

ESTIMASI BERAT KARKAS SAPI BERDASARKAN SEGMENTASI GRAPH PARTITIONING DENGAN KLASIFIKASI KNN

BEEF CARCASS WEIGHT ESTIMATION BASED ON GRAPH PARTITIONING SEGMENTATION WITH KNN CLASSIFICATION

Sri Muliawati¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA.², Prof. Dr. Ir. Sjafril Darana, S.U.³

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

³Fakultas Peternakan, Universitas Padjajaran

¹srimuliawati@students.telkomuniversity.ac.id ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id ³sjafrildaran@yahoo.com

Abstrak

Ternak bisa dibagi menjadi dua, yaitu ternak dengan ukuran kecil dan ternak dengan ukuran besar. Ternak ukuran kecil contohnya adalah kelinci, domba, dan kambing. Sedang ternak ukuran besar contohnya adalah sapi. Mengukur berat ternak ukuran kecil lebih mudah, sedang yang ukuran besar sedikit lebih sulit.

Berat seekor sapi dapat diperkirakan dengan mengukur lingkaran dada dan panjang badan dari masing-masing sapi. Sedang berat karkas sendiri berkisar antara 52-58% dari bobot hidup sapi. Cara lain adalah penimbangan dengan menggunakan timbangan yang dinilai masih kurang efisien karena ukuran timbangan yang cukup besar dan tidak fleksibel untuk dibawa-bawa. Untuk mendapat cara yang lebih praktis, bidang teknologi dapat diimplementasikan untuk membantu memberi alternatif solusi atas permasalahan tersebut. Dengan pengolahan citra, bisa diketahui ukuran fisik dari sapi yang tampak dalam gambar dua dimensi.

Dalam Tugas Akhir ini, penulis membahas bagaimana mengestimasi berat karkas yang dihasilkan dari seekor sapi. Terdapat beberapa metode yang bisa digunakan untuk mengestimasi berat karkas sapi. Pada Tugas Akhir ini penulis menggunakan metode *Graph Partitioning* dengan klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (K-NN) yang diawali dengan *preprocessing* yang terdiri dari operasi *resize* dan *contrast stretching*.

Hasil penelitian Tugas Akhir ini didapatkan nilai akurasi estimasi berat karkas sapi adalah sebesar 82.19% dengan waktu komputasi 21.44 detik. Diharapkan dengan kemampuan sistem ini, dapat membantu penjual ataupun pembeli sapi untuk mengetahui berat karkas sapi dengan cara yang lebih efisien.

Kata kunci : *Segmentasi, Graph partitioning, Klasifikasi, K-NN*

Abstract

Livestock can be divided into two groups, small-size livestock and large-size livestock. Small-size livestock examples are rabbits, sheeps, and goats. Large-size livestock example is cattle. Measure the weight of a small-size livestock more easily, while the large-size livestock was a little more difficult.

A cattle weight can be obtained by measuring the circumference of the chest and the length of each cattle. And the weight of the carcass itself ranged between 52-58% of the live weight of the cattle. The other way to measure the weight is using scales that assessed less efficient due to the size of the scales are fairly large and inflexible to carry around. To get a more practical way, technology can be implemented to help give alternative solutions to these problems. With image processing, the physical size of the cattle can be known in two dimensional pictures.

In this final project, the author discusses how to estimate the carcass weight derived from cattle. There are several methods that can be used to estimate this carcass weight. In this final project authors use Graph Partitioning methods with K-Nearest Neighbor (K-NN) classification begin with the preprocessing consists of resize operations and contrast stretching.

This final project research results obtained the value of estimated accuracy of the carcass weight is 82.19% with computing time 21,44 seconds. Expected with the capabilities of this system, can help the seller or the buyer to know the weight of the beef carcass in efficient way.

Keywords : *Segmentation, GraphPartitioning, Classification, K-NN.*

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Agribisnis sapi di Indonesia mempunyai prospek yang sangat besar, karena permintaan produk daging, susu, maupun kulit terus meningkat seiring dengan pertumbuhan penduduk. Salah satu kriteria kesuksesan agribisnis ini adalah sapi yang sehat dengan berat karkas yang besar.

Mengetahui berat karkas dari seekor sapi merupakan pengetahuan yang penting bagi peternak maupun calon pembeli. Di sisi peternak, hal itu sangat penting untuk menghindari kerugian kalau pada saat dijual tidak mendapatkan untung karena menjual sapi dengan harga terlalu rendah. Hal ini juga dapat digunakan peternak sebagai indikator keberhasilan manajemen pemeliharaan ternaknya. Sedang di sisi pembeli, pengetahuan ini juga penting untuk mendapat keakuratan penaksiran berat karkas yang akan didapatkan saat sapi tersebut dipotong. Contohnya saat ingin memasuki hari raya Idul Adha. Sebab, sasarannya adalah kepada berapa orang dagingnya akan dibagikan.

Idealnya, sebaiknya sapi ditimbang sehingga menentukan harganya bisa dengan cara mengalikannya dengan harga berat hidup per kg yang berlaku saat itu. Namun seringkali yang terjadi di lapangan tidaklah menggunakan timbangan, tetapi hanya dengan taksiran berat badan, sehingga bagi yang tidak terbiasa membeli sapi bisa saja terkecoh membeli sapi terlalu mahal.

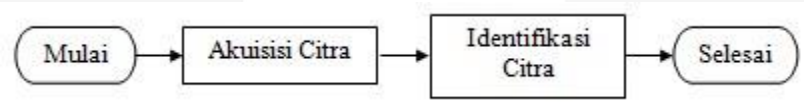
Cara mengetahui atau menaksir bobot sapi sendiri sebenarnya dapat dilakukan dengan beberapa cara. Di antaranya dengan menggunakan timbangan sapi, dengan hanya melihat visual sapi, dan juga bisa dengan menggunakan teknik pengukuran badan sapi. Sampai saat ini, menggunakan timbangan sapi adalah cara yang paling akurat, tetapi cara ini kurang praktis, karena timbangan yang berukuran besar dan akan menyulitkan jika harus membawanya kemana-mana. Untuk cara kedua, yaitu hanya dengan melihat visual sapi, biasanya digunakan untuk yang sudah mahir. Sedangkan untuk pembeli yang sama sekali tidak ada pengalaman menaksir berat sapi, bisa menggunakan teknik pengukuran badan sapi. Sudah tersedia beberapa rumus menentukan berat sapi, seperti Rumus *Schoorl*, Rumus *Winter*, dan Rumus *Lambourne* [1].

Berawal dari permasalahan tersebut, maka penulis membuat 'Estimasi Berat Karkas Sapi Berdasarkan Segmentasi *Graph Partitioning* dan Klasifikasi *K-NN*', yaitu suatu aplikasi matlab yang dapat memudahkan untuk mengestimasi berat karkas sapi dari sebuah citra dua dimensi. Diharapkan pengimplementasian sistem estimasi ini memiliki tingkat akurasi yang cukup baik.

2. Perancangan Sistem

2.1. Gambaran Umum

Pada perancangan dan implementasi sistem, dijelaskan secara umum tentang alur atau tahapan sistem yang sudah diteliti dari penelitian ini. Gambaran umum dari perancangan sistem secara umum dapat dilihat pada diagram alur berikut ini:



Gambar 1 Diagram Blok Sistem

Padagambar diagram alur di atas dapat dilihat blok sistem secara umum, dalam penelitian ini dipakai metode *Graph Partitioning* untuk segmentasi citradan *K-NN* untuk klasifikasi.

2.2. Akuisisi Citra

Proses akuisisi berasal dari gambar yang diambil menggunakan kamera Samsung ST500. Sapi yang digunakan merupakan milik Dinas Pertanian dan Ketahanan Pangan Kota Bandung.

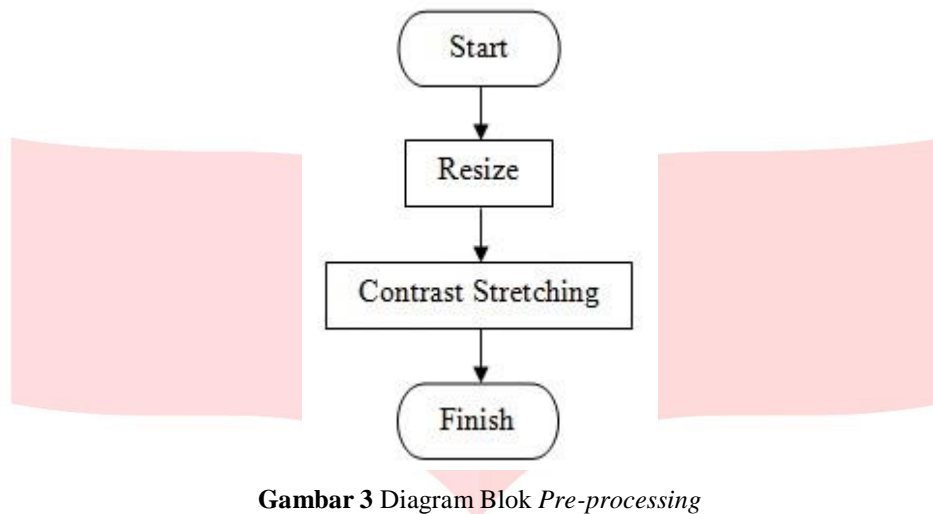


Gambar 2 Citra Hasil Akuisisi

Gambar yang didapat dari proses akuisisi menggunakan kamera kemudian masuk ke tahap selanjutnya yaitu *Pre-processing*.

2.3. Pre-processing

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



Gambar 3 Diagram Blok *Pre-processing*

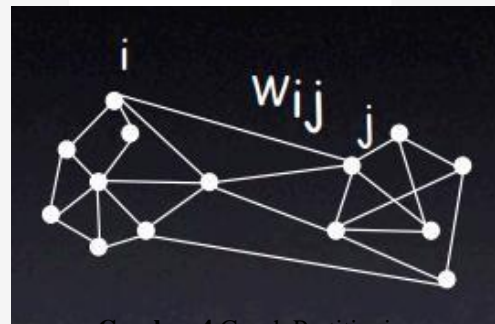
Dalam program ini digunakan setelah dilakukan *resize*, dilakukan *Contrast Stretching* untuk mendapatkan citra baru dengan kontras yang lebih baik daripada kontras dari citra asalnya [2].

Ide dari proses *contrast stretching* adalah untuk meningkatkan bidang dinamika dari grey level di dalam citra yang akan diproses.

2.4. Graph Partitioning

Untuk segmentasi citra bisa digunakan beberapa metode, salah satu metodenya adalah *Graph Partitioning*. *Graph Partitioning* adalah pengelompokan semua node dalam grafik menjadi dua atau lebih bagian berdasarkan kriteria tertentu. Teknik *graphic cut* digunakan untuk membagi grafiknya. Metode *minimum cut* memberikan partisi yang seimbang, jadi untuk mengatasi partisi yang tidak seimbang, metode *minimum cut* digunakan. [3]

Grouping bisa menjadi formula dari permasalahan *Graph Partitioning* dan optimalisasi. Formulasi teori grafik untuk segmentasi citra adalah sebagai berikut: [4]



Gambar 4 Graph Partitioning

1. Himpunan grafik titik-titik dirumuskan dalam

$$G = (V, E, W)$$

Persamaan tersebut merepresentasikan sebuah citra. Untuk setiap piksel pada citra, V sudah diatur. Dua piksel terhubung pada E dan *weight* pada w , ditentukan berdasarkan data citranya. Konektivitas dari grafiknya, E , dihasilkan dengan menghubungkan piksel mencapai 15 persen dari piksel ketetanggannya dalam radius 10 piksel.

2. Tepi-tepinya dibentuk dari setiap pasang *node* yang menghasilkan grafik yang lengkap.
3. W_{ij} adalah fungsi dari kesamaan antara *node* i dan *node* j
4. Partisi himpunan menguraikan V_1, V_2, \dots, V_k dimana oleh beberapa ukuran terdapat kesamaan dalam satu simpul, V_i dimasukkan ke tinggi, dan V_j dimasukkan ke rendah.

2.5. Pendeteksian Tepi

Faktor kunci dalam mengekstraksi ciri adalah kemampuan mendeteksi keberadaan tepi dari objek di dalam citra. Tujuan pendeteksian tepi adalah untuk meningkatkan penampakan garis batas suatu daerah atau objek di dalam citra.

Untuk mendeteksi tepi-tepi pada citra ini dapat digunakan metode Sobel, Prewitt, Laplacian of Gaussian, Canny, dan lain-lain. Dalam tugas akhir ini menggunakan deteksi tepi dengan metode canny.

Ada beberapa kriteria pendeteksi yang paling optimum yang dapat dipenuhi oleh algoritma canny: [7]

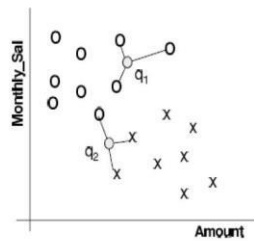
1. Mendeteksi dengan baik.
2. Melokalisasi dengan baik.
3. Respon yang jelas.

2.6. K-Nearest Neighbour (KNN)

Algoritma *k-Nearest Neighbor (k-NN)* adalah metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan suatu data. Pada data latih biasanya diambil lebih dari satu tetangga terdekat dengan data uji, kemudian akan digunakan algoritma ini untuk ditentukan kelasnya. [5]

Klasifikasi *k-NN* mempunyai dua langkah, yaitu: [6]

1. Menentukan tetangga-tetangga terdekat dari data tersebut.
2. Menentukan kelas dari masing-masing tetangga terdekat tersebut.



Gambar 5 Klasifikasi K-NN

Pada Gambar 5, pada q2 penentuan kelas sangat mudah, yaitu dengan *votting* mayoritas sederhana yaitu dengan membandingkan jumlah kelas X terdekat ada dua dan jumlah kelas O ada satu buah, jadi dapat diambil kesimpulan bahwa q2 adalah kelas X.

Pada *k-NN* terdapat beberapa aturan jarak yang dapat digunakan, yaitu:

1. *Euclidean Distance*, dengan rumus:

$$L_2(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^d (x_i - y_i)^2}$$

2. *City Block* atau *manhattan distance*, dengan rumus:

$$L_1(X, Y) = \sum_{i=1}^d |x_i - y_i|$$

3. *Cosine*, dengan rumus:

$$\cos(d_i, d_j) = \frac{\sum_k x_{i,k} \cdot y_{j,k}}{\sqrt{\sum_k x_{i,k}^2} \sqrt{\sum_k y_{j,k}^2}}$$

Pada penelitian ini dilakukan pengelompokan berdasarkan tiga kelas yaitu kelas besar, sedang, dan kecil. Pada tahap pelatihan, data hasil ekstraksi ciri dimasukkan ke dalam sebuah database, sedangkan pada saat uji, hasil dari ekstraksi ciri dihitung jaraknya berdasarkan jarak terdekatnya dari hasil uji latih sebelumnya

2.1 Performansi Sistem

Untuk mengevaluasi performansi sistem yang dibahas, dilakukan pengujian terhadap data latih dan data uji menggunakan software Matlab berdasarkan metode *Graph Partitioning* dan klasifikasi K-NN untuk mengestimasi berat sapi. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui kelebihan dan kekurangan sistem. Performansi sistem diukur berdasarkan parameter sebagai berikut:

1. Akurasi Sistem

Error adalah deviasi dari akurasi atau tingkat koreksi. Persamaan untuk *error* adalah sebagai berikut:

$$\% \text{Error} = \left| \frac{\text{Jumlah Data yang Salah} - \text{Jumlah Data yang Benar}}{\text{Jumlah Data}} \right| \times 100\%$$

Sedangkan akurasi merupakan ukuran ketepatan sistem dalam mengenali masukan yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\% \text{Akurasi} = 1 - \% \text{Error}$$

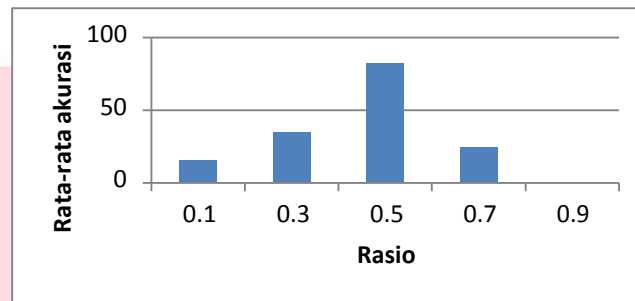
2. Waktu Komputasi

Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan sistem untuk melakukan suatu proses. Pada sistem ini, waktu komputasi dihitung dengan menggunakan toolbox yang ada pada *Matlab*, sehingga akan didapatkan waktu komputasi sistem.

3. Analisis dan Hasil Performansi

3.1. Pengujian Ukuran Citra

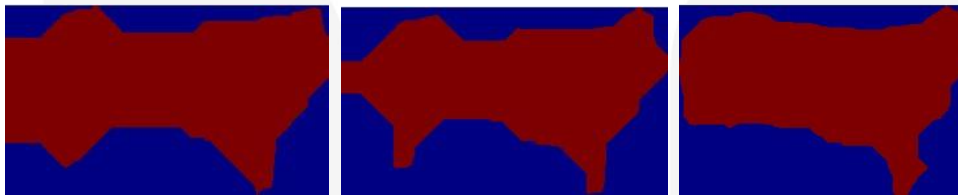
Dalam skenario ini dilakukan pengujian 17 ukuran gambar berdasarkan ratio gambar secara random yaitu dari 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, dan 0.9. Dalam pengujian digunakan sebanyak 17 citra sapi yang berbedadengan berat yang juga berbeda yang terdiri dari citra samping masing-masing sapi. Hasil akurasi rata-rata dilaporkan pada gambar 6:



Gambar 6 Akurasi Pengujian Ukuran Citra

Gambar 6 melaporkan hasil akurasi rata-rata dari bobot sapi dengan pengaruh perubahan rasio ukuran citra. Dapat dilihat bahwa rasio terbaik adalah sebesar 0.5 dengan akurasi sebesar 82.19%.

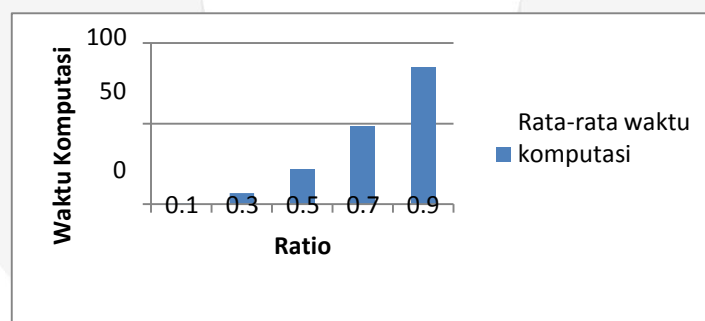
Pada Gambar 6 akurasi bobot meningkat saat nilai ukuran citra uji meningkat dari 0.1 ke 0.5 karena hasil segmentasi pada ukuran citra yang lebih kecil memiliki hasil segmentasi yang kurang baik dikarenakan resolusi citra yang terlalu kecil. Selanjutnya dari ukuran rasio 0.5 sampai 0.9 akurasi menurun dikarenakan segmentasi citra sapi semakin meluas ke background sehingga yang bukan termasuk sapi juga ikut tersegmentasi sebagai sapi. Bahkan saat rasio 0.9 nilai akurasi jauh di bawah 0%. Pada gambar 7, diperlihatkan perbedaan hasil segmentasi samping untuk ukuran 0.3, 0.5, dan 0.9.



Gambar 7 Citra sapi setelah disegmentasi

Dari gambar 7 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 8

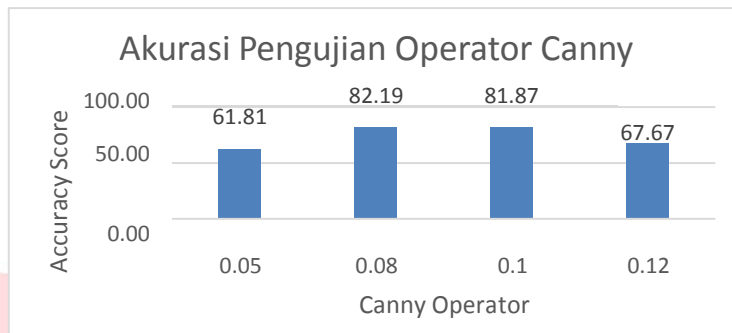


Gambar 7 waktu komputasi

Dari gambar 6 dan 7, dapat disimpulkan bahwa untuk pengujian sistem dengan mengganti ratio atau ukuran gambar didapatkan hasil terbaik yaitu dengan menggunakan ratio gambar 0,5 dengan akurasi 82.19 dan waktu komputasi 21.44 s.

3.2. Pengujian Nilai Operator Canny

Dalam skenario ini dilakukan pengujian 3 nilai operator canny yaitu 0.05, 0.08, 0.1 dan 0.12. Dalam pengujian digunakan sebanyak 17 citra sapi dari sapi yang berbeda dengan bobot berbeda-beda yang masing-masing terdiri dari citra samping saja. Ukuran gambar yang digunakan ratio 0.5.



Gambar 8 Akurasi Pengujian Operator Canny

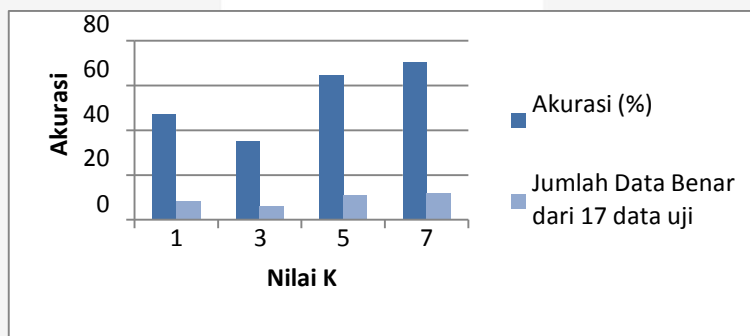
Dari gambar 4.4, setelah dilakukan pengujian dengan mengubah nilai operator canny menjadi 0.05, 0.08, 0.1, dan 0.12, maka didapatkan hasil terbaik dari pengujian ini yaitu dengan menggunakan operator canny 0,08. Pemilihan operator canny dibandingkan dengan operator lain nya seperti sobel, prewitt, dll 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.

3.3. Pengujian Hasil Akurasi Sistem K-NN

Berikut adalah hasil pengujian terhadap perubahan nilai k pada proses klasifikasi berat karkas. Pengujian pada tahap ini menggunakan 85 buah data latih dan 17 buah data uji dari sapi yang berbeda dengan jenis jarak Euclidean. Pada pengujian ini hasil pengujian ditampilkan pada tabel 1:

K	Akurasi (%)	Jumlah Data Benar dari 17 data uji
1	47.05	8
3	35.29	6
5	64.7	11
7	70.58	12

Tabel 1 Hasil sistem klasifikasi



Gambar 9 Perbandingan akurasi parameter nilai k pada KNN

Berdasarkan tabel 1 dan gambar 9, dapat dilihat hasil klasifikasi dengan KNN menggunakan nilai k=1, 3, 5, dan 7. Hasil akurasi tertinggi didapatkan saat menggunakan metode Euclidean dengan nilai k=7, yaitu 70.58%. Nilai k=7 berarti terdapat tujuh vector berdekatan yang digunakan sebagai pembandingan, dengan nilai tersebut maka sudah dapat mewakili vektor ciri dari berbagai kelas.

4. Kesimpulan

1. Setelah melakukan pengujian dan analisis pada sistem estimasi berat karkas sapi maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut: Implementasi metode menggunakan *Graph Partitioning* mampu mengestimasi berat daging sapi dengan akurasi terbaik yaitu 82.19% dan waktu komputasi 21.44 s.
2. Ukuran gambar paling baik adalah gambar dengan rasio 0.5.
3. 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 sistemnya.
4. Hasil akurasi terbaik menggunakan operator canny 0.08.
5. Nilai K paling baik adalah k=7 dengan jenis jarak Euclidean dengan akurasi 70.58%.

Daftar Pustaka

- [1] Yulianto, Purnawan dan Cahyo Saparinto. 2010. *Pembesaran Sapi Potong Secara Intensif*. Surabaya: Penebar.
- [2] Wakhidah, Nur, 2011, "Perbaikan Kualitas Citra Menggunakan Metode Contrast Stretching." *Jurnal Transformatika*. Volume 8, No. 2, <http://download.portalgaruda.org/article.php?article=316426&val=7612&title=PERBAIKAN%20KUALITAS%20CITRA%20MENGUNAKAN%20METODE%20CONTRAST%20STRETCHING>
- [3] Goh, Chun Fan, 2008, "Graph Partitioning and Image Segmentation". Massachusetts Institute of Technology, <http://dspace.mit.edu/handle/1721.1/7582>
- [4] Saraf, Yatharth, May 2006, "Algorithms for Image Segmentation". Birla Institute of Technology and Science.
- [5] Padraig. Cunningham, and Sarah Jane Delany, "*K-Nearest Neighbor Classifier*". (-): Technical Report UCD-CSI, vol. 4, pp. 1-2, 2007.
- [6] W. Hidayat, (2009). *Penerapan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Gambar Landscape Berdasarkan Fitur Warna dan Tekstur*. Bandung. Politeknik Telkom Bandung.
- [7] Rinaldi Munir, "Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik," Informatika: Bandung, 2004.