_l v_d} \quad (18)$$

Penjelasan persamaan diatas yaitu :

$m_d$  dan  $v_d$  adalah mean dan variance jarak  $d_2$  yang telah dijelaskan sebelumnya pada Persamaan 17,

$m_l$  dan  $v_l$  berhubungan dengan luminansi, dan  $p \in L$  adalah semua elemen piksel yang ada di dalam area luka.

## 4. KLASIFIKASI VOTED PERCEPTRON

*Voted Perceptron* adalah salah satu metode klasifikasi linier yang arsitekturnya menggunakan layer input dan layer output dengan nilai vektor bobot tertentu untuk memaksimalkan margin antara dua kelas data. Ide dari *Voted Perceptron* ini adalah mencari vektor perceptron yang selalu benar dalam memprediksi ketika dilakukan proses training dimana pada awal proses training dilakukan inialisasi sebuah vektor perceptron,  $v_1 = 0$ . Selanjutnya vektor perceptron beserta bobotnya yang dihasilkan dalam proses training ini disimpan untuk digunakan dalam proses klasifikasi, dengan menggunakan persamaan (Freund, 1999):

$$y = \text{sign}(v_1 \cdot x_1) \quad (19)$$

Apabila dalam proses training dengan menggunakan vektor perceptron  $v_1$  salah dalam memprediksi maka vektor perceptron baru akan diperbarui dengan menggunakan persamaan (Freund, 1999) :

$$v_{k+1} = v_k + y_n \cdot x_n \quad (20)$$

Untuk memprediksi termasuk melanoma atau non melanoma berdasarkan voting perceptron. Proses voting perceptron ini memanfaatkan vektor perceptron dan bobot  $\{(v_1, c_1), \dots, (v_k, c_k)\}$  yang tersimpan dari proses training yang didefinisikan dengan persamaan sebagai berikut (Freund, 1999) :

$$y = \text{sign} \sum_{i=1}^k c_i \text{sign} (v_i \cdot x) \quad (21)$$

Berikut adalah algoritma Voted Perceptron dan penjelasannya (Freund, 1999) :

1. Input : *Training set* beserta labelnya  $\{(v_1, c_1), \dots, (v_k, c_k)\} \quad \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$  , inialisasi nilai epoch.

2. Inialisasi nilai vektor perceptron training set yaitu  $v_1 = 0$ , nilai bobot yaitu  $c_1 = 1$  , dan nilai  $k = 1$

3. Lakukan sebanyak nilai epoch

(1) Melakukan prediksi label pada training set dengan menggunakan persamaan :

$$\tilde{y} = \text{sign} (v_1 \cdot x_1) \quad (22)$$

(2) Jika antara nilai  $\tilde{y}$  dan  $y$  mempunyai nilai yang sama, maka update nilai  $c$  menjadi  $c_{k+1} = c_k + 1$  dan sebaliknya jika nilai-nya berbeda maka lakukan proses mencari vektor perceptron baru dengan persamaan :

$$v_{k+1} = v_k + y_n \cdot x_n \quad (23)$$

selain itu lakukan proses update pada nilai  $c$  dan nilai  $k$  yaitu :

$$c_{k+1} = c_k + 1 \quad (24)$$

$$k = k + 1 \quad (25)$$

4. Output :

Beberapa nilai vektor perceptron dan bobot  $\{(v_1, c_1), \dots, (v_k, c_k)\}$  yang selanjutnya digunakan dalam prediksi dengan menggunakan persamaan sebagai berikut :

$$y = \text{sign} \sum_{i=1}^k c_i \text{sign} (v_i \cdot x) \quad (26)$$

## 5. KLASIFIKASI CITRA MELANOMA MELANOMA MENGGUNAKAN METODE VOTED PERCEPTRON

Langkah-langkah dalam proses melakukan klasifikasi citra melanoma menggunakan metode voted perceptron adalah sebagai berikut :

1. Menentukan data input (data masukan) yang digunakan oleh pengguna berasal dari citra dermatoskopik yang terdiri dari citra melanoma dan citra luka kulit biasa yang tidak berbahaya (non-melanoma).
2. Melakukan proses preprocessing yang terdiri dari dua subproses yaitu *median filtering* dan *mapping* nilai intensitas citra.
3. Melakukan proses segmentasi dari citra yang telah mengalami pem-filteran dan terkontras kuat pada hasil proses preprocessing. Proses segmentasi ini terdiri dari proses *thresholding* yaitu merubah dari citra gray ke citra biner dan proses *flood-filling* yaitu merubah citra biner tanpa pixel-pixel terisolasi.

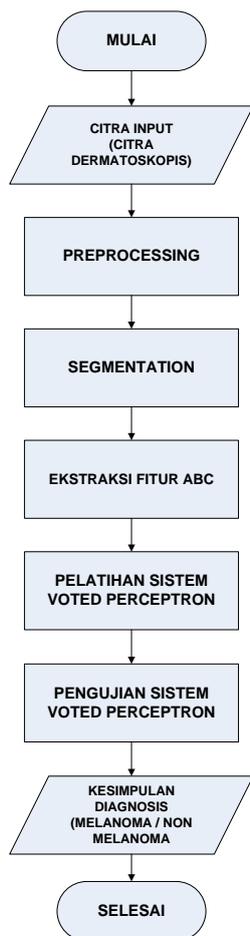
4. Melakukan proses ekstraksi fitur dari data citra yang telah tersegmentasi untuk dapat dilakukan perhitungan pada masing-masing nilai ABC yaitu Asymmetry, Border Irregularity, dan Color Variation.

5. Dilakukan proses pelatihan sistem voted perceptron. Pada proses ini training set (yaitu struktur dari dataset yang dipilih khusus dalam melatih sistem). Dari proses pelatihan ini diperoleh parameter output berupa beberapa Voted Perceptron beserta bobot. Penjelasan proses jalannya pelatihan sistem *voted perceptron* digambarkan pada diagram alir pada gambar 4.

6. Dilakukan proses pengujian sistem voted perceptron. Pada proses ini memanfaatkan hasil dari proses pelatihan sistem yang berupa beberapa vektor perceptron beserta bobotnya untuk dilakukan pengujian menggunakan metode klasifikasi *Voted Perceptron* terhadap testing set (yaitu struktur dari dataset yang dipilih khusus dalam menguji sistem). Gambar 5 menunjukkan diagram alir proses pengujian sistem *voted perceptron*.

7. Kemudian dari pengujian sistem (tahap nomer 6) dilakukan proses pengambilan keputusan apakah citra inputan pengguna termasuk melanoma atau hanya luka kulit biasa yang tidak berbahaya (non-melanoma).

Secara umum proses klasifikasi citra melanoma menggunakan metode voted perceptron dapat digambarkan dengan diagram alir sebagai berikut :



Gambar 3 Diagram alir sistem secara umum

## 6. UJI COBA DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan pada uji coba ini adalah citra berukuran 150 x 150 x 3 pixel dan berupa citra dengan format 24 bits BMP dengan tipe RGB serta ukuran memori sekitar 67 Kbytes dengan resolusi spasial 0.0264 cm x 0.0264 cm per pixel.

Total citra yang digunakan untuk uji coba ini berjumlah 200, 100 data citra melanoma dan 100 data citra non-melanoma. Dari 200 data tersebut, diambil 160 data untuk proses pembelajaran sistem (*training set*) dan 40 data untuk pelatihan sistem (*testing set*).

Pada bagian ini dijelaskan mengenai skenario uji coba yang telah dilakukan untuk mengetahui kemampuan sistem dalam memprediksi sebuah citra melanoma atau citra non-melanoma. Terdapat beberapa skenario dengan menggunakan *k-fold cross validation* dengan nilai *k* yaitu lima.

### 6.1 Uji Coba Voted Perceptron

Pada Uji coba *Voted Perceptron* dilakukan dengan menggunakan *k-fold cross validation* dengan nilai *k=5*. Metode *k-fold cross validation* merupakan skenario dimana membagi sama rata dari seluruh data yang ada untuk dijadikan sebagai *data testing*

pada setiap *fold-foldnya*. Oleh karena itu jumlah pada *data testing* adalah 40 data sedangkan *data training* adalah 160 pada setiap masing-masing *fold*. Tiap skenario menggunakan parameter *epoch* yang sama, yaitu 20 yang telah terpilih sebagai jumlah *epoch* terbaik untuk saat ini karena ketika penggunaan *epoch* bernilai 10 masih diteliti kurang maksimal serta menggunakan nilai  $v_1$  sebagai vektor perceptron awal adalah 0 serta nilai awal *c* dan *k* yang sama yaitu 1. Pada tabel 1 ditampilkan hasil uji coba tiap skenario dengan nilai *error rate* ditampilkan dalam bentuk prosentase. Cara mendapatkan *error rate* adalah dengan menghitung jumlah data uji yang salah diprediksi oleh perangkat lunak, kemudian dibagi dengan jumlah semua data uji yang digunakan.

Tabel 1. Hasil uji coba Voted Perceptron

Parameter	Tipe Skenario (Uji Coba ke)				
	1	2	3	4	5
Jumlah k (satuan)	1219	1193	1436	1184	1117
Error Rate (%)	25	20	15	22,5	30

Berdasarkan tabel 1 error rate turun (performa naik) ketika di tipe skenario 3. Namun error rate naik (performa turun) kembali saat di tipe skenario 4 dan 5. Kemudian, performa paling bagus (error rate paling kecil) ketika di tipe skenario 3.

### 6.2 Perbandingan Nilai Akurasi Antara Metode Voted Perceptron, SVM, dan SVMboosting

Untuk melakukan skenario uji coba ini, dataset yang digunakan untuk pelatihan (*training set*) adalah 200, dengan 160 sebagai data latih (*training set*) dan 40 sebagai data uji (*testing set*). Untuk uji coba dilakukan sebanyak 5 kali berdasarkan penggunaan *k-fold cross validation* dengan nilai *k=5*, dengan masing-masing percobaan berbeda komposisi data training dan data set. Tabel 2 menunjukkan perbandingan hasil akurasi antara *Voted Perceptron*, SVM, dan SVMboosting yang ditunjukkan pada hasil perbandingan nilai *error rate*-nya. Secara keseluruhan perhitungan mencari akurasi dari sistem adalah sebagai berikut.

Rumus untuk menghitung akurasi :

$$\frac{\text{jumlah data yang benar terprediksi}}{\text{jumlah data pada testing set}} \times 100\%$$

Tabel 2. Hasil perbandingan nilai akurasi antara *Voted Perceptron*, SVM, dan SVMboosting yang ditunjukkan pada hasil perbandingan nilai *error rate*-nya

Uji coba ke	Error rate (%)		
	Voted Perceptron	SVM	SVMboosting
1	25	24	20
2	20	28	28
3	15	26	22
4	22,5	22	26
5	30	28	28
<b>Rata-rata (%)</b>	<b>22,5</b>	<b>25,6</b>	<b>24,8</b>

Berdasarkan tabel 2 performa (nilai *error rate*) *Voted Perceptron* lebih baik dengan rata-rata tingkat error yang lebih kecil jika dibandingkan dengan SVM dan SVMboosting yaitu sebesar 22,5%.

## 7. KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan hasil uji coba yang telah dilakukan pada paper ini adalah ekstraksi fitur direpresentasikan dalam bentuk vektor, selanjutnya vektor fitur tersebut diklasifikasikan oleh metode *Voted Perceptron*. Metode klasifikasi *Voted Perceptron* ini terbukti dapat membedakan vektor fitur dari citra melanoma dengan vektor fitur citra non-melanoma. Jika dibandingkan dengan SVM, akurasi *Voted Perceptron* lebih tinggi 3,1% dan jika dibandingkan dengan SVMboosting, akurasi *Voted Perceptron* lebih tinggi 2,3% (*Voted Perceptron* 77,5%, SVM 74,4%, dan SVMboosting 75,2%).

Saran untuk pengembangan lebih lanjut adalah penambahan data pada data uji coba dan penggunaan metode klasifikasi yang lain sebagai alternatif lain untuk menurunnya nilai *error rate* (meningkatnya akurasi). Tahap segmentasi juga merupakan tahap penting yang harus diperhatikan, menggunakan metoda segmentasi yang lebih baik, akan menghasilkan ekstraksi fitur yang lebih baik, dan akan menghasilkan klasifikasi yang lebih baik pula.

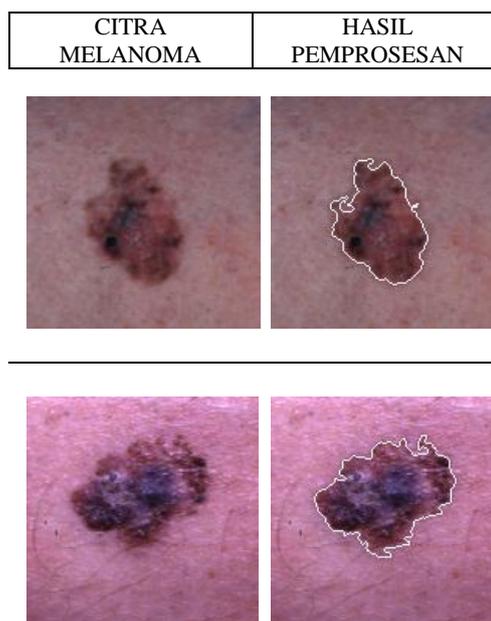
## TERIMA KASIH

1. Penulis mengucapkan terima kasih kepada dr. Pocut I. dari Bagian Ilmu Penyakit Kulit dan Kelamin, RSUD dr. Soetomo, Surabaya, yang telah membantu menyediakan data melanoma dan non-melanoma.
2. Penelitian ini mendapat dana dari Hibah Pekerti 2011.

## REFERENSI

- Barhoumi W, Zagrouba E. (2004). *A Preliminary Approach For The Automated Recognition Of Malignant Melanoma*. *Image Anal Stereol* 2004; 23:121-135
- Barhoumi W, Zagrouba E. (2002). *Boundaries Detection Based on Polygonal Approximation by Genetic Algorithms*. *Knowledge-Based Intelligent Information Engineering Systems and Allied Technologies (KES 2002)*, *Frontiers in artificial intelligent and applications*, IOS Press 82(2):621-7-2002.
- W W. Stolz, O. Braun-Falco, P. Bilek, A.B. Landthaler, A. B. Cogneta (1993). *Color Atlas of Dermatology*. Blackwell Science Inc., Cambridge, MA.
- S. Tomatis, A. Bono, C. Bartoli, M. Carrara, M. Lualdi, G. Tragni, R. Marchesini (2003). *Automated melanoma detection : multispectral imaging and neural network approach for classification*. *Med Phys*. Feb;30(2):212-21.
- I. Arieshanti, M. R. Widyanto, B. Amaliah, C. Fatichah, M. Nurcholis (2010). *Classification of Melanoma Image Using PCA and SVM*, in *Proceeding of ICACSI 2010*, Jakarta.
- Y. Freund and R. E. Schapire (1999). *Large margin classification using the perceptron algorithm*. *Machine Learning*, 37:227-296”.

Tabel 3. Hasil segmentasi pemrosesan citra melanoma



Tabel 4. Hasil segmentasi pemrosesan citra non-melanoma

CITRA NON-MELANOMA	HASIL PEMROSESAN
	