

ESTIMASI BERAT KARKAS SAPI BERDASARKAN SEGMENTASI *K-MEANS* CLUSTERING DENGAN MENGGUNAKAN METODE KLASIFIKASI SUPPORT VECTOR MACHINE MULTICLASS

Beef carcass weight prediction based on k-means clustering segmentation with using support vector machine multiclass classification

Muhammad Taufiq Alkautsar¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA², Prof. Dr. Ir. Sjafril Darana, S.U.³

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

³Fakultas Peternakan, Universitas Padjadjaran

¹taufikautsar@students.telkomuniversity.ac.id, ²bhidayat@telkomuniversity.co.id,

³sjafirldaran@gmail.com

Abstrak

Berat badan ternak sapi dapat diperoleh dengan cara mengukur lingkaran dada dan panjang badan masing-masing ternak sapi tersebut, yang ternyata mempunyai hubungan yang linear. Untuk mendapatkan cara yang lebih praktis dan efisien, bidang Teknologi, Informasi dan Komunikasi dapat diimplementasikan untuk membantu memberikan alternatif solusi atas permasalahan tersebut, dengan menggunakan pengolahan citra untuk mengetahui ukuran fisik tubuh ternak sapi yang tampak tersebut (lebar dada dan panjang badan). Pada Tugas Akhir ini akan dibahas mengenai estimasi berat karkas sapi jika dilakukan dengan pengolahan sinyal digital. Pengolahan citra digital dapat dilakukan dengan menggunakan algoritma tertentu yang dapat mengenali objek. Tugas akhir ini merancang dan menerapkan aplikasi dengan penggunaan teknik pengolahan citra digital yang dapat mempermudah prediksi dan klasifikasi dari berat sapi potong, dengan langkah-langkah: pre-processing, segmentasi citra, ekstraksi ciri dan klasifikasi. Metode segmentasi yang digunakan pada tugas akhir ini adalah kombinasi dari K Means Clustering dengan Active Contour Model. Ekstraksi ciri yang didapat yaitu lingkaran dada dan panjang badan serta menggunakan Multiclass SVM untuk mengklasifikasi. Jumlah data yang digunakan sebanyak 100 data latih dan 17 data uji. Dari penelitian yang ada pada tugas akhir ini, dengan menggunakan 17 Citra sapi dengan percobaan skala gambar dari 0.1 hingga 0.9 maka didapatkan hasil akurasi yang paling baik dari sistem yaitu pada rasio 0.5 sebesar 87,53% untuk mengetahui berat karkas sapi tersebut dengan waktu komputasi 8,26 detik.

Kata kunci : Berat karkas sapi, segmentasi citra, *K Means Clustering*, *Multiclass Support Vector Machine*

Abstract

Based on the livestock size are divided into two parts, where firstly the small one and the other the large one. Whereas the small one consists of poultry, sheep, goats, rabbit, etc. Measuring in the small animal weight could be directly weight, because very easier than the large one. To measure the weight of large animal, especially beef cattle, there are some differences. The body length, chest circumference, height and width of this animal is could be estimated. Any kind of method in measuring the weight of livestock are calculated systematically. The technical information for analyzing of beef cattle weight which call a digital image processing could be used, because it can analyze via photograph system. By using digital image processing with specific algorithms could be recognized certain objects. This final project design and implementing application with the digital image processing techniques that can facilitate the prediction and classification of carcass weight, with the steps: pre-processing, image segmentation, feature extraction and classification. Image segmentation method that used is combining K-Means Clustering and Active Contour Model. Feature extraction that obtained is chest circumference, body length and using Multiclass SVM classification. The number of data samples as many as 100 image training and 17 image test. This final project research results get the value of the best accuracy with a range of 0,1-0,9 with the best result in 0,5 ratio is 87,53% and computational time of 8,26 seconds. It is expected that the ability of this system can be a comparison of systems that use other methods and help provide the benefits to the world of the cattle farm in Indonesia as the right accuracy standards to predict and classify the carcass weight.

Keywords : Carcass weight, image segmentation, *K Means Clustering*, *Multiclass Support Vector Machine*

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Sapi adalah hewan ternak anggota famili Bovidae dan sub famili Bovinae. Hasil sampingan, seperti kulit, jeroan, tanduk, dan kotorannya juga dimanfaatkan untuk berbagai keperluan manusia. Di sejumlah tempat, sapi juga dipakai sebagai penggerak alat transportasi, pengolahan lahan tanam (bajak), dan alat industri lain (seperti peremas tebu). Karena banyak kegunaan ini, sapi telah menjadi bagian dari berbagai kebudayaan manusia sejak lama.

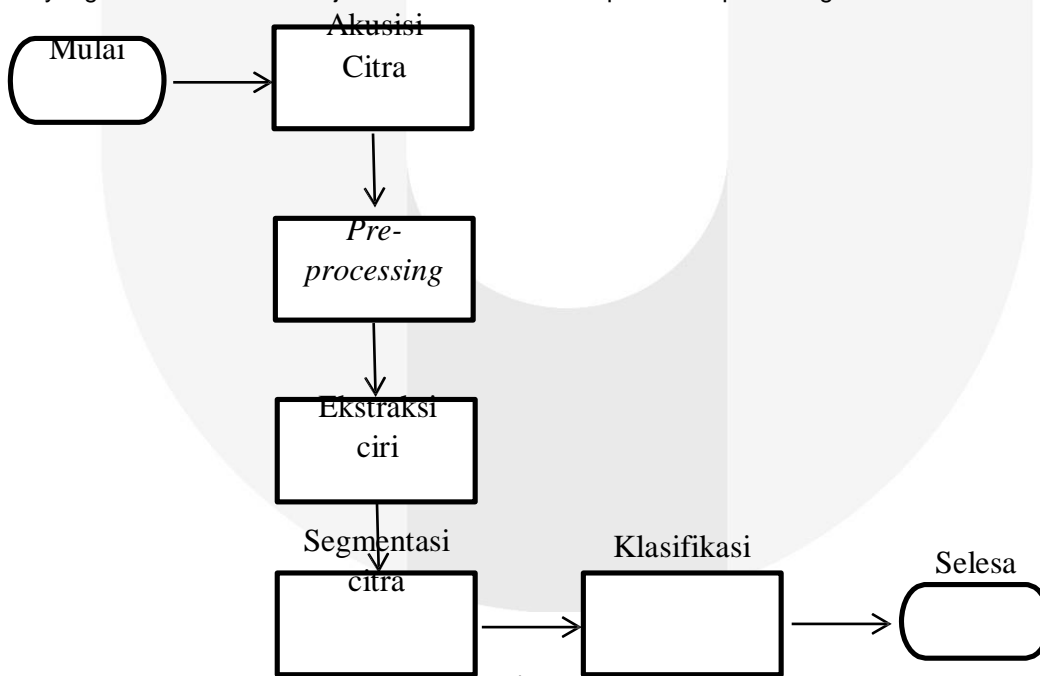
Dewasa ini pada ternak potong dalam melakukan penimbangan berat badan masih banyak melakukan cara konvensional. Apabila setiap kali harus selalu dilakukan penimbangan, hal ini dirasa kurang praktis di samping timbangan itu jumlahnya terbatas. Pendugaan berat badan sangat penting dilakukan oleh para pemilik ternak untuk mengetahui berat tubuh ternak. Cara ini merupakan cara lain untuk mengetahui berat badan ternak selain penimbangan berat badan. Selain itu membantu para pemilik ternak untuk cepat mengetahui berapa berat dari sapi. Pada ternak potong, berat badan menjadi salah satu hal yang penting diperhatikan karena produk utama dari sapi potong adalah daging dimana untuk mengetahui pertambahan berat daging peternak perlu melakukan penimbangan terlebih dahulu. Selain itu terdapat beberapa rumus untuk menghitung berat sapi seperti rumus Schrool, rumus Winter, dan rumus Lambourne.[1]

Teknologi, Informasi dan Komunikasi dapat digunakan untuk menganalisis berat sapi potong yaitu dengan menggunakan *image processing*. *Image processing* dalam hal ini dapat membantu dalam mempercepat proses identifikasi *carcass weight*. Dengan cara mendeteksi foto sisi samping sapi, lalu dengan menggunakan *image segmentation*, di dapatkan bentuk dan ciri dari objek masing – masing. Nilai ekstraksi ciri berguna untuk mengklasifikasikan setiap objek kedalam kelasnya masing - masing. Dalam tugas akhir ini digunakan metode *K Means Clustering* untuk segmentasi citra dan ekstraksi ciri yang didapat yaitu luas penampang badan sapi, pemilihan *K Means Clustering* diharapkan terdapat perbedaan warna yang signifikan antara *background* dengan *foreground* (objek sapi). Penggunaan metode klasifikasi *Multiclass SVM* dikarenakan dapat membagi klasifikasi menjadi lebih dari dua bagian.

2. Perancangan Sistem

2.1 Gambaran Umum

Pada model umum sistem ini dijelaskan secara umum terkait dengan alur-alur atau tahapan sistem yang akan diteliti lebih lanjut. Gambaran umum dapat dilihat pada diagram alur berikut ini :



Gambar 2.1 blok diagram sistem secara umum

Pada gambar diagram alur diatas dapat dilihat blok sistem secara umum, dalam penelitian ini dipakai metode *K Means Clustering* untuk mengesimasi berat karkas sapi.

2.2 Akuisisi Citra

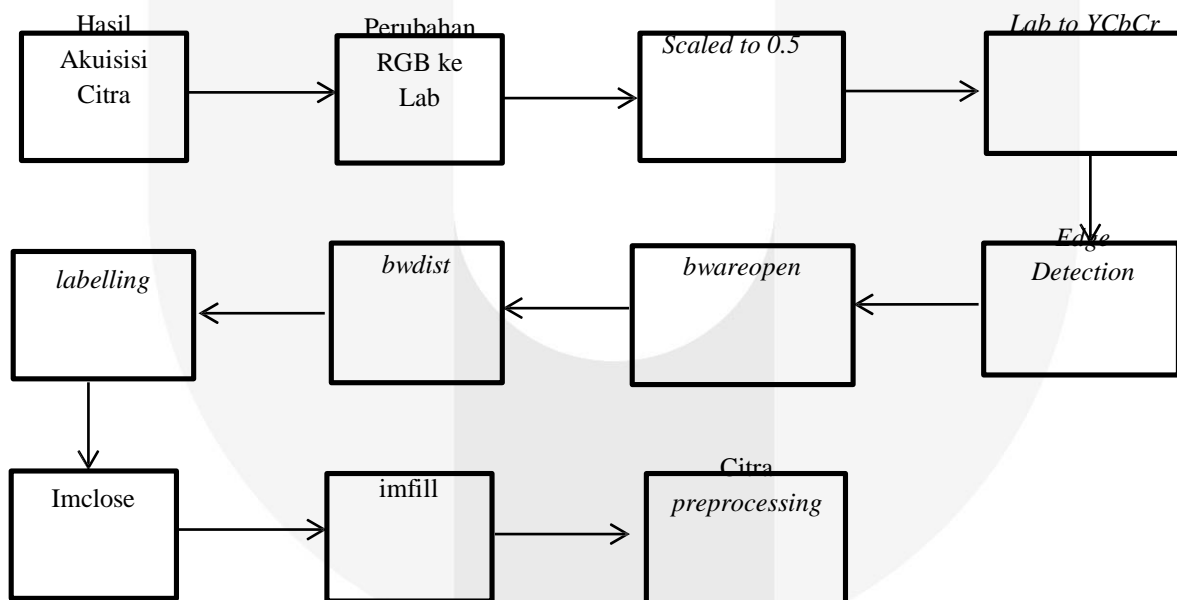
Tahap awal untuk mendapatkan citra digital adalah akuisisi citra. Fungsi dari akuisisi citra untuk mengambil, mengumpulkan dan menyiapkan data, lalu di proses untuk menghasilkan data yang dibutuhkan[3]. Pada tahap ini dilakukan pengambilan data secara langsung dengan menggunakan kamera Samsung ST-5000 beresolusi 16 mp di Rumah Pemotongan Hewan, Badan Penanggulangan dan Pertaahanan Pangan Ternak (BPP-PT), Bandung dengan bentuk foto sapi yang kemudian dimasukkan ke dalam laptop atau pc dengan format *.jpg. Citra digital tersebut memiliki ukuran yang berbeda-beda dan tingkat kehalusan pun berbeda pula. Hal ini diakibatkan dari keterbatasan dari individu yang mengambil gambar. Oleh karena itu, hasil citra digital tersebut telah dilakukan penyetaraan resolusi citra dan pemilihan gambar yang paling baik sehingga proses deteksi akan lebih mudah.



Gambar 2.2 proses akuisisi citra sapi

2.3 Pre-processing

Tujuan dari *Pre-processing* adalah meningkatkan kualitas citra masukan yang diperoleh. Blok diagram sistem dapat dilihat sebagai berikut:



Gambar 2.3 blok diagram sistem *pre processing*

Proses dari *pre-processing* yang dilakukan pada citra hasil proses akuisisi adalah :

1. Perubahan RGB ke Lab, Pertama nilai RGB atau CMYK harus diubah ke ruang warna absolut tertentu, seperti sRGB. Penyesuaian ini akan menjadi ketergantungan perangkat, tetapi data yang dihasilkan dari transformasi akan bebas dari ketergantungan perangkat, yang memungkinkan data yang akan ditransformasikan ke ruang warna CIE 1931 dan kemudian diubah menjadi $L * a * b$.
2. *Scaled to 0.5*, ukuran gambar di perkecil 0.5 dari ukuran aslinya, hal ini bertujuan untuk mempercepat waktu komputasi sistem

3. *Lab to YCbCr*, yaitu proses untuk mengubah format warna dari Lab menjadi *YCbCr*.
4. *Edge detection*, yaitu proses untuk melingkupi informasi di dalam citra. Tepi mencirikan batas objek dan karena itu tepi berguna untuk proses segmentasi dan identifikasi objek di dalam citra.
5. *Bwareopen*, Untuk menghilangkan object kecil pada matriks citra yang dihasilkan pada tahap sebelumnya
6. *Bwdist*, menghitung jarak transformasiA Euclidean dari BW citra biner .
7. Langkah selanjutnya adalah memberikan label (*labelling*) dan memilih bagian terbesar
8. *Imclose*, berfungsi untuk menghaluskan garis-garis bentuk
9. *Imfill*, untuk memperbaiki/merekonstruksi citra kembali setelah pada proses sebelumnya citra masih belum baik

2.4 Segmentasi citra

Segmentasi citra merupakan pembagian atau pemisahan citra menjadi atribut yang memiliki daerah yang sama. Atribut yang paling dasar untuk segmentasi citra adalah pencahayaan amplitudo untuk citra monokrom dan komponen warna untuk citra berwarna. Tepi dari citra dan tekstur juga merupakan atribut yang berguna untuk segmentasi. [3]

Segmentasi tidak melibatkan pengklasifikasian pada setiap segmennya. Segmentasi hanya membagi sebuah gambar tidak digunakan untuk mengenali segmen individu atau hubungan mereka satu sama lain. Daerah yang berdekatan harus memiliki nilai yang berbeda secara signifikan sehubungan dengan karakteristik mereka yang seragam. Batas setiap segmen harus sederhana, tidak compang-camping, dan harus akurat secara spasial.[4]

Pada tugas akhir ini, metode *K Means Clustering* belum memberikan keluaran hasil segmentasi yang maksimal. Maka dari itu, penulis menambahkan metode *morphological active contour* agar mendapatkan hasil segmentasi yang lebih baik untuk dilanjutkan ke pemrosesan selanjutnya

2.4.1 K Means Clustering [2][4]

K-Means merupakan salah satu metode data clustering non hirarki yang berusaha mempartisi data yang ada kedalam bentuk satu atau lebih *cluster*/kelompok. Metode ini mempartisi data kedalam *cluster*/kelompok sehingga data yang memiliki karakteristik yang sama dikelompokkan kedalam satu *cluster* yang sama dan data yang mempunyai karakteristik yang berbeda dikelompokkan kedalam kelompok yang lain. Tujuan dari data clustering ini adalah untuk meminimalisasikan *objective function* yang diset dalam proses *clustering*, yang pada umumnya berusaha meminimalisasikan variasi di dalam suatu cluster dan memaksimalkan variasi antar cluster.

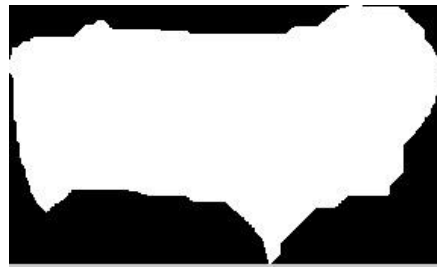


Gambar 2.4 hasil dari *K Means Clustering*

2.4.2 Active Contour [3]

Kontur aktif (*active contour*), yang juga dikenal sebagai deformable model atau snake adalah metode yang digunakan untuk melakukan proses segmentasi dengan cara menempatkan sebuah kurva inisial di dalam sebuah citra. Kurva inisial tersebut kemudian dibiarkan berevolusi untuk meminimalisasi energi total yang didefinisikan pada objek tersebut. Idealnya, energi pada objek akan minimal apabila kontur mempunyai bentuk regular (halus) dan berada di objek yang akan dideteksi.

Ada dua metode untuk kontur aktif yaitu *edge-based* dan *region-based*. Kontur aktif yang menggunakan *edge-based* adalah metode yang menggunakan deteksi tepi yaitu tergantung pada gradien gambar untuk menghentikan kurva berkembang di perbatasan dari objek yang diinginkan. Sedangkan *region-based* bukan mencari tepi tetapi melakukan deteksi terhadap *foreground* dan *background* dari citra. Proses yang dilakukan adalah mulai dengan mask awal (misalnya persegi a) direpresentasikan dalam bentuk kurva tertutup, dan secara iteratif memodifikasi mask yang mengakibatkan operasi menyusut atau mengembang sampai dengan objek yang diinginkan.



Gambar 2.5 hasil dari active contour

2.5 Multiclass Support Vector Machine (SVM) [5]

SVM saat pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik, hanya dapat mengklasifikasikan data ke dalam dua kelas (klasifikasi biner). Namun, penelitian lebih lanjut untuk mengembangkan SVM sehingga bisa mengklasifikasi data yang memiliki lebih dari dua kelas, terus dilakukan. Ada dua pilihan untuk mengimplementasikan multi class SVM yaitu dengan menggabungkan beberapa SVM biner atau menggabungkan semua data yang terdiri dari beberapa kelas ke dalam sebuah bentuk permasalahan optimasi. Namun, pada pendekatan yang kedua permasalahan optimasi yang harus diselesaikan jauh lebih rumit.

Berikut ini adalah metode yang umum digunakan untuk mengimplementasikan multi class SVM dengan pendekatan yang pertama:

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

Dengan menggunakan metode ini, dibangun k buah model SVM biner (k adalah jumlah kelas) .

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.

2.6 Performansi Sistem

Untuk mengetahui dan mengevaluasi performansi sistem yang akan dibuat, dilakukan pengujian terhadap data latih dan uji berdasarkan metode *K Means Clustering* dan klasifikasi *Multiclass SVM* dalam mendeteksi berat karks sapi. Sementara *software* yang dipakai adalah Matlab. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui kelebihan serta kekurangan sistem. Parameter dari performansi sistem adalah sebagai berikut :

1. Akurasi Sistem

Akurasi merupakan ukuran ketepatan sistem dalam mengenali masukan yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Persamaan dalam matematisnya adalah:

$$\% \text{ Akurasi} = \left| \frac{\text{Jumlah Data Benar}}{\text{Jumlah Data}} \right| \times 100\%$$

$$\text{Accuracy} = 100 - \% \text{ Error}$$

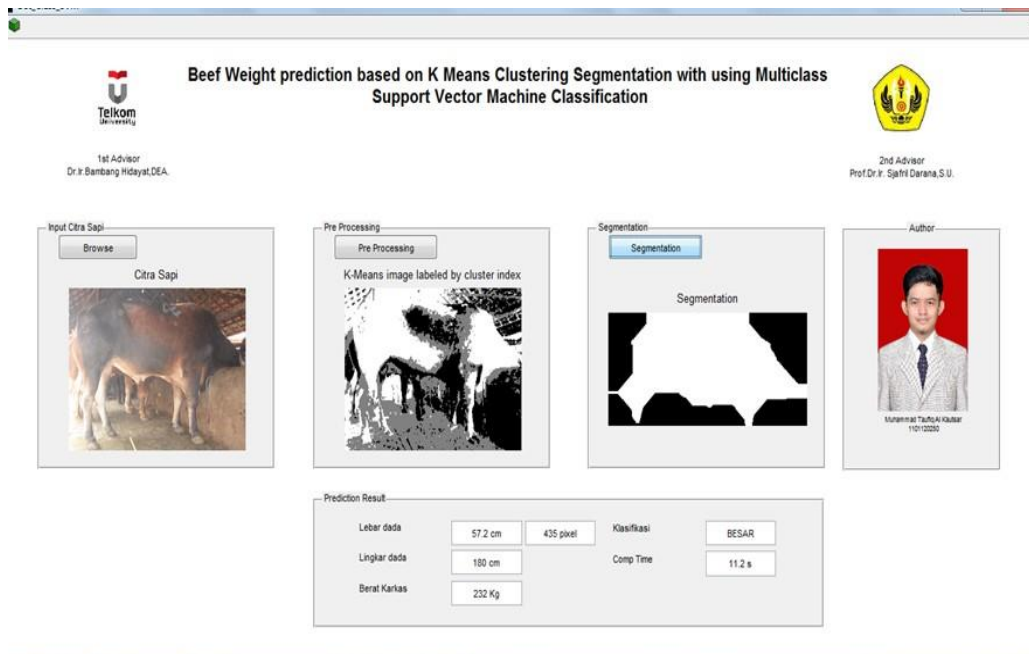
2. Waktu Komputasi

Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan sistem untuk melakukan process atau pekerjaan yang diberikan.

$$\text{Waktu Komputasi} = \text{Waktu Akhir} - \text{Waktu Awal}$$

3. Bentuk keluaran sistem

Semua hasil dari semua tahapan proses segmentasi dan klasifikasi akan ditampilkan dalam bentuk *Graphic User Interface (GUI)* yang dirancang dalam software MATLAB. Gambar 3.7 merupakan tampilan dari *Graphic User Interface (GUI)* yang telah dirancang, didapatkan hasil lebar dada dalam piksel, lebar dada dalam cm, lingkaran dada, klasifikasi berat dan waktu komputasi.

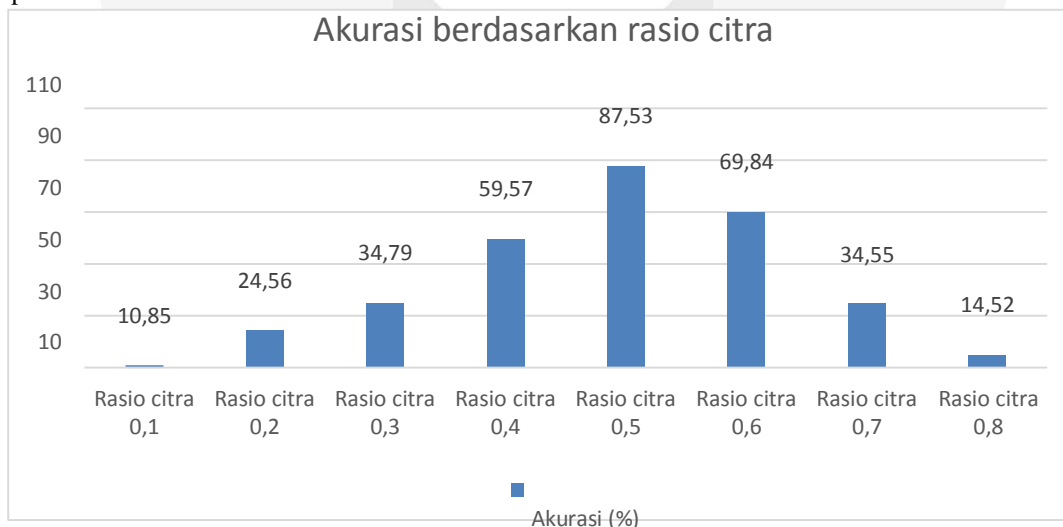


Gambar 2.6 Bentuk keluaran sistem

3. Analisis dan Hasil Performansi

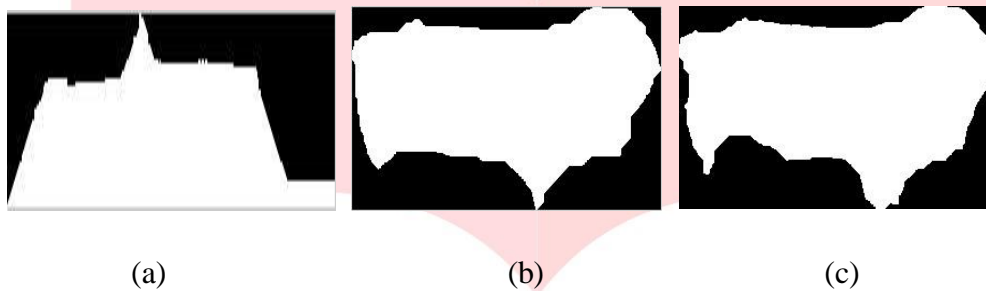
3.1 Pengujian dan analisis pengaruh ukuran gambar terhadap akurasi berat sapi.

Dalam skenario ini dilakukan pengujian 17 ukuran gambar berdasarkan ratio gambar yaitu 0.1 sampai 0.9. Dalam pengujian digunakan sebanyak 17 citra sapi dengan berat berbeda-beda yang masing-masing terdiri dari citra samping. Parameter K-Means yang digunakan untuk segmentasi yaitu dengan jumlah titik centroid (K) sebesar 3. Hasil akurasi rata-rata dilaporkan pada gambar 3.1 sedangkan untuk berat karkas masing-masing sapi dilampirkan.



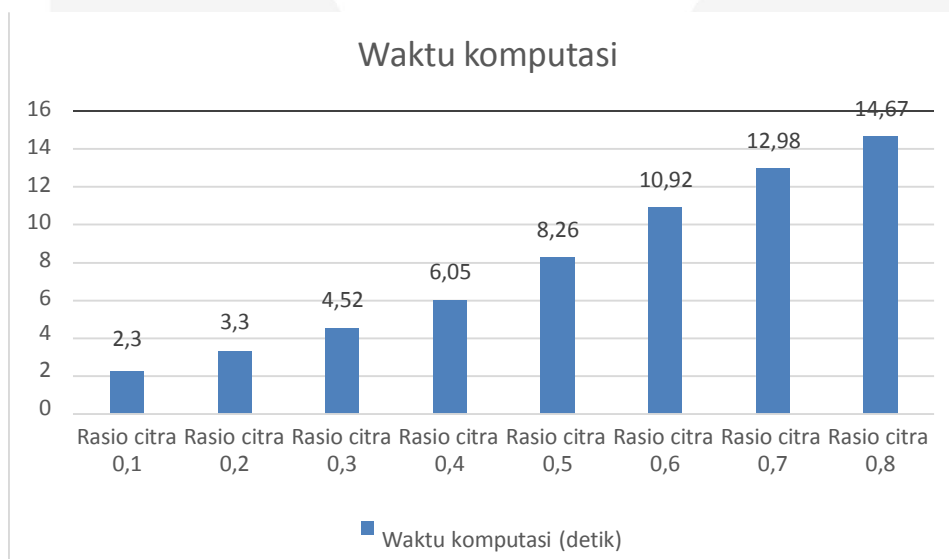
Gambar 3.1 hasil pengujian terhadap rasio gambar

Gambar 3.1 melaporkan hasil akurasi berat karkas sapi dengan menggunakan 1 jenis perhitungan yaitu perhitungan penelitian saat ini, yang mengacu pada rumus Schoorl. Hasil akurasi yang paling baik ketika ratio gambar diubah menjadi 0.5. Pada Gambar 3.1 akurasi berat karkas meningkat saat nilai ukuran citra latih meningkat dari 0.1 ke 0.5 karena hasil segmentasi pada ukuran citra yang lebih kecil memiliki hasil segmentasi yang kurang baik dikarenakan resolusi citra yang terlalu kecil. Selanjutnya dari ukuran rasio 0.5 sampai 0.9 akurasi menurun dikarenakan segmentasi citra sapi semakin meluas ke background sehingga yang bukan termasuk sapi juga ikut tersegmentasi sebagai sapi. Berikut perbedaan hasil segmentasi samping untuk ukuran 0.1, 0.5 dan 0.9.



Gambar 3.2 (a) ratio 0,1 (b) ratio 0,5 (c) ratio 0,9

Dari gambar 3.1 dan gambar 3.2 disimpulkan nilai rasio ukuran yang baik adalah 0.5. Selanjutnya digunakan ukuran 0.5 karena merupakan hasil optimal berdasarkan pengujian ukuran citra. Untuk hasil pengujian waktu komputasi pada skenario ini dilaporkan pada gambar 3.3.

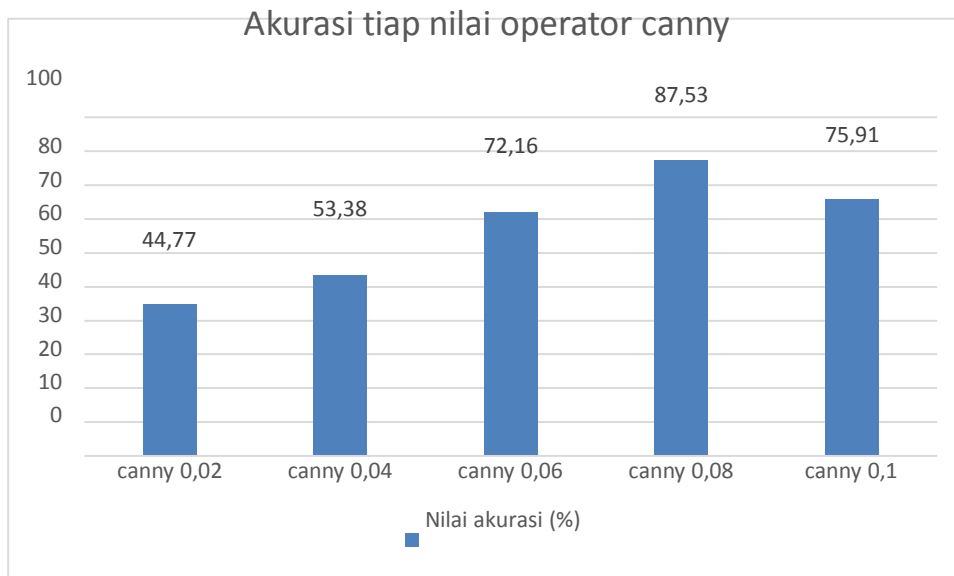


Gambar 3.3 waktu komputasi berdasarkan rasio sistem

Dari gambar 3.1 dan 3.3, dapat disimpulkan bahwa untuk pengujian sistem dengan mengganti ratio atau ukuran gambar didapatkan hasil terbaik yaitu dengan menggunakan ratio gambar 0,5.

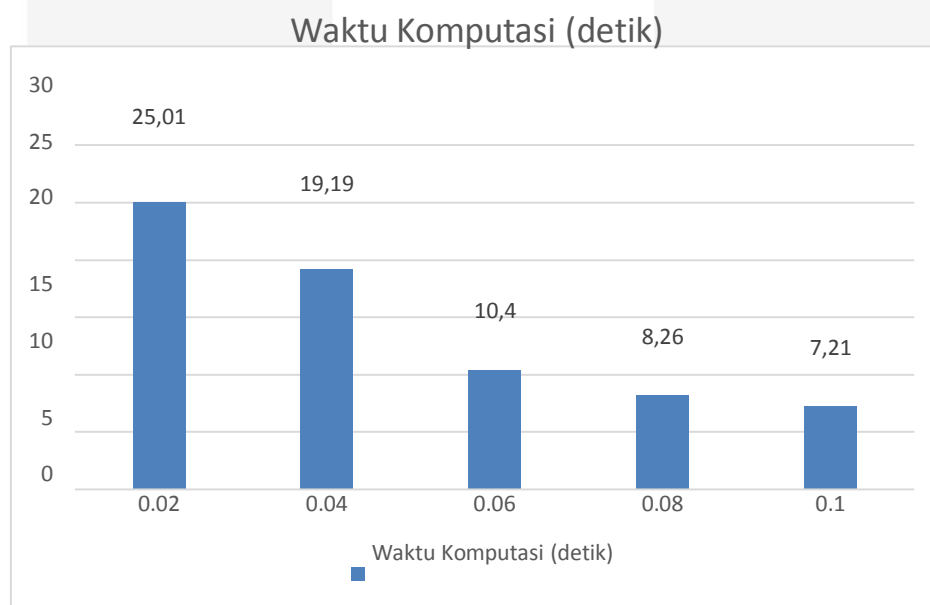
3.2 Pengujian dan analisis pengaruh operator canny terhadap waktu komputasi sistem

Dalam skenario ini dilakukan pengujian 5 nilai operator canny yaitu 0,02;0,04;0,06;0,08;0,1 . Dalam pengujian digunakan sebanyak 17 citra sapi dengan berat karkas berbeda-beda yang masing-masing terdiri dari citra samping nya saja. Ukuran gambar yang digunakan rasio 0.5.



Gambar 3.4 Akurasi tiap operator canny

Dari gambar 3.4, setelah dilakukan pengujian dengan mengubah nilai operator canny menjadi 0,02 – 0,1 dengan selang nilai sebesar 0,02, maka didapatkan hasil terbaik dari pengujian ini yaitu dengan menggunakan operator canny 0,08. Pemilihan operator canny dibandingkan dengan operator lain nya seperti sobel, prewitt, dll dikarenakan dengan canny memungkinkan dihasilkan jarak yang minimum antara tepi yang dideteksi dengan tepi yang asli. Selain itu, hanya ada satu respon untuk tiap tepi. Sehingga mudah di deteksi dan tidak menimbulkan kerancuan pada sistem.

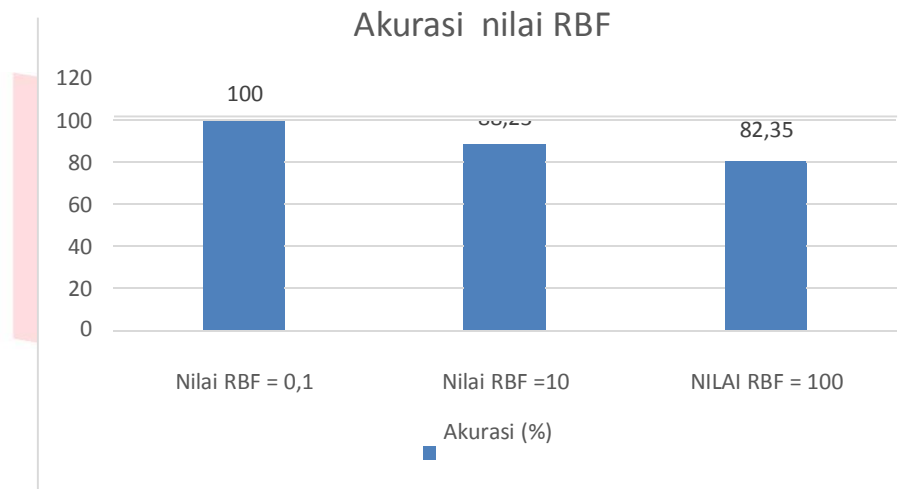


Gambar 3.5 Waktu komputasi tiap operator canny

Dari gambar 3.5, dapat ditarik kesimpulan bahwa semakin besar nilai operator canny yang diberikan maka semakin sedikit waktu komputasi yang dibutuhkan untuk sebuah sistem melakukan prosesnya. Hal itu dikarenakan, operator canny dapat lebih cepat mendeteksi batas batas tepi yang akan digunakan

3.3 Pengujian akurasi sistem klasifikasi SVM

Pengujian akurasi dilakukan dengan mengubah banyak data latih dan nilai RBF pada SVM. Pada bagian ini akan dilihat pengaruh perubahan nilai parameter RBF (*Radial Basis Function*) pada SVM terhadap akurasi yang diperoleh. Hasil pengujian dilaporkan pada gambar 3.6.



Gambar 3.6 Akurasi nilai RBF

Dari gambar 4.7 dapat disimpulkan bahwa semakin besar nilai *Radial Basis Function* (RBF), maka tingkat akurasi pengklasifikasian dari sistem ini akan semakin kecil, meskipun grafiknya tidak menurun secara drastis. Penggunaan RBF ini diharapkan bahwa kasus yang *non linearly separable* pada ruang input diharapkan menjadi *linearly separable* pada ruang fitur. Selanjutnya kita dapat menggunakan *hyperplane* sebagai *decision boundary* secara efisien

4. Kesimpulan

Dari hasil analisis terhadap pengujian yang dilakukan pada sistem Estimasi berat karkas sapi menggunakan metode *k-means clustering* dan klasifikasi *svm multiclass* maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Algoritma *K-Means Clustering* dapat digunakan dengan tingkat error sebesar 12,47%, merupakan yang paling baik jika dipadukan dengan rumus *schoorl* (87,53%) dengan ratio gambar 0.5.
2. Waktu Komputasi dipengaruhi oleh besarnya ratio dari citra uji, semakin besar ukuran dari foto yang akan di proses maka akan semakin lama juga waktu komputasi systemnya.
3. Semakin banyak data latih yang digunakan oleh sistem, maka akurasi dari *multiclass svm (OAA)* nya juga akan semakin baik.
4. Banyak sampel atau data yang digunakan dalam proses klasifikasi, tidak berpengaruh terhadap waktu komputasi pelatihan sistem

Daftar Pustaka

- [1] Awaludin dan Panjaitan, Tanda. 2010. *Petunjuk praktis pengukuran ternak sapi potong*. Mataram. Balai Pengkajian Teknologi Pertanian.
- [2] Chitade, Anil. 2010. Colour Based Image Segmentation Using K-means Clustering. *International Journal of Engineering Science and Technology*
- [3] Gonzales, Rafael dan Woods, Richard. 2002. *Digital Image Processing Second Edition*. Prentice Hall.
- [4] Islami, Iqbal. 2016. "Analisis dan simulasi deteksi vegetasi berdasarkan warna untuk ruang terbuka hijau menggunakan k means clustering.". Bandung. Universitas Telkom.
- [5] Sembiring, Krisantus. 2007. *Tutorial penerapan Teknik Support Vector Machine untuk Pendeteksian Intrusi pada Jaringan*. Sekolah Teknik Elektronika dan Informatika. Institut Teknologi Bandung