

ESTIMASI BERAT KARKAS DAN KLASIFIKASI DAGING SAPI BERDASARKAN DETEKSI TEPI CANNY, DISCRETE WAVELET TRANSFORM, DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

CARCASS WEIGHT ESTIMATION AND CATTLE CLASSIFICATION BASED ON CANNY EDGE DETECTION, DISCRETE WAVELET TRANSFORM, AND SUPPORT VECTOR MACHINE

Mona Renasari¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA², Prof. Dr. Ir. Sjafril Darana, S.U³

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

³Fakultas Peternakan, Universitas Padjadjaran

¹monarenasari@student.telkomuniversity.ac.id, ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id,

³sjafrildaran@gmail.com

Abstrak

Dewasa ini, permintaan akan produk sapi di Indonesia terus meningkat, khususnya menyangkut akan daging sapi. Bobot sapi merupakan indikator yang paling penting untuk mengetahui keberhasilan pemeliharaan dan pertumbuhannya. Peternak umumnya melihat bobot hidup sapi untuk menentukan harga sapi dalam bidang pemasaran. Berbagai cara yang dilakukan untuk mengetahui bobot sapi, salah satunya dengan menggunakan timbangan ternak. Namun keadaan di lapangan, mengingat minimnya fasilitas timbangan ternak, sehingga peternak harus melakukan penafsiran bobot badan secara subjektif. Hal tersebut dinilai tidak efektif, karena dapat merugikan calon pembeli daging sapi.

Solusi yang tepat pada masalah diatas yaitu bidang Teknologi Informasi dan Komunikasi dapat diaplikasikan dengan menggunakan pengolahan citra untuk mengetahui akurasi ukuran fisik tubuh ternak sapi (lebar dada dan panjang badan). Pengolahan citra dilakukan dengan proses segmentasi citra dengan mengabaikan background dan objek-objek yang ada disekitar sapi yang bersifat mengganggu (*noise*). Setelah itu, akan dilakukan proses identifikasi untuk mendapatkan ukuran panjang badan dan lebar dada ternak sapi. Tugas akhir bertujuan untuk mengetahui berat karkas sapi, dengan memanfaatkan pengolahan citra. Teknik yang digunakan untuk segmentasi sapi adalah metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan klasifikasinya menggunakan *Support Vector Machine* (SVM).

Estimasi bobot karkas sapi dirancang menggunakan aplikasi berbasis Matlab. Metode DWT dan klasifikasi SVM dapat menghasilkan suatu sistem yang memiliki estimasi bobot sapi sebesar 86.1% dan akurasi klasifikasi sebesar 85% dengan waktu komputasi 6.6175 detik.

Kata Kunci: *Discrete Wavelet Transform, Support Vector Machine, Karkas sapi*

Abstract

Today, the demand for beef products in Indonesia continues to increase, especially on beef demand. The weight of the cow is the most important indicator to determine the success of maintenance and growth of cattle. Breeders generally viewed live weight of cattle to determine the cow's price in the field of marketing. Various ways in which to determine the weight of a cow, one with a balance of cattle, but the situation is lack of facilities in the field of livestock scales. So the farmer should conduct a subjective interpretation of body weight. It is inefficient because it will harm the prospective buyer of beef.

The right solution to this problem in the field Information and Communication Technology could be applied by using image processing to determine the physical size of the cattle's body (chest width and length of the body). Image processing performed with the image segmentation process by ignoring the background and objects that exist around cows which are disturbing (*noise*), after identification process will be conducted to get the size of body length and width of chest cattle. This scription to determine the weight of a cow carcass, the author will use capitalize image processing. The technique on cattle segmentation by a method *Discrete Wavelet Transform* (DWT) and the process of classification using *Support Vector Machine* (SVM).

Cattle weight designed using Matlab application. DWT method and SVM classification can produce an application program system that has estimation accuracy of 86.1 % and classification accuracy of 85% with computing time in 6.6175s.

Keywords: *Discrete Wavelet Transform, Support Vector Machine, a cow carcass*

1. Pendahuluan

Sapi merupakan hewan ternak yang dapat dikelompokkan menjadi dua bagian besar yaitu kelompok sapi tropis dan sub tropis. Sapi juga hewan ternak anggota *family Bovidae* dan *subfamily Bovinae*. Tujuan pemeliharaan sapi yaitu untuk dimanfaatkan susu dan dagingnya bagi keperluan manusia. Selain itu juga dimanfaatkan sebagai

penggerak alat transportasi, pengolahan lahan tanam (bajak), dan pada zaman dulu digunakan sebagai alat industri lain (seperti peremas tebu).

Sapi yang secara khusus dipelihara untuk menghasilkan daging disebut dengan sapi pedaging. Sapi tersebut diharapkan dapat menjadi salah satu ternak pemasok daging berpotensi tinggi dalam menyukseskan program Swasembada Daging 2019 yang diselenggarakan oleh Direktorat Jenderal Peternakan, Departemen Pertanian Republik Indonesia. Swasembada daging adalah upaya pemerintah untuk mencukupi kebutuhan daging yang dicanangkan demi memperbaiki gizi masyarakat Indonesia.[1]

Seiring dengan perkembangan zaman, permintaan akan produk susu, daging, maupun kulit sapi terus meningkat. Permintaan daging sapi tentunya memiliki kriteria yaitu daging yang sehat dengan bobot karkas besar, dan dengan komposisi perbandingan protein dan lemak yang seimbang.

Guna mengetahui bobot karkas dari seekor sapi, sebagian besar pedagang daging sapi hanya melihat visualnya, beberapa menggunakan alat timbang konvensional yang alatnya harus dibawa kemana-mana. Alat timbangan seekor sapi tidak praktis digunakan di lapangan terutama pada peternakan rakyat dengan skala usaha kecil. Selain itu, teknik pengukuran berat karkas sapi lainnya yaitu dengan menggunakan rumus. Namun, hal tersebut tidak efisien, karena kemungkinan kekeliruan masih bisa terjadi.

Dalam mendapatkan cara yang lebih praktis, bidang Teknologi Informasi dan Komunikasi dapat digunakan analisis berat sapi (lebar dada dan panjang badan) yaitu melalui *image processing*. *Image processing* dilakukan dengan proses segmentasi citra dengan mengabaikan *background* dan objek-objek disekitar sapi yang bersifat mengganggu (*noise*). Setelah itu, maka dilakukan proses identifikasi untuk mendapatkan ukuran panjang badan dan lebar dada ternak sapi.

Atas permasalahan tersebut, penulis membuat 'Estimasi Berat Karkas Daging Sapi Berdasarkan *Discrete Wavelet Transform* dengan Klasifikasi *Support Vector Machine*', yaitu suatu aplikasi matlab yang dapat memudahkan untuk mengestimasi berat karkas sapi dari citra dua dimensi. Aplikasi ini diharapkan dapat menghasilkan pengukuran yang lebih akurat.

Pemilihan metode DWT sebagai ekstraksi ciri telah diteliti menghasilkan kinerja sistem yang lebih handal dibandingkan penelitian sebelumnya. Dan klasifikasi SVM dipilih karena pada proses latih digunakan metode *One Against All (OAA)* yang dapat mengklasifikasikan data secara detail. Dalam penelitian sebelumnya telah dilakukan perancangan sistem untuk mengestimasi bobot karkas sapi dengan metode *Mean Shift*, *Graph Partitioning*, dan *K-Means Clustering*. Oleh karena itu, pada tugas akhir dilakukan analisis terhadap metode yang lebih cocok untuk diterapkan pada sistem estimasi bobot karkas sapi.

2. Dasar Teori

2.1 Sapi

Sapi merupakan hewan ternak yang dapat dikelompokkan menjadi dua kelompok besar yaitu sapi tropis dan sapi sub tropis. Sapi juga hewan ternak anggota *family Bovidae* dan *subfamily Bovinae*. Tujuan pemeliharaannya yaitu untuk dimanfaatkan sebagai penghasil susu dan daging guna keperluan manusia. Selain itu sapi juga dimanfaatkan penggerak sebagai alat transportasi, pengolahan lahan tanam (bajak), dan alat industri lain (seperti peremas tebu). Sapi tipe potong merupakan ternak yang memiliki kemampuan untuk memproduksi daging sapi dengan cepat, pembentukan karkas baik, dan komposisi perbandingan protein serta lemak yang seimbang pada umur tertentu.[2]

Bobot badan sapi merupakan salah satu indikator produktivitas ternak yang dapat diprediksi berdasarkan ukuran linear tubuh sapi meliputi lingkar dada, panjang badan dan tinggi badan. Peternak umumnya menggunakan bobot hidup sapi sebagai ukuran keberhasilan pemeliharaan dan pertumbuhan sapi yang telah dipelihara apakah sesuai dengan harapan. Bobot hidup juga merupakan salah satu penentu harga seekor sapi dalam bidang pemasaran[3]

Beberapa rumah potong hewan banyak dijumpai sapi asing jenis *Australian Commercial Cross (ACC)* yang merupakan sapi impor dari Australia. Sapi ACC memiliki nilai genetik lebih tinggi dibandingkan sapi lokal Indonesia. Selain itu, manajemen pemeliharaan sapi ACC yang baik memungkinkan kualitas dan bobot karkas lebih tinggi daripada sapi lokal. [4]

Bobot karkas sapi dapat dihitung dengan mengalikan bobot hidup sapi dengan presentase karkas yang telah ditentukan. Presentase bobot karkas sapi terhadap bobot hidupnya berkisar antara 47-57%. [5] Bobot sapi hidup dapat dihitung dengan menggunakan rumus *Schoorl* yang telah ditetapkan oleh para ahli. Berikut adalah rumus *Schoorl* :

$$BB = \frac{(LD + 22)^2}{100} \quad (1)$$

Keterangan :

BB = Bobot Badan Sapi Hidup (kg)

LD = Lingkar Dada Sapi (cm)

Sapi pedaging dapat diklasifikasikan berdasarkan bobot karkasnya. Berikut adalah klasifikasi atau jenis sapi pedaging berdasarkan bobot karkas: [6]

1. Sapi kelas kecil, merupakan sapi pedaging yang memiliki bobot karkas dibawah atau kurang dari 150 kg. (Bobot Karkas < 150 kg)
2. Sapi kelas sedang, merupakan sapi pedaging yang memiliki bobot karkas antara 150 hingga 200 kg. (150 kg ≤ Bobot Karkas ≤ 200 kg)
3. Sapi kelas besar, merupakan sapi pedaging yang memiliki bobot karkas diatas atau lebih dari 200 kg. (Bobot Karkas > 200 kg).

2.2 Citra Digital

Suatu citra dapat didefinisikan sebagai fungsi $f(x,y)$ dengan ukuran M baris dan N kolom, dimana x dan y adalah koordinat spasial, dan amplitudo f di titik koordinat (x,y) sebagai intensitas atau tingkat keabuan dari citra pada titik tersebut. Apabila nilai x , y , dan nilai amplitudo f secara keseluruhan berhingga (*finite*) dan bernilai diskrit, maka dapat dikatakan bahwa citra tersebut citra digital.[7]

2.3 Transformasi Ruang Warna YcbCr

YcbCr merupakan ruang warna hasil encoding non-linier sinyal RGB yang sangat luas digunakan dalam video. Komponen Y merepresentasikan informasi *luminance* berupa intensitas sebuah warna RGB yang diterima oleh mata. Sedangkan komponen Cb dan Cr merepresentasikan informasi *chrominance* berupa corak warna serta saturasi. Komponen Cb merupakan selisih antara komponen *blue* dengan suatu nilai referensi, dan komponen Cr adalah selisih antara komponen *red* dengan suatu nilai referensi. Matriks transformasi untuk mengkonversi RGB menjadi YcbCr adalah sebagai berikut:[8]

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 65.481 & 128.553 & 24.966 \\ -37.797 & -74.203 & 112 \\ 112 & -93.786 & -18.214 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2)$$

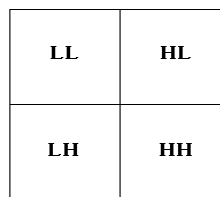
2.4 Edge Detection

Tepi atau *edge* dari suatu citra adalah posisi dimana intensitas pikselnya berubah dari nilai tinggi ke nilai rendah atau sebaliknya. Dan deteksi tepi merupakan langkah atau teknik awal untuk melakukan proses segmentasi citra.

Deteksi tepi memiliki fungsi untuk melakukan identifikasi terhadap garis yang nantinya akan dijadikan sebagai objek utama dari suatu citra, dimana tepi yang dideteksi mempunyai intensitas piksel yang tinggi jika dibandingkan terhadap piksel lain.[9]

2.5 Discrete Wavelet Transform (DWT)

Prinsip dasar dari DWT adalah bagaimana mendapatkan representasi waktu dan skala dari sebuah sinyal menggunakan teknik pemfilteran digital dan operasi *subsampling*. Implementasi DWT dapat dilakukan dengan cara melewatkan sinyal frekuensi rendah dan tinggi. Proses dekomposisi pada sebuah citra akan menghasilkan empat subbidang citra dari citra asli, dimana keempat subbidang citra tersebut berada dalam kawasan *wavelet*. Keempat subbidang citra tersebut adalah *Low-Low (LL)*, *Low-High (LH)*, *High-Low (HL)* dan *High-High (HH)* ditunjukkan pada Gambar 1



Gambar 1. DWT Level 1

Dengan transformasi *wavelet* menggunakan *filter* Haar (Daubechies orde 1), maka secara matematis dihasilkan dengan persamaan berikut:[10]

$$LL(x, y) = \frac{1}{4} \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 f(2x + i, 2y + j) \quad (3)$$

$$LH(x, y) = \frac{1}{4} \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 f(2x + i, 2y) - \frac{1}{4} \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 f(2x + i, 2y + 1) \quad (4)$$

$$HL(x, y) = \frac{1}{4} \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 f(2x, 2y + i) - \frac{1}{4} \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 f(2x + 1, 2y + i) \quad (5)$$

$$HH(x, y) = \frac{1}{4} \{f(2x, 2y) + f(2x + 1, 2y + 1) - f(2x + 1, 2y) - f(2x, 2y + i)\} \quad (6)$$

2.6 Support Vector Machine (SVM)

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha 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 alternatif garis pemisah (*discrimination boundaries*). *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* dengan *pattern* terdekat dari masing-masing kelas. *Pattern* yang paling dekat disebut sebagai *support vector*. [11]

Adapun beberapa keuntungan dari metode SVM sebagai berikut:

1. Generalisasi

Generalisasi didefinisikan sebagai kemampuan suatu metode untuk mengklasifikasikan suatu *pattern*, dan tidak termasuk data yang dipakai dalam fase pembelajaran metode bersangkutan.

2. *Curse of dimensionality*

Curse of dimensionality didefinisikan sebagai masalah yang dihadapi suatu metode *pattern recognition* dalam mengestimasi parameter, karena jumlah sampel data relatif lebih sedikit dibandingkan dimensi ruang vektor data.

3. *Feasibility*

SVM dapat diimplementasikan relatif mudah, karena proses penentuan *support vector* dapat dirumuskan dalam *QP problem*.

3. Desain Sistem

Gambaran umum dari sistem yang dirancang pada penelitian kali ini direpresentasikan oleh diagram alir berikut:



Gambar 2. Diagram Alir Sistem

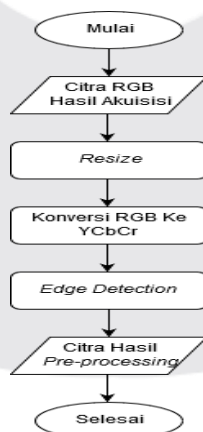
3.1 Akuisisi Citra

Akuisisi citra adalah tahap awal untuk mendapatkan citra digital. Gambar yang telah di ambil melalui kamera disebut proses akuisisi citra. Sapi yang digunakan merupakan milik Dinas Pertanian dan Ketahanan Pangan Kota Bandung. Dalam proses akuisisi citra, gambar yang di ambil yaitu dari sisi samping. Terlihat pada Gambar 3.2, dan yang diambil yaitu foto sapi tampak dari sisi samping dan jarak antara kamera dan sapi yaitu berjarak dua meter. Hasil foto kemudian dimasukkan ke dalam laptop dalam bentuk *.jpg. Hasil citra digital dilakukan penyetaraan resolusi citra dan pemilihan gambar terhadap yang paling baik, sehingga proses deteksi menjadi lebih mudah.

3.2 *Pre-processing*

Pre-processing merupakan sebuah proses awal yang dilakukan pada suatu citra digital sebelum dilakukan pemrosesan citra selanjutnya. Tujuan *pre-processing* untuk meningkatkan kualitas citra masukan yang diperoleh.

Tahapan *pre-processing* pada Gambar 3 diawali dengan *resize* citra dengan nilai *ratio* yang ditentukan untuk mengubah ukuran citra demi mendapatkan hasil segmentasi yang bagus dan mengurangi waktu komputasi program. Kemudian citra RGB hasil *resize* akan ditransformasi ke dalam ruang warna YCbCr. Citra dalam ruang YCbCr kemudian melalui proses deteksi tepi (*edge detection*) menggunakan operator *Canny* untuk segmentasi, memisahkan objek dengan background. Proses *preprocessing* yang ingin didapatkan adalah bagian badan sapi tanpa kepala, leher, keempat kaki, dan ekor. Pada sistem program aplikasi estimasi bobot karkas sapi, tahapan *pre-processing* direpresentasikan dalam diagram alir pada Gambar 3 berikut:



Gambar 3. Diagram Alir *Pre-processing*

3.3 Ekstraksi Ciri

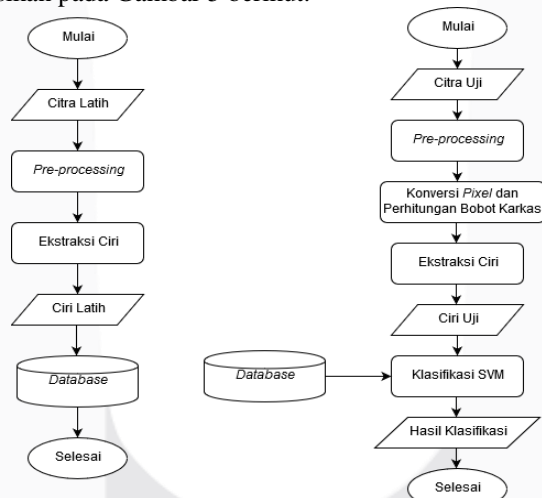
Pada tahap ini citra hasil *pre-processing* kemudian ditransformasikan dibagi (didekomposisi) menjadi 4 *sub-image* baru untuk menggantikannya. Setiap *sub-image* berukuran seperempat kali dari citra asli. *Sub-image* pada posisi atas kanan, bawah kiri, dan bawah kanan akan tampak seperti versi kasar dari citra asli karena berisi komponen frekuensi tinggi dari citra asli. Sedangkan untuk 1 *sub-image* yaitu pada atas kiri (LL) tampak seperti citra asli dan tampak lebih halus (*smooth*) karena berisi komponen frekuensi rendah dari citra asli. Karena mirip citra asli, maka *sub-image* kiri atas dapat digunakan untuk melakukan aproksimasi terhadap citra asli. Sedangkan nilai piksel (koefisien) 3 *sub-image* (LH,HL,HH) yang lain cenderung bernilai rendah dan terkadang bernilai nol. Kemudian Subband LL di proses dengan menghapus nilai citra yg terhubung pada objek yg memiliki kurang dari m piksel dan dibawa kedalam citra biner n.



Gambar 4. Diagram Alir Ekstraksi Ciri

3.4 Klasifikasi

Setelah tahapan ekstraksi ciri, kemudian ciri yang didapatkan akan melalui proses klasifikasi. Pada sistem yang dirancang, metode klasifikasi yang digunakan adalah *Support Vector Machine* dengan menggunakan nilai RBF=1. Proses klasifikasi terbagi menjadi dua yaitu proses pelatihan dan proses pengujian. Diagram alir dari proses klasifikasi direpresentasikan pada Gambar 5 berikut:



Gambar 5. Diagram alir proses latih (kiri) dan proses uji (kanan)

3.5 Performansi Sistem

Proses identifikasi terhadap performansi sistem dilakukan dengan menghitung tingkat akurasi sistem dan waktu komputasi. Berikut adalah persamaan yang digunakan untuk melakukan perhitungan :

1. Akurasi Sistem

Akurasi merupakan ukuran ketepatan sistem dalam mengenali masukan yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Perhitungan akurasi sistem secara matematis direpresentasikan pada persamaan berikut:

$$\text{Percent of Error} = \left| \frac{W_{\text{experimental}} - W_{\text{theoretical}}}{W_{\text{theoretical}}} \right| \times 100\% \quad (6)$$

$$\text{Akurasi Sistem} = 100 - \text{Percent of Error} \quad (7)$$

2. Waktu Komputasi

Waktu Komputasi merupakan waktu yang dibutuhkan oleh sistem untuk melakukan suatu proses. Secara matematis, perhitungan waktu komputasi direpresentasikan pada persamaan berikut :

Waktu Komputasi

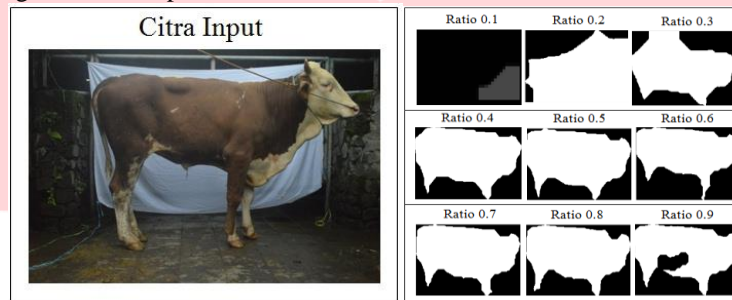
$$= \text{Waktu Selesai} \\ - \text{Waktu Mulai}$$

(8)

4. Hasil Pengujian Sistem

4.1 Hasil Pengujian Skenario 1

Dalam skenario ini dilakukan pengujian 20 citra uji berdasarkan ratio gambar yaitu 0.1 sampai 0.9. Dalam pengujian digunakan citra sapi dengan bobot berbeda-beda yang masing-masing terdiri dari citra samping. Kemudian akan dilakukan analisis pengaruh perubahan nilai *ratio* terhadap hasil segmentasi pada *pre-processing*. Berikut adalah hasil segmentasi dari perubahan nilai *ratio*:

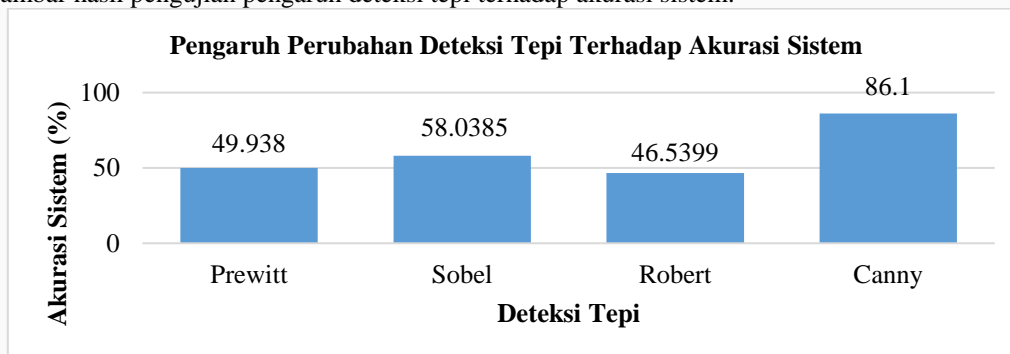


Gambar 6. Citra Masukan dan Hasil Segmentasi *Pre-processing* dengan Perubahan Nilai *Ratio*

Nilai *ratio* pada *resize* yang digunakan akan mempengaruhi hasil segmentasi *pre-processing*. Nilai *ratio* 0.1-0.5 terlihat bahwa kualitas hasil segmentasi meningkat seiring bertambahnya nilai *ratio*. Nilai *ratio* yang kecil menghasilkan segmentasi yang kurang baik dikarenakan resolusi citra yang terlalu kecil. Pada rentang 0.6-0.9 hasil segmentasi terlihat kurang baik dikarenakan mulai melebar ke bagian kaki sapi. Hasil segmentasi yang paling baik ketika nilai *ratio* sebesar 0.5.

4.2 Hasil Pengujian Skenario 2

Pada skenario ini dilakukan pengujian dan analisis pengaruh perubahan deteksi tepi *prewitt*, *sobel*, *robert*, dan *canny* terhadap akurasi sistem. Deteksi tepi merupakan salah satu parameter pada *pre-processing*. Berikut adalah gambar hasil pengujian pengaruh deteksi tepi terhadap akurasi sistem:

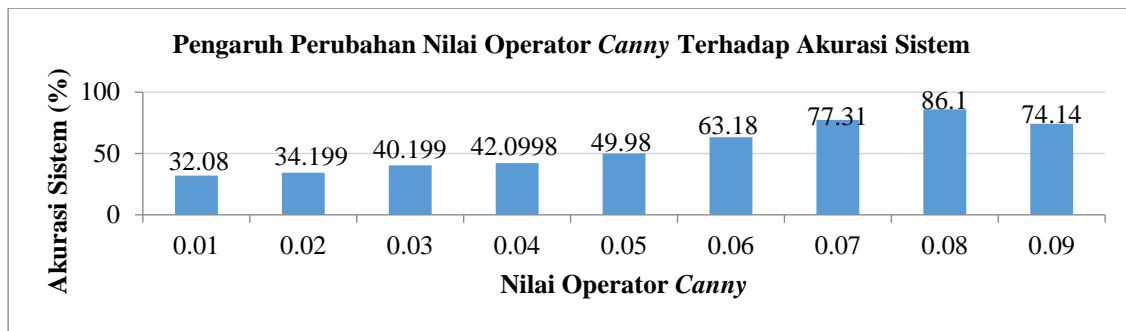


Gambar 7. Grafik Pengaruh Perubahan Deteksi Tepi Terhadap Akurasi Sistem

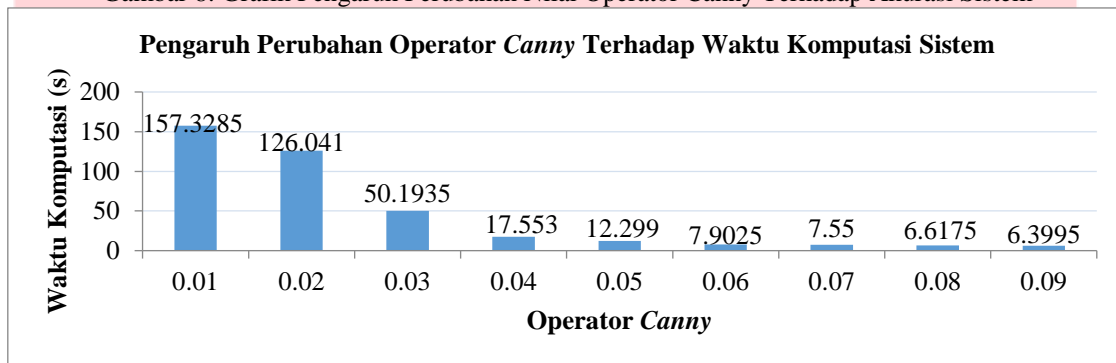
Dari Gambar 7 diketahui bahwa perubahan deteksi tepi dapat mempengaruhi akurasi sistem. Akurasi estimasi paling tinggi tersebut didapatkan dari pengujian menggunakan operator *canny* sebesar 86.1%. Pemilihan operator *canny* dibandingkan dengan operator lainnya seperti *sobel*, *prewitt*, dan *robert* karena dengan operator *canny* memungkinkan dihasilkan jarak yang minimum antara tepi yang dideteksi dengan tepi yang asli, sehingga mudah dideteksi dan tidak menimbulkan kerancuan pada sistem.

4.3 Hasil Pengujian Skenario 3

Pada skenario ini dilakukan pengujian dan analisis pengaruh perubahan nilai operator *canny* terhadap akurasi dan waktu komputasi sistem. Operator *canny* adalah salah satu parameter *edge detection* pada *pre-processing*. Nilai operator *canny* yang diujikan adalah 0.01 sampai 0.09 dengan menggunakan nilai *ratio* yang terbaik yaitu 0.5 yang merupakan hasil analisis skenario 1. Berikut adalah tabel dan gambar hasil pengujian pengaruh operator *canny* terhadap akurasi sistem:



Gambar 8. Grafik Pengaruh Perubahan Nilai Operator Canny Terhadap Akurasi Sistem

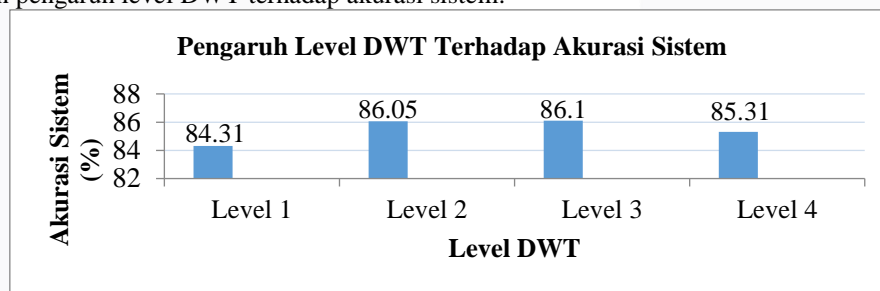


Gambar 9. Grafik Pengaruh Perubahan Operator Canny Terhadap Waktu Komputasi Sistem

Dari gambar 8 diketahui bahwa nilai operator *canny* dapat mempengaruhi akurasi sistem. Pengujian dengan 20 citra uji menghasilkan akurasi estimasi tertinggi adalah sebesar 86.1%. Akurasi estimasi paling tinggi tersebut didapatkan dari pengujian menggunakan operator *canny* sebesar 0.08. Berdasarkan Gambar 9 disimpulkan bahwa perubahan operator *canny* pada rentang 0.01 sampai 0.09 akan mempengaruhi waktu komputasi sistem. Semakin kecil nilai operator *canny* menyebabkan waktu komputasi sistem menjadi semakin lama. Maka dapat disimpulkan bahwa hasil dari pengujian skenario 2 adalah nilai operator *canny* yang digunakan pada sistem sebesar 0.08 yang menghasilkan akurasi 86.1 % dengan waktu komputasi 6.6175 detik.

4.4 Hasil Pengujian Skenario 4

Pada skenario ini dilakukan pengujian dan analisis pengaruh perubahan level pada DWT terhadap akurasi sistem. Level DWT yang diujikan adalah level 1, 2, 3, dan 4 menggunakan nilai *ratio* terbaik yaitu 0.5 dan nilai operator *canny* terbaik yaitu 0.09 yang merupakan hasil analisis seknario 1 dan 2. Berikut adalah tabel dan gambar hasil pengujian pengaruh level DWT terhadap akurasi sistem:

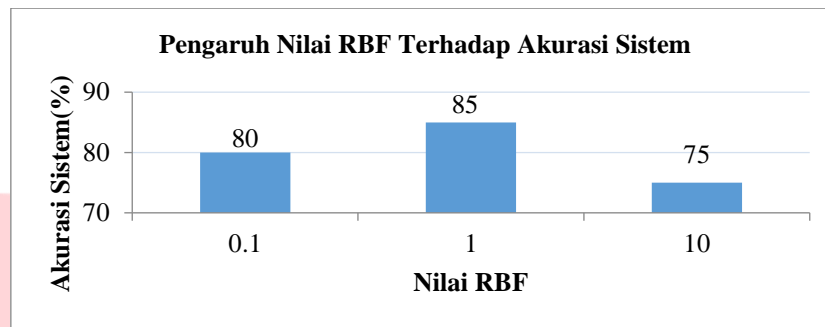


Gambar 10. Grafik Pengaruh Level DWT Terhadap Akurasi Sistem

Berdasarkan Gambar 10 dapat disimpulkan bahwa nilai level pada DWT dapat mempengaruhi akurasi sistem. Pengujian dengan 20 citra uji menghasilkan akurasi estimasi tertinggi adalah sebesar 86.1%. Akurasi estimasi paling tinggi tersebut didapatkan dari pengujian menggunakan level DWT yaitu level 3. Level 3 pada DWT lebih mampu mempresentasikan hasil segmentasi pada citra asli sehingga pada saat pengekraksian hasil yang dibutuhkan dapat diperoleh secara optimal.

4.5 Hasil Pengujian Skenario 5

Pada skenario ini dilakukan pengujian dan analisis pengaruh perubahan nilai RBF pada klasifikasi SVM terhadap akurasi sistem. Nilai RBF yang diujikan adalah 0.1, 1, dan 10 dengan menggunakan nilai *ratio* 0.5, nilai operator *canny* 0.08, dan DWT level 3 yang merupakan hasil terbaik analisis skenario 1, 2, dan 3. Berikut adalah tabel dan gambar hasil pengujian pengaruh nilai RBF terhadap akurasi sistem:



Gambar 11. Grafik Pengaruh Nilai RBF Terhadap Akurasi Sistem

Berdasarkan Gambar 11 dapat disimpulkan bahwa nilai RBF pada klasifikasi SVM dapat mempengaruhi akurasi sistem. Pengujian dengan 20 citra uji menghasilkan akurasi estimasi tertinggi adalah sebesar 85%. Akurasi estimasi paling tinggi tersebut didapatkan dari pengujian menggunakan nilai RBF yaitu level 1. Penggunaan RBF pada kasus yang *non linearly separable* pada ruang input berubah menjadi *linearly separable* pada ruang fitur. Selanjutnya digunakan *hyperline* sebagai *decision boundary* secara efisien.

5. Penutup

5.1 Kesimpulan

Dari hasil analisis terhadap pengujian yang dilakukan pada sistem estimasi berat karkas sapi menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM), maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Segmentasi menggunakan DWT mampu mensegmen citra sapi, dan klasifikasi SVM mampu mengelaskan berat karkas sapi.
2. Tingkat akurasi yang paling baik dalam menentukan bobot karkas sapi adalah 86.1% dan akurasi klasifikasi sebesar 85% dengan waktu komputasi rata-rata 6.6175 detik.
3. Akurasi dan waktu komputasi sistem tersebut diperoleh dengan jumlah data uji 20 citra, nilai dari masing-masing parameter yang digunakan adalah sebagai berikut: *ratio*=0.5, operator *canny*=0.08, level DWT=level 3, dan nilai RBF pada klasifikasi SVM=1.

5.2 Saran

1. Untuk penelitian selanjutnya, segmentasi citra pada saat memisahkan bagian *foreground* dan *background* harus lebih sensitif.
2. Untuk mendapatkan hasil akurasi sistem yang optimal data citra latih pada tiap kelas harus diperbanyak.
3. Tahap *pre-processing* menggunakan algoritma yang lebih baik guna menghasilkan segmentasi yang bagus sehingga meningkatkan akurasi sistem.

Daftar Pustaka

- [1] Direktorat Jenderal Peternakan dan Kesehatan Hewan (Ditjennak). 2014. *Pemerintah Pusat dan Daerah Berkomitmen Melaksanakan Pembangunan Peternakan dan Kesehatan Hewan Nasional*. [Online]. Tersedia : <http://ditjennak.pertanian.go.id> (Diakses : 1 September 2016)
- [2] Awaludin dan Panjaitan, Tanda. 2010. *Pengukuran Ternak Sapi Potong*. Mataram. Balai Pengkajian Teknologi Pertanian.
- [3] Muhibbah, Vina. 2007. *Parameter Tubuh dan Sifat-sifat Karkas Sapi Potong pada Kondisi Tubuh yang Berbeda*. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- [4] Wiyatna, Muhammad Fattah. (2007). *Perbandingan Indek Perdagangan Sapi-Sapi Indonesia (Sapi Bali, Madura, PO) dengan Sapi Australian Commercial Cross (ACC)*. Jurnal Ilmu Ternak Volume 7, Nomor 1. Fakultas Peternakan. Universitas Padjjajaran.
- [5] Saputro, Thomas. *Pendugaan Bobot Badan Ternak dengan Berbagai Macam Rumus*.
- [6] A. S. Sudarmo, dan Y. Bambang Sugeng. (2008). *Sapi Potong + Pemerliharaan, Perbaikan Produksi, Prospek Bisnis, Analisis Penggemukan*. Jakarta: Penebar Swadaya.
- [7] Dharma, Putra. 2010. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta. Penerbit Andi Publisher.
- [8] R. H. Sianipar, Herry S., dan I. K. Wiryajati. (2013). *Matlab Untuk Pemrosesan Citra Digital*. Bandung: Penerbit Informatika Bandung.
- [9] Wijaya, Marvin Ch. dan Agus Prijono. (2007). *Pengolahan Citra Digital Menggunakan MATLAB Image Processing Toolbox*. Bandung: Penerbit Informatika.
- [10] Burrus, C Sidney, Gopinath, Ramesh A., Guo, Haitao. 1998. "Introduction to Wavelet and Wavelet Transform". Prentice-Hall, Inc.
- [11] Fachrurrazi, Sayed. 2012. *Penggunaan Metoda Support Vector Machine (SVM) Untuk Mengklasifikasi dan Memprediksi Angkutan Udara dan Jenis Penerbangan Domestik dan Internasional di Banda Aceh*. Medan: Universitas Sumatra Utara.