

PENGLASIFIKASIAN TINGGI DAN BERAT BADAN MANUSIA BERDASARKAN CITRA TELAPAK KAKI MENGGUNAKAN METODE DISCRETE WAVELET TRANSFORM (DWT) DAN SUPPORT VECTOR MACHINE-MULTICLASS (SVM-MC)

CLASSIFICATION OF HEIGHT AND WEIGHT HUMAN BASED ON FOOTPRINT WITH DISCRETE WAVELET TRANSFORM (DWT) AND SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM-MC)

Melina¹, Dr.Ir.Bambang Hidayat², Suci Auliya, ST., MT.³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Telkom University

¹melina17031@yahoo.com, ²bhidayat@Telkomuniversity.ac.id, ³suciauliya@Telkomuniversity.ac.id

ABSTRAK

Berat badan merupakan salah satu parameter yang memberikan gambaran pada massa tubuh. Pada pengukuran berat badan yang telah dilakukan secara manual yaitu dengan menggunakan alat penimbang berat badan (timbangan injak) didapatkan hasil timbangan berat badan yang berbeda-beda, dikarenakan ketika posisi telapak kaki diatas alat penimbang berat badan (timbangan injak) tidak sesuai atau tidak tepat pada titik tumpu alat penimbang berat badan (timbangan injak). Berat badan harus selalu dimonitor karena berat badan merupakan parameter antropometri yang sangat tidak stabil guna mengatasi kecenderungan penurunan atau penambahan berat badan yang tidak dikehendaki (berat badan tidak normal).

Pada tugas akhir ini, penulis membahas mengenai teknik untuk mengklasifikasikan tinggi badan dan berat badan manusia melalui basis tekstur cap telapak kaki dengan menggunakan pengolahan citra digital. Sehingga pada tugas akhir ini akan dirancang simulator untuk mengukur berat badan, dimana kelebihan lainnya selain mengukur berat badan adalah mengukur tinggi badan menggunakan data cap telapak kaki. Metode yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini adalah metode Discrete Wavelet Transform (DWT) sebagai ekstraksi ciri dan metode Support Vector Machine Multi Class (SVM-MC) sebagai klasifikasi dengan menggunakan aplikasi MATLAB.

Dalam sistem aplikasi ini, menggunakan data latih sebanyak 89 citra dan data uji sebanyak 26 citra. Waktu komputasi yang tercepat pada sistem ini dengan menggunakan metode klasifikasi OAO pada citra 300x264 piksel yaitu 0.17165 detik dengan level dekomposisi 8. Tingkat akurasi terbaik untuk tinggi badan sebesar 98.27% dengan menggunakan citra yang berukuran 1200x1056 piksel. Sedangkan, tingkat akurasi terbaik untuk berat badan sebesar 91.17% dengan menggunakan citra yang berukuran 300x264 piksel.

Kata kunci: biometrik, *footprint*, *thresholding*, DWT, SVM.

ABSTRACT

Weight is one of the parameters that give a representation of body mass. On the weight measurement which has been done manually that is using the weighing tool (weight scales) obtained the different results, because when the soles of the foot position above the weighing tool (weight scales) is not appropriate at the fulcrum on the weighing tool (weight scales). Weight should always be monitored because weight is a very unstable parameter anthropometry in order to overcome the tendency of decreased or increased a weight undesired (abnormal weight).

In this final exam, the author discusses about how to techniques the height and weight of the human body through the basis texture of the feet stamp. So in this final exam will be designed simulator to measure weight, which other advantages besides measuring body weight is measure body height using of data foot. The method used in this research is the Discrete Wavelet Transform (DWT) as a feature extraction and methods Multi-Class Support Vector Machine (SVM-MC) as a classification by using the application MATLAB.

In this application system, using training data as many as 89 images and test data as many as 26 images. The fastest computing time on the system using the method of classification OAO at 300x264 pixel image that is 0.17165 seconds with the level of decomposition of 8. The best accuracy for height of 98.27% using the image size of 1200x1056 pixels. Mean while, the best accuracy rate of weight gain of 91.17% using the image size of 300x264 pixels.

Keywords: *biometry, footprint, thresholding, DWT, SVM*

1. Pendahuluan

Berat badan merupakan salah satu parameter yang memberikan gambaran massa tubuh. Pada metode pengukuran berat badan selama ini yang dilakukan secara manual yaitu dengan menggunakan alat penimbang berat badan (timbangan injak) untuk mengukur berat badan yang dalam proses pengukurannya dapat dilakukan secara langsung didapatkan hasil berat badan yang berbeda-beda, ketika posisi telapak kaki diatas alat penimbang berat badan (timbangan injak).

Berat badan harus selalu dimonitor karena berat badan merupakan parameter antropometri yang sangat tidak stabil guna mengatasi kecenderungan penurunan atau penambahan berat badan yang tidak dikehendaki [12]. Telapak kaki adalah salah satu cara yang digunakan dalam mengidentifikasi tinggi dan berat badan seseorang.

Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan oleh Shita Nurjihan [9] adalah pengukuran tinggi badan berbasis Android dengan menggunakan metode K-Means untuk ekstraksi ciri telapak kaki dan metode SVM Linier untuk klasifikasinya yang memiliki hasil akurasi sebesar 73,33%, pada penelitian sebelumnya telah dilakukan oleh Michael Alvarez Perangin-angin [13] adalah pengukuran tinggi badan dan berat badan berbasis Android dengan menggunakan metode DWT untuk ekstraksi ciri telapak kaki dan metode K-NN untuk klasifikasinya yang memiliki hasil akurasi sebesar 75% , pada penelitian sebelumnya telah dilakukan oleh Muhammad Rafki [14] adalah pengukuran tinggi badan dan berat badan berbasis Android dengan menggunakan metode DCT untuk ekstraksi ciri telapak kaki dan metode NN untuk klasifikasinya yang memiliki hasil akurasi sebesar 87,50% untuk tinggi badan dan 87,06% untuk berat badan, dan pada penelitian sebelumnya telah dilakukan oleh Ryan Bagus Wicaksana [15] adalah pengukuran tinggi badan dan berat badan berbasis Android dengan menggunakan metode Gabor Wavelet untuk ekstraksi ciri telapak kaki dan metode K-NN untuk klasifikasinya yang memiliki hasil akurasi sebesar 75%.

Dalam tugas akhir ini dilakukan pengklasifikasian tidak hanya pada tinggi badan saja, namun juga dilakukan pengembangan untuk mengetahui berat badan manusia berdasarkan citra cap telapak kaki dengan menggunakan metode Discrete Wavelet Transform (DWT) dan metode Support Vector Machine Multi-Class (SVM) yang diimplementasikan kedalam aplikasi berbasis matlab. Ekstraksi ciri dalam Discrete Wavelet Transform (DWT) yaitu dengan menggunakan metode haar, sedangkan klasifikasi pada Support Vector Machine Multi Class (SVM-MC) dengan melakukan pendekatan metode one-against-one (satu lawan satu) yang digunakan dalam penelitian ini berbasis matlab.

2. Landasan Teori Dan Metodologi Penelitian

2.1 Telapak Kaki Manusia

Kaki manusia merupakan struktur mekanis yang kuat dan kompleks, kaki terdiri dari 26 tulang, 33 sendi yang mana 20 dari sendi ini artikulasinya aktif, serta terdiri atas ratusan otot, tendon, dan ligamen. Kaki manusia dapat di bagi lagi menjadi 3 bagian, yaitu hindfoot (kaki belakang), midfoot (kaki tengah), dan forefoot (kaki depan). Tak seperti bagian tubuh lainnya, kulit telapak kaki tak memiliki bulu maupun pigmen, dan memiliki konsentrasi pori keringat yang tinggi. Telapak kaki memiliki sejumlah lipatan yang terbentuk selama embriogenesis dan mengandung lapisan kulit paling

tebal pada tubuh manusia karena bobot yang terus tertumpu atasnya. Seperti telapak tangan, pori keringat tak memiliki kelenjar sebacea.



Gambar 2.1 Telapak Kaki Manusia

2.2 Estimasi Tinggi Badan

Pada penelitian Jinov Tomuka, James Siwu, dan Johannis F. Mallo pada tahun 2016[11], dari hasil penelitian tersebut mendapatkan hubungan yang bermakna antara panjang telapak kaki dan tinggi badan. Hal ini disebabkan penyusun panjang telapak kaki sebagian besar ialah tulang-tulang panjang yang tumbuh dan berkembang bersamaan dengan tulang-tulang panjang penyusun tinggi badan. Sehingga didapatkan jika telapak kaki bertambah panjang, maka tubuh juga bertambah tinggi, begitu juga sebaliknya.

Untuk estimasi tinggi badan dilakukan dengan perhitungan berdasarkan penelian dari Jinov Tomuka, James Siwu, dan Johannis F. Mallo[11], disimpulkan bahwa terdapat hubungan bermakna antara kedua panjang telapak kaki dan tinggi badan dengan perbandingan 1:7 baik pada laki-laki maupun perempuan. Dengan kata lain, untuk mendapatkan estimasi tinggi badan dapat menggunakan rumus perbandingan :

$$\text{Tinggi Badan} = \text{PTK} \times 7$$

Keterangan : PTK = Panjang Telapak Kaki

2.2 Estimasi Berat Badan Manusia

Pada penelitian Abledu J.K, Abledu G.K, Offei E.B, dan Antwi di Ghana pada tahun 2015 [12], dari hasil penelitian bahwa struktur telapak kaki mempunyai hubungan dengan berat badan. Dalam jurnal yang dibuatnya telah dijelaskan bahwa untuk mengetahui berat badan menggunakan telapak kaki adalah dengan cara mengukur lebar telapak kaki, dapat dilihat pada gambar 2.2 sebagai berikut:



Gambar 2.2 Cara Pengukuran Lebar Telapak Kaki

Dari gambar 2.2 diatas dalam penelitian J.K, Abledu G.K, Offei E.B, dan Antwi [12], maka didapatkan formula untuk mengetahui cara menghitung berat badan dengan menggunakan telapak kaki sebagai berikut:

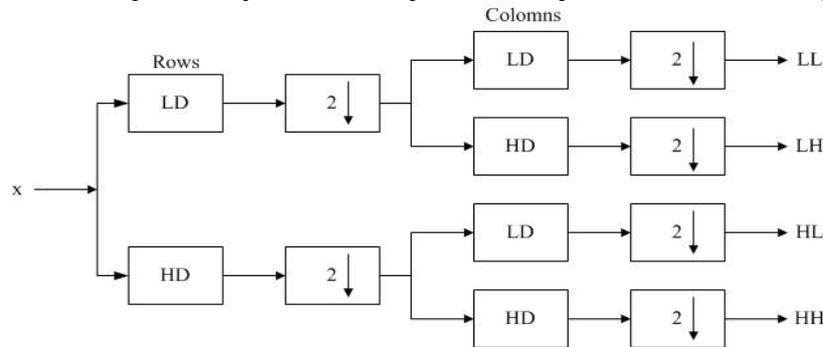
$$\text{Berat Badan} = 4.76 \times \text{LTK} + 16.76$$

Keterangan: LTK = Lebar Telapak Kaki

2.3 Discrete Wavelet Transform (DWT) [9]

Transformasi wavelet yaitu membagi (dekomposisi) suatu sinyal dalam domain waktu ke domain frekuensi yang dilakukan melalui proses filtering (filter highpass dan filter lowpass) sehingga menghasilkan komponen frekuensi tinggi dan frekuensi rendah dimana masing-masing komponen frekuensi tersebut dapat digunakan untuk analisa data[10]. Ada 2 komponen penting yang digunakan pada transformasi wavelet, yaitu fungsi skala (scaling function) dan fungsi wavelet (wavelet function). Fungsi skala (scaling function) disebut juga sebagai Lowpass Filter yang mengambil citra dengan gradasi intensitas yang halus dan perbedaan intensitas yang tinggi akan dikurangi atau dibuang. Sedangkan fungsi wavelet (wavelet function) disebut juga sebagai Highpass Fiter yang mengambil citra dengan gradasi intensitas yang tinggi dan perbedaan intensitas yang rendah akan dikurangi atau dibuang.

Discrete Wavelet Transform (DWT) merupakan salah satu bentuk diskrit dari wavelet. Proses Discrete Wavelet Transform (DWT) dilakukan dengan cara proses filtering dengan melewati sinyal frekuensi tinggi atau highpass filter dan frekuensi rendah atau lowpass filter. Kemudian dilakukan dengan operasi sub-sampling dengan mengambil setengah dari keluaran filter. Proses selanjutnya dengan melakukan transformasi yakni Fungsi skala (scaling function) dan fungsi wavelet. Berikut ini dapat dilihat proses dekomposisi sinyal 2 dimensi pada level 1 pada Gambar 2.6 sebagai berikut:



Gambar 2.3 Proses dekomposisi sinyal 2 dimensi pada level 1

Suatu tahapan proses dekomposisi sinyal dua dimensi pada level 1 akan menghasilkan 4 buah subband, yaitu:

- | | | |
|----|---|---|
| LL | : | sub-kelompok low dari hasil transformasi pada baris dan kolom. |
| HL | : | sub-kelompok high dari hasil transformasi pada baris, dan subkelompok low dari transformasi kolomnya. |
| LH | : | sub-kelompok low dari hasil transformasi pada baris, dan subkelompok high dari transformasi kolomnya. |
| HH | : | sub-kelompok high dari hasil transformasi baris dan kolom. |

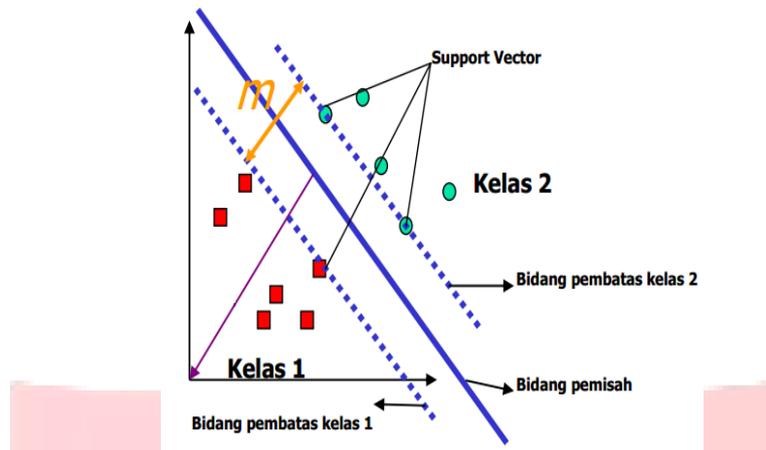
2.4 Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data dengan tujuan untuk memperkirakan kelas yang tidak diketahui dari suatu objek. Dalam pengklasifikasian data terdapat dua proses yang dilakukan yaitu:

1. Proses *training*
Pada proses training digunakan training set yang telah diketahui label-labelnya untuk membangun model atau fungsi.
2. Proses *testing*
Untuk mengetahui keakuratan model atau fungsi yang akan dibangun pada proses training, maka digunakan data yang disebut dengan testing set untuk memprediksi label-labelnya.

A. Support Vector Machine

Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) merupakan sebuah metode untuk melakukan klasifikasi dengan cara mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas pada input *space pattern* yang merupakan anggota dari dua buah kelas: +1 dan -1 dan berbagi *alternative* garis pemisah (*discrimination boundaries*) [5]. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan *pattern* terdekat dari masing-masing kelas. *Pattern* (bidang pembatas) yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector*. *Hyperplane* dengan margin yang lebih besar lebih akurat dalam mengklasifikasikan data dibanding margin yang lebih kecil. Berikut ini *hyperplane* terbaik dengan margin (m) terbesar pada Gambar 2.8 sebagai berikut:



Gambar 2.4 hyperplane terbaik dengan margin (m) terbesar [5].

Adapun data yang berada pada bidang pembidang ini disebut *support vector*. Dalam gambar diatas, dua kelas dapat dipisahkan oleh sepasang bidang pembatas yang sejajar. Bidang pembatas pertama membatasi kelas pertama sedangkan bidang pembatas kedua membatasi kelas kedua, sehingga diperoleh:

- Bidang pemisah

$$x_i \cdot w + b = 0$$

- Bidang pembatas kelas 1

$$x_i \cdot w + b \leq -1 \text{ for } y_i = +1$$

- Bidang pembatas kelas 2

$$x_i \cdot w + b \geq +1 \text{ for } y_i = -1$$

w adalah bidang normal dan b adalah posisi bidang relatif terhadap pusat koordinat.

B. Multiclass Support Vector Machine (SVM-MC)

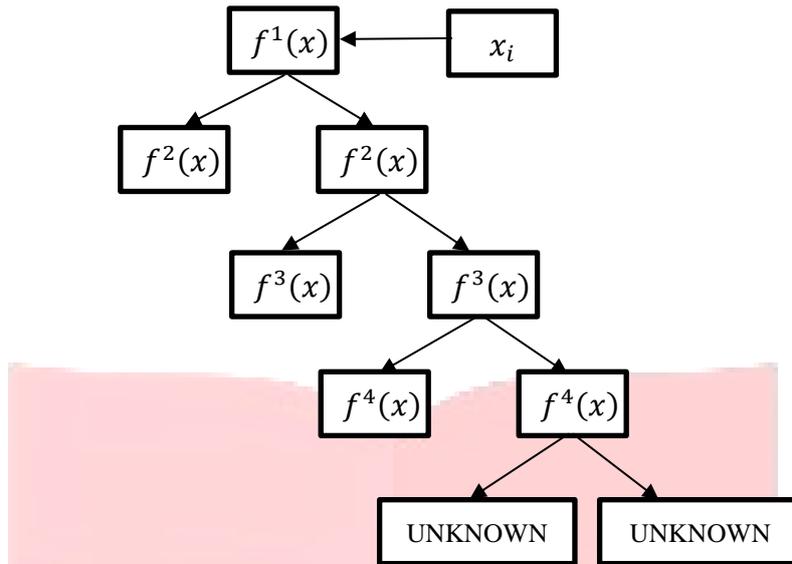
Ada dua pilihan untuk mengimplementasikan *multiclass SVM* yaitu dengan menggabungkan beberapa SVM biner atau menggabungkan semua data yang terdiri dari beberapa kelas ke dalam sebuah bentuk permasalahan optimal. Namun pada pendekatan yang kedua permasalahan optimasi yang harus diselesaikan jauh lebih rumit. Berikut ini adalah metode yang umum digunakan untuk mengimplementasikan *multiclass SVM* dengan pendekatan yang pertama [5]:

1. Metode *one-against-all* (satu lawan semua)

Dengan menggunakan metode ini, dibangun k buah model SVM biner (k adalah jumlah kelas). Setiap model klasifikasi ke- i dilatih dengan menggunakan keseluruhan data, untuk mencari solusi permasalahan. Contohnya, terdapat permasalahan klasifikasi dengan 4 buah kelas. Untuk pelatihan digunakan 4 buah SVM biner seperti pada tabel 2.1 dan gambar 2.9 berikut ini:

Tabel 2.1 Contoh 4 SVM Biner dengan Metode *One-against-all*

$y_i=1$	$y_i=-1$	Hipotesis
Kelas 1	Bukan Kelas 1	$f^1(x) = (w^1)x + b^1$
Kelas 2	Bukan Kelas 2	$f^2(x) = (w^2)x + b^2$
Kelas 3	Bukan Kelas 3	$f^3(x) = (w^3)x + b^3$
Kelas 4	Bukan Kelas 4	$f^4(x) = (w^4)x + b^4$

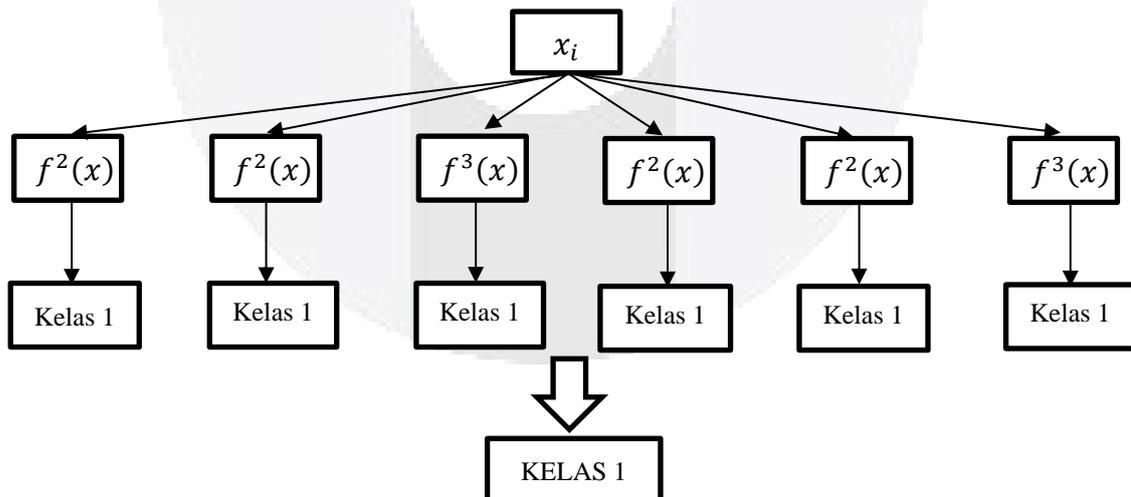


Gambar 2.5 Contoh Klasifikasi dengan Metode *One-against-all*

2. Metode *one-against-one* (satu lawan satu)
 Dengan menggunakan metode ini, dibangun k (k-1)/2 buah model klasifikasi biner (k adalah jumlah kelas). Terdapat beberapa metode untuk melakukan pengujian setelah keseluruhan k (k-1)/2 model klasifikasi selesai dibangun. Salah satunya adalah metode voting. Berikut ini tabel 2.2 contoh 6 SVM biner dengan permasalahan klasifikasi 4 buah kelas:

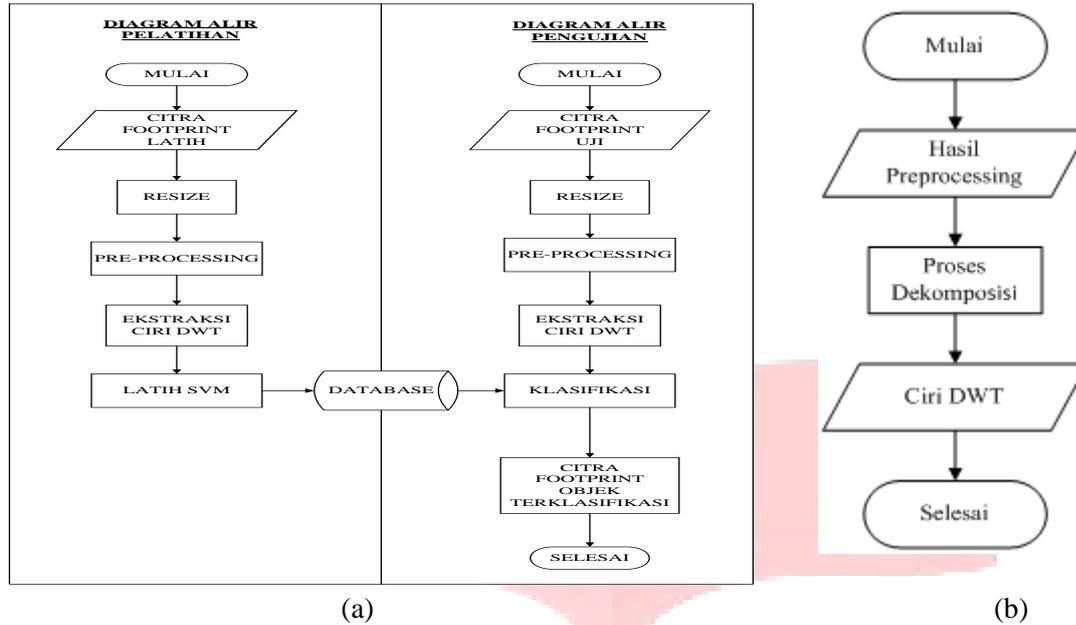
Tabel 2.2 Contoh 6 SVM Biner dengan Metode *One-against-one*

$y_i=1$	$y_i= -1$	Hipotesis
Kelas 1	Bukan Kelas 2	$f^{12}(x) = (w^{12})x + b^{12}$
Kelas 1	Bukan Kelas 3	$f^{13}(x) = (w^{13})x + b^{13}$
Kelas 1	Bukan Kelas 4	$f^{14}(x) = (w^{14})x + b^{14}$
Kelas 2	Bukan Kelas 3	$f^{23}(x) = (w^{23})x + b^{23}$
Kelas 2	Bukan Kelas 4	$f^{24}(x) = (w^{24})x + b^{24}$
Kelas 3	Bukan Kelas 4	$f^{34}(x) = (w^{34})x + b^{34}$



Gambar 2.6 Contoh Klasifikasi dengan Metode *One-against-one*

3. Perancangan Sistem



Gambar 3.1 Diagram Alir Proses (a) Tahap Latih dan Uji, (b) Metode Ekstraksi ciri dan Klasifikasi

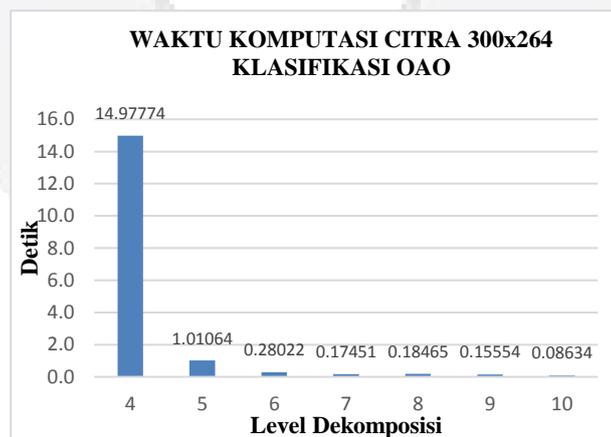
Berdasarkan Gambar 3.1 menunjukkan bahwa terdapat hal yang membedakan terdapat pada citra uji yang dilakukan perbandingan dengan *database* setelah ekstraksi ciri. Selanjutnya akan didapatkan klasifikasi tinggi dan berat badan.

4. Pembahasan

4.1. Hasil Pengujian Waktu Komputasi

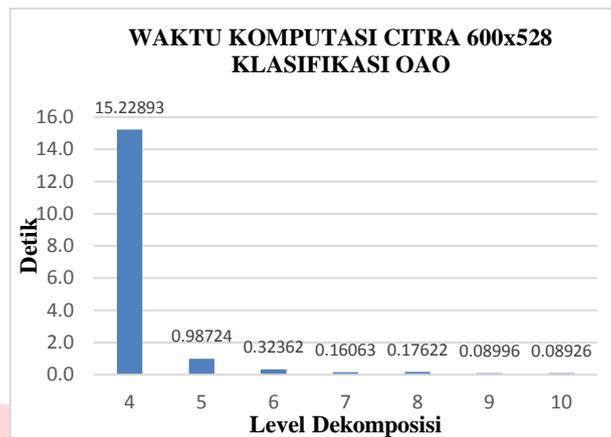
1. Analisa Waktu Komputasi Menggunakan Klasifikasi SVM-MC OAO

Pada Gambar 4.1 didapatkan hasil estimasi tinggi dan berat badan dengan menggunakan metode OAO pada inputan citra 300x264 didapatkan rata-rata waktu komputasi tercepat, yaitu 0.08634 detik dengan menggunakan level dekomposisi 10. Untuk inputan citra 600x528 didapatkan rata-rata waktu komputasi tercepat, yaitu 0.08926 detik dengan menggunakan level dekomposisi 10. Sedangkan inputan citra 1200x1056 didapatkan rata-rata waktu komputasi tercepat, yaitu 0.10401 detik dengan menggunakan level dekomposisi 10.



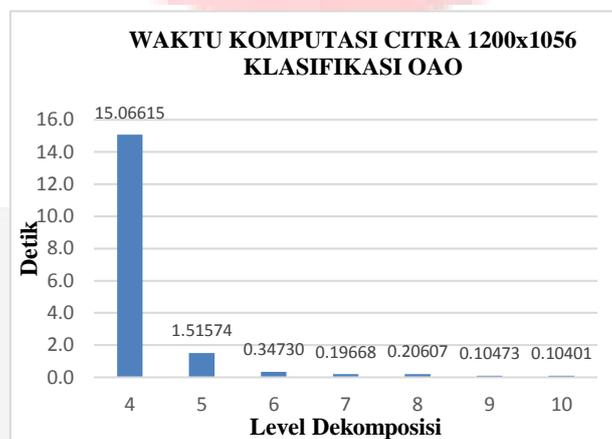
Gambar 4.1 Pengujian Waktu Komputasi OAO 300x264

Pada grafik diatas menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode OAO pada inputan citra 300x264 didapatkan rata-rata waktu komputasi tercepat, yaitu 0.08634 detik dengan menggunakan level dekomposisi 10.



Gambar 4.2 Pengujian Waktu Komputasi OAO 600x528

Pada grafik diatas menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode OAO pada inputan citra 600x528 didapatkan rata-rata waktu komputasi tercepat, yaitu 0.08926 detik dengan menggunakan level dekomposisi 10.

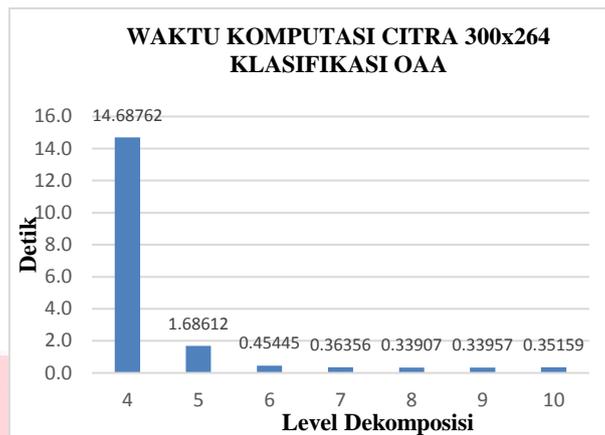


Gambar 4.3 Pengujian Waktu Komputasi OAO 1200x1056

Pada grafik diatas menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode OAO pada inputan citra 1200x1056 didapatkan rata-rata waktu komputasi tercepat, yaitu 0.10401 detik dengan menggunakan level dekomposisi 10.

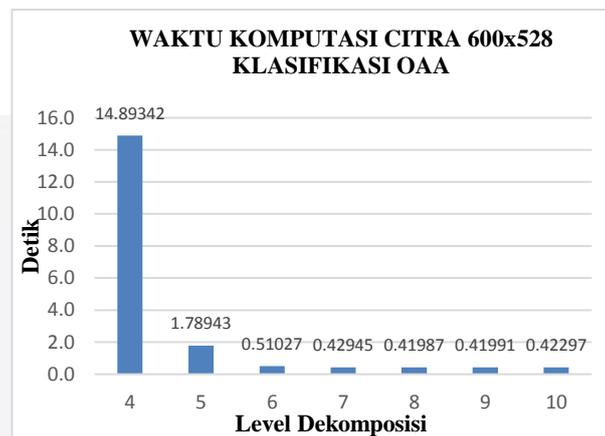
2. Analisa Waktu Komputasi Menggunakan Klasifikasi SVM-MC OAA

Pada Gambar 4.2 didapatkan hasil estimasi tinggi dan berat badan dengan menggunakan metode OAA pada inputan citra 300x264 didapatkan rata-rata waktu komputasi tercepat, yaitu 0.33907 detik dengan menggunakan level dekomposisi 8. Untuk inputan citra 600x528 didapatkan rata-rata waktu komputasi tercepat, yaitu 0.41987 detik dengan menggunakan level dekomposisi 8. Sedangkan inputan citra 1200x1056 didapatkan rata-rata waktu komputasi tercepat, yaitu 0.60947 detik dengan menggunakan level dekomposisi 8.



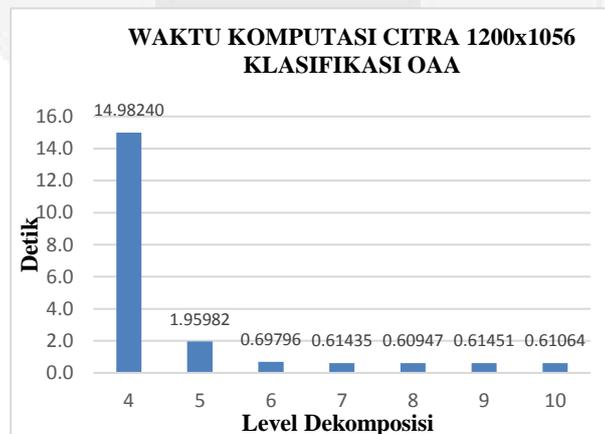
Gambar 4.4 Pengujian Waktu Komputasi OAA 300x264

Pada grafik diatas menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode OAA pada inputan citra 300x264 didapatkan rata-rata waktu komputasi tercepat, yaitu 0.33907 detik dengan menggunakan level dekomposisi 8.



Gambar 4.5 Pengujian Waktu Komputasi OAA 600x528

Pada grafik diatas menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode OAA pada inputan citra 600x528 didapatkan rata-rata waktu komputasi tercepat, yaitu 0.41987 detik dengan menggunakan level dekomposisi 8.



Gambar 4.6 Pengujian Waktu Komputasi OAA 1200x1056

Pada grafik diatas menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode OAA pada inputan citra 1200x1056 didapatkan rata-rata waktu komputasi tercepat, yaitu 0.60947 detik dengan menggunakan level dekomposisi 8.

Dari hasil analisa waktu komputasi pada ketiga ukuran citra yang telah diuji dengan menggunakan level dekomposisi 4-10 dan pengklasifikasian dengan metode OAO dan OAA, maka diperoleh hasil analisa rata-rata waktu komputasi yang tercepat adalah metode klasifikasi OAO pada citra 300x264 piksel yaitu 0.08634 detik dengan level dekomposisi 10.

4.2. Pengujian Akurasi Tinggi Badan

Pada Tabel 4.1 menunjukkan rata-rata presentase error pada citra 300x264 piksel sebesar 1.81%, sehingga diperoleh akurasi tinggi badan pada citra 300x264 piksel sebesar 98.19%. Untuk rata-rata presentase error pada citra 600x528 piksel sebesar 1.74%, sehingga diperoleh akurasi tinggi badan pada citra 600x528 piksel sebesar 98.26%. Sedangkan rata-rata presentase error pada citra 1200x1056 piksel sebesar 1.73%, sehingga diperoleh akurasi tinggi badan pada citra 1200x1056 piksel sebesar 98.27%. Dapat dilihat bahwa akurasi berat badan yang terbaik ditunjukkan pada citra yang berukuran 1200x1056 piksel sebesar 98.27%.

Tabel 4.1 Presentase Error Estimasi Tinggi Badan Manusia

No.	Tinggi Badan (cm)	Citra 300x264		Citra 600x528		Citra 1200x1056	
		cm	%	cm	%	cm	%
1	149	149.15	0.10	149.58	0.39	149.53	0.36
2	155	163.09	4.96	162.77	4.77	162.53	4.63
3	156	151.24	3.15	150.97	3.33	151.09	3.25
4	156	158.91	1.83	158.95	1.86	158.72	1.71
5	157	151.94	3.33	152.01	3.28	151.96	3.32
6	158	159.60	1.00	159.64	1.03	159.76	1.10
7	158	151.94	3.99	155.48	1.62	155.42	1.66
8	159	156.12	1.85	155.48	2.26	155.60	2.19
9	159	161.00	1.24	160.69	1.05	160.62	1.01
10	160	156.82	2.03	156.52	2.22	156.64	2.15
11	161	162.39	0.86	162.42	0.87	162.53	0.94
12	161	165.88	2.94	165.54	2.75	165.65	2.81
13	162	163.09	0.67	163.11	0.68	163.22	0.75
14	163	170.75	4.54	170.40	4.34	170.15	4.20
15	165	165.88	0.53	166.24	0.74	166.34	0.81
16	167	163.78	1.96	164.16	1.73	163.91	1.88
17	168	165.18	1.71	164.50	2.13	164.61	2.06
18	168	168.66	0.39	168.32	0.19	168.25	0.15
19	168	165.18	1.71	164.50	2.13	164.78	1.95
20	169	164.48	2.75	164.85	2.52	164.95	2.45
21	170	167.97	1.21	167.63	1.42	167.21	1.67
22	171	174.24	1.86	174.22	1.85	174.14	1.80
23	172	173.54	0.89	172.83	0.48	173.10	0.63
24	176	176.33	0.19	176.30	0.17	176.39	0.22
25	176	174.94	0.61	174.91	0.62	174.83	0.67
26	181	179.82	0.66	179.43	0.88	179.51	0.83
Rata-rata	164.04	163.92	1.81	163.90	1.74	163.90	1.73

4.3. Pengujian Akurasi Berat Badan

Pada tabel 4.2 menunjukkan rata-rata presentase error pada citra 300x264 piksel sebesar 8.83%, sehingga diperoleh akurasi berat badan pada citra 300x264 piksel sebesar 91.17%. Untuk rata-rata presentase error pada citra 600x528 piksel sebesar 8.90%, sehingga diperoleh akurasi berat badan pada citra 600x528 piksel sebesar 91.10%. Sedangkan rata-rata presentase error pada citra 1200x1056 piksel sebesar 8.89%, sehingga diperoleh akurasi berat badan pada citra 1200x1056 piksel sebesar 91.11%. Dapat dilihat bahwa akurasi berat badan yang terbaik ditunjukkan pada citra yang berukuran 300x264 piksel sebesar 91.17%.

Tabel 4.2 Presentase Error Estimasi Akurasi Berat Badan

No.	Berat Badan (kg)	Citra 300x264		Citra 600x528		Citra 1200x1056	
		kg	%	kg	%	kg	%
1	47	52.76	10.92	52.72	10.85	52.76	10.92
2	50	65.37	23.51	65.43	23.59	65.24	23.36
3	51	52.76	3.33	52.72	3.26	52.76	3.34
4	52	50.90	2.15	51.25	1.47	51.20	1.56
5	52	52.73	1.38	52.54	1.02	52.67	1.27
6	57	54.61	4.37	54.56	4.47	54.60	4.40
7	60	55.73	7.67	55.85	7.43	55.79	7.55
8	54	53.50	0.93	53.64	0.67	53.68	0.60
9	57	54.24	5.08	54.19	5.18	54.23	5.11
10	49	55.35	11.48	55.30	11.39	55.15	11.15
11	55	65.74	16.33	65.62	16.18	65.52	16.05
12	60	60.55	0.90	60.27	0.46	60.38	0.63
13	56	53.87	3.95	54.01	3.68	54.23	3.26
14	50	58.32	14.27	60.09	16.79	60.10	16.81
15	60	65.37	8.21	65.07	7.79	64.97	7.64
16	58	55.73	4.08	55.48	4.53	55.15	5.17
17	54	59.43	9.14	59.35	9.02	59.37	9.04
18	67	56.84	17.88	56.59	18.40	56.80	17.96
19	68	67.59	0.61	67.46	0.80	67.44	0.82
20	61	53.50	14.02	52.90	15.30	53.13	14.82
21	65	58.69	10.75	58.62	10.89	58.45	11.20
22	69	58.69	17.56	58.62	17.71	58.54	17.86
23	59	59.43	0.73	59.54	0.90	59.55	0.93
24	66	59.80	10.36	59.91	10.17	59.92	10.15
25	77	65.00	18.47	65.07	18.34	64.97	18.52
26	65	73.52	11.59	73.17	11.17	73.04	11.01
Rata-rata	58.42	58.46	8.83	58.46	8.90	58.45	8.89

5. Kesimpulan

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan pada sistem pengklasifikasian tinggi badan dan berat badan manusia berdasarkan citra telapak kaki menggunakan metode Discrete Wavelet

Transform (DWT) dan Support Vector Machine Multi-Class (SVM-MC), maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Waktu komputasi yang tercepat pada sistem ini dengan menggunakan metode klasifikasi OAO pada citra 300x264 piksel yaitu 0.17165 detik dengan level dekomposisi 8.
2. Akurasi tinggi badan yang terbaik pada metode klasifikasi OAO ditunjukkan pada citra yang berukuran 1200x1056 piksel sebesar 98.27%.
3. Akurasi berat badan yang terbaik pada metode klasifikasi OAO ditunjukkan pada citra yang berukuran 300x264 piksel sebesar 91.17%.

5.2. Saran

Pada sistem pengklasifikasian tinggi badan dan berat badan manusia berdasarkan citra telapak kaki menggunakan metode Discrete Wavelet Transform (DWT) dan Support Vector Machine Multi-Class (SVM MC) masih mempunyai beberapa kekurangan. Maka dari itu dibutuhkan saran untuk pengembangan pada tugas akhir selanjutnya adalah:

1. Penggunaan metode ekstraksi ciri dapat menggunakan metode yang lebih baik dari Discrete Wavelet Transform (DWT).
2. Penggunaan metode klasifikasi dapat menggunakan metode yang lebih baik dari *Support Vector Machine Multi-Class* (SVM-MC), seperti JST, dan lain-lain.
3. Dapat dikembangkan menjadi suatu alat pengklasifikasian tinggi badan dan berat badan berdasarkan citra telapak kaki untuk sistem keamanan (*security*) atau rekrutasi (*recruitment*) pada suatu perusahaan maupun pemerintahan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1.] A. Susanto, A. (2013). *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yogyakarta.: Andi.
- [2.] Cri, O, I. W. (2015). Aplikasi Pedoman Gizi Seimbang Dan Kalkulator Kesehatan Berbasis Mobile. *Konferensi Nasional Sistem & Informatika*, 409.
- [3.] Henhy, T. J. (2008). SISTEM PENGUKUR BERAT DAN TINGGI BADAN MENGGUNAKAN. *Teknik Elektro*, 10.
- [4.] Herlawati, W. H. (2013). *PENERAPAN DATA MINING DENGAN MATLAB*. Bandung: Rekayasa Sains.
- [5.] Mayoraz, E, A. (1920). Support Vector Machine Multi-class Classification. *IDIAP*, 592.
- [6.] Munir, R. (2004). *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*. Bandung: Informatika.
- [7.] Muzizat. (2007). *Optimalisasi Teknik Watermarking Menggunakan Discrete Wavelet Transform (Dwt) Pada Citra Digital*. Bandung: STT Telkom.
- [8.] Nurjihhan, S. (2011). *Identifikasi Dimensi Telapak Kaki Untuk Estimasi Tinggi Badan Dengan Metode K-Means Berbasis Android*. Bandung: Universitas Telkom.
- [9.] Prayogo, Y. (2014). *Pengenalan Individu Berdasarkan Pembuluh Vena Jari Tangan Menggunakan Perimeter Dan Principal Component Analysis Dengan Klasifikasi K-Nearest Neighbor*. Bandung: Universitas Telkom.
- [10.] WHO. (2000). *World Health Organization 2000*. switzerland: bookorders@who.int.
- [11.] Krishan, Kewal. *Estabilishing Correlations of Footprint wirh Body Weight-Forensic aspec*, Panjab University, India, 2008.
- [12.] Tomuka, Jinov. *Hubungan Panjang Telapak Kaki dengan Tinggi Badan untuk Identifikasi Forensik*. Manado: Universitas Sam Ratulangi.
- [13.] Perangin-angin, Michael Alvarez. *Pengklasifikasian Tinggi Dan Berat Dan Berat Badan Manusia Berdasarkan Citra Telapak Kaki Dengan Menggunakan Metode DWT dan KNN Berbasis Android*. Bandung: Universitas Telkom, 2017.
- [14.] Rafki, Muhammad. *Pengklasifikasian Tinggi Dan Berat Dan Berat Badan Manusia Berdasarkan Citra Telapak Kaki Dengan Metode DCT dan NN Berbasis Android*. Bandung: Universitas Telkom, 2016.
- [15.] Wicaksana, Ryan Bagus. *Pengklasifikasian Tinggi Dan Berat Dan Berat Badan Manusia Berdasarkan Citra Telapak Kaki Dengan Metode Gabor Wavelet dan KNN Berbasis Android*. Bandung: Universitas Telkom, 2016