

ESTIMASI BOBOT KARKAS SAPI MENGGUNAKAN METODE FRAKTAL DAN KLASIFIKASI *K-NEAREST NEIGHBOR* (KNN) BERBASIS ANDROID

BEEF CATTLE CARCASS WEIGHT ESTIMATION USING FRACTAL METHOD AND K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) CLASSIFICATION BASED ON ANDROID

Auliado Centaury¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA², Dr.drh.Endang Yuni Setyowati ,M.Sc.Ag³

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

³Fakultas Peternakan, Universitas Padjadjaran

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

³endang.setyowati65@gmail.com

Abstrak

Sapi adalah hewan ternak yang cukup diminati oleh masyarakat Indonesia. Sapi merupakan ternak yang dipelihara terutama untuk menghasilkan daging dan susu yang sebagai bahan pangan manusia. Karkas adalah bagian ternak setelah disembelih yang terdiri dari daging dan tulang, tanpa kepala, kaki, kulit dan jeroan. Dewasa ini, pada peternakan sapi pedaging dalam melakukan penimbangan karkas sapi menggunakan alat konvensional. Mengetahui bobot karkas sapi dapat dilakukan dengan mengalikan bobot hidup sapi terhadap persentase karkas yang telah ditetapkan. Bobot hidup sapi dapat diketahui dengan cara penimbangan secara konvensional, perkiraan secara visual oleh manusia, dan perhitungan menggunakan rumus yang telah ditetapkan.

Perkembangan Teknologi dan Informasi yang pesat dan efisien dapat dirancang suatu sistem pengolahan citra digital untuk menentukan berat karkas sapi. Sistem yang dirancang membutuhkan *input* berupa citra sapi tampak samping dan menghasilkan *output* berupa bobot karkas beserta klasifikasi sapi berdasarkan bobot karkas yang diperoleh. Teknik perancangan sistem pada program aplikasi estimasi bobot karkas berbasis Android ini dengan menggunakan metode fraktal dan klasifikasi *K- Nearest Neighbor* (K-NN) mampu bekerja dengan mengklasifikasikan objek. Kalkulasi bobot karkas sapi menggunakan rumus *Schoorl*.

Program aplikasi yang diimplementasikan untuk mengestimasi bobot karkas sapi pedaging, dirancang berbasis Android. Kolaborasi dari metode fraktal dan klasifikasi *K-Nearest Neighbor* dapat menghasilkan suatu sistem yang memiliki akurasi estimasi bobot sapi sebesar 90.84% dengan waktu komputasi 10.63 detik.

Kata Kunci : Karkas ,Fraktal, K-Nearest Neighbor, Android

Abstract

Cattle are livestock that are quite interested by the people of Indonesia. Cow are livestock that are kept primarily to produce meat and milk as human food. Carcass is part of livestock after slaughter consisting of meat and bones, without head, legs, skin and offal. Nowadays, on broiler farms in conducting of cow carcasses using conventional tools. Knowing the weight of cow carcass can be done by multiplying the weight of the cow's life against the percentage of carcass that has been determined. The weight of a cow's life can be determined by conventional weighing, a visual estimate by humans, and calculations using a predefined formula.

Rapid and efficient Technology and Information Development can be designed a digital image processing system to determine the weight of cow carcass. The system is designed to require input in the form of cow image side view and produce the output of carcass weight and cow's classification based on the weight of carcass obtained. The system design technique in this Android-based carcass weighting application program using fractal method and K-Nearest Neighbor (K-NN) classification can work by classifying objects. Calculation of cow carcass weight using Schoorl formula.

Application program implemented to estimate carcass weight of beef carcass, designed based on Android. Collaboration of the fractal and K-Nearest Neighbor classification method can produce a system that has an accuracy of cattle weight estimation of 90.84% with computation time of 10.63 seconds.

Keywords : Carcass, Schoorl ,Fractal, K-Nearest Neighbor, Android

1. Pendahuluan

Sapi digolongkan sebagai hewan mamalia atau hewan menyusui. Sapi atau memiliki nama Latin Bos taurus dan Bos indicus merupakan kelompok hewan herbivora pemakan tumbuh-tumbuhan. Sapi adalah hewan ternak yang dipiara terutama untuk dimanfaatkan dagingnya untuk dikonsumsi manusia. Selain daging yang bisa dimanfaatkan dari sapi yaitu susu sebagai sumber protein, kulit untuk dibuat abon , jeroan, dan bahkan kotorannya digunakan untuk diolah menjadi gas untuk kompor serta pupuk kandang. Permintaan daging dari tahun ke tahun terus mengalami peningkatan seiring dengan pertambahan jumlah penduduk, pertumbuhan ekonomi dan juga kesadaran masyarakat terhadap pentingnya akan protein hewani.[1] Sekarang, sapi termasuk salah satu komoditas paling unggul di beberapa negara termasuk Indonesia.

Umumnya salah satu cara dalam mengetahui bobot karkas sapi masih digunakan dengan model konvensional. Penimbangan konvensional diterapkan di peternakan-peternakan modern baik skala menengah maupun besar juga diterapkan oleh peternak-peternak yang menginginkan kepastian harga. Cara yang kedua menggunakan pengukuran badan sapi yang kemudian dikonversikan dengan berat badan sapi. Umumnya cara bersangkutan dapat digunakan jika memang sama sekali tidak ada pengalaman menaksir sapi di pasar hewan. Mengetahui berat badan sapi sangatlah penting dilakukan oleh para pembeli maupun pemilik ternak sapi. Cara ketiga dalam menentukan bobot karkas sapi dapat ditentukan dengan cara perhitungan menggunakan Rumus *Schoorl, Denmark* dan *Winter*. Namun penggunaan ketiga rumus di atas harus melakukan pengukuran tubuh sapi secara manual dengan pita ukur.

Teknologi Informasi dan Komunikasi di Indonesia berkembang dengan pesat, salah satunya ada yang digunakan dalam program aplikasi untuk mendeteksi berat badan sapi dengan menggunakan *image processing*. Aplikasi yang berbasis *image processing* dapat mendeteksi berat badan sapi dengan mendeteksi foto yang telah diambil dari sisi samping sapi. Adanya *image processing* lebih mudah mengetahui bobot karkas sapi dan lebih modern. Dalam menentukan bobot karkas sapi digunakan metode fraktal dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk mengklasifikasi sapi berdasarkan bobot karkas dari proses program *image processing*. Fraktal mendefinisikan dimensi fraktal seperti dimensi-dimensi benda lain, tetapi bukan dalam bentuk bilangan bulat, melainkan pecahan.

Pemilihan metode fraktal sebagai ekstraksi ciri dengan metode *box counting* adalah metode penghitungan dimensi fraktal dengan membagi citra menjadi kotak-kotak kecil dalam berbagai variasi ukuran. Dimensi fraktal sendiri adalah sebuah jumlah kuantitatif yang menggambarkan suatu objek yang mengisi suatu ruang tertentu. Metode fraktal menyediakan kerangka untuk analisis fenomena alam pada berbagai bidang ilmu pengetahuan. Hal ini ditunjukkan pada persamaan yang digunakan oleh metode ini yaitu menggunakan logaritma berbasis bilangan natural atau yang lebih dikenal dengan bilangan Euler. Berdasarkan hal-hal tersebut, metode fraktal sering digunakan untuk menganalisis obyek-obyek yang tercipta secara alami. Penelitian menggunakan metode *box counting* diterapkan pada identifikasi karkas sapi dengan mengambil ciri dari citra sapi. Klasifikasi KNN dilakukan dengan mencari kelompok k objek dalam data training yang paling dekat (mirip) dengan objek pada data baru.[2].

2. Dasar Teori

2.1 Karkas Sapi

Karkas diartikan sebagai bagian tubuh ternak setelah mengalami pemotongan dikeluarkan darahnya dengan sempurna, pengkulitan pengeluaran jeroan, pemotongan kaki-kaki bagian bawah. Efisiensi produksi usaha sapi potong tercermin dari produksi karkas yang memiliki bobot dan persentase tinggi dan kualitas karkas yang baik [3]. Umur adalah salah satu faktor yang mempengaruhi pertumbuhan ternak. Pertumbuhan dinilai sebagai penambahan tinggi badan, panjang badan, lingkar dada dan bobot hidup yang terjadi pada ternak muda yang sehat serta diberi pakan, minuman, dan tempat berlindung secara layak. Selain umur, faktor bangsa, jenis kelamin dan jenis kelamin juga merupakan faktor penentu berat karkas sapi[4]. Seekor sapi dianggap baik bila dapat menghasilkan karkas sebesar 59% dari bobot tubuhnya dan akhirnya akan diperoleh 46,50% rechan daging yang dikonsumsi.[5]



Gambar 2.1 Sapi

Bobot sapi yang masih hidup dapat dihitung dengan menggunakan rumus yang telah ditetapkan sebagai berikut :

$$1. \text{ Rumus Schoorl : } BB = \frac{(LD + 22)^2}{100} \quad (2)$$

Keterangan :

- a) BB = Bobot Badan (kg)
- b) LD = Lingkar Dada (cm)

2.2 Citra Digital

Pengolahan citra digital (*Digital Image Processing*) adalah sebuah disiplin ilmu yang mempelajari tentang teknik-teknik mengolah citra. Citra yang dimaksud disini adalah gambar diam (foto) maupun gambar bergerak (yang berasal dari webcam). Sedangkan digital disini mempunyai maksud bahwa pengolahan citra/gambar dilakukan secara digital menggunakan komputer. Secara matematis, citra merupakan fungsi kontinyu (continue) dengan intensitas cahaya pada bidang dua dimensi.[6]

2.3 Dimensi Fraktal

Dimensi fraktal adalah sebuah jumlah kuantitatif menggambarkan sebuah objek mengisi suatu ruang tertentu, jika sebuah garis dibagi menjadi N bagian yang sama. Metode yang biasa digunakan untuk menghitung dimensi fraktal suatu objek adalah metode *Box-Counting*. Metode ini membagi citra menjadi kotak-kotak dengan berbagai variasi.

Secara umum, perhitungan dimensi dari objek fraktal dilakukan menggunakan metode perhitungan kotak (*box counting*). Perhitungan tersebut dinyatakan dalam persamaan berikut : [7]

$$D(s) = \frac{\log(N(s))}{\log s} \quad (3)$$

Keterangan :

$N(s)$ = jumlah kotak yang berukuran s , berisi nilai ciri dari citra (piksel objek)

$D(s)$ = dimensi fraktal dengan kotak yang berukuran s .

2.4 K-Nearest Neighbor [10]

Algoritma *k-nearest neighbor* (k-NN atau KNN) adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Jika sebuah data *query* yang labelnya tidak diketahui diinputkan, maka *K-Nearest Neighbor* akan mencari k buah data *learning* yang jaraknya paling dekat dengan data *query* dalam ruang n -dimensi. Jarak antara data *query* dengan data *learning* dihitung dengan cara mengukur jarak antara titik yang merepresentasikan data *query* dengan semua titik yang merepresentasikan data *learning* dengan rumus *Euclidean Distance*.

$$L_2(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^d (X_i - Y_i)^2} \quad (4)$$

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

Untuk memperoleh citra digital pada tahap ini digunakan kamera yang telah ditentukan spesifikasinya. Dalam proses ini sapi yang berada difoto dari sisi samping dengan kamera Nikon D3200 dari jarak 2 meter. Citra sapi yang telah diambil disimpan dengan format *.jpg seperti pada gambar

3.2 Pre-processing

Tahapan *pre-processing* 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 obyek dengan background. Setelah itu citra mengalami proses *bwdist* untuk menghilangkan objek-objek kecil pada citra biner, *bwlabel* untuk memberi label dan memilih bagian terbesar dari citra biner, *imclose* untuk melakukan operasi penutupan citra secara morfologikal, dan *imfill* untuk mengisi lubang serta region dalam citra. Berikut adalah Gambar 3 yang merepresentasikan diagram alir *pre-processing* :



Gambar 3. Diagram Alir *Pre-processing*

3.3 Ekstraksi Ciri

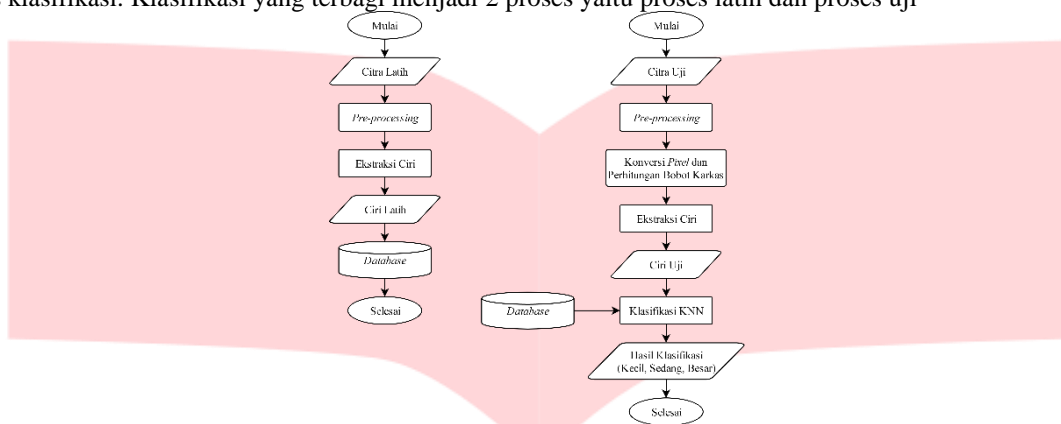
Sapi yang telah tersegmentasi pada bagian tubuh adalah hasil dari *pre-processing*. Berikut adalah diagram alir proses ekstraksi ciri menggunakan metode fraktal Ekstraksi ciri bertujuan untuk mendapatkan informasi-informasi penting dari sapi yang telah tersegmentasi pada bagian tubuh. Teknik ekstraksi ciri yang sederhana untuk mendapatkan nilai dimensi fraktal adalah dengan metode *Box-Counting*. Tahapan-tahapan proses *boxcounting* adalah sebagai berikut:

- Memilih citra suatu objek fraktal yang akan dihitung dimensinya
- Menentukan variasi ukuran kotak (s) yang akan digunakan yaitu ukuran box, $s = 2^1, 2^2, 2^3, 2^4, 2^5, 2^6$
- Membagi citra tersebut ke dalam kotak-kotak dengan ukuran variasi yang berbeda s .
- Menghitung banyaknya kotak yang berisi bagian objek $N(s)$. Nilai $N(s)$ sangat bergantung pada s .
- Menghitung besarnya Dimensi D dengan persamaan (5)

$$D(s) = \frac{\log(N(s))}{\log s} \quad (5)$$

3.4 Klasifikasi

Dari proses ekstraksi ciri yang digunakan untuk mendapat hasil bobot karkas sapi, tahap berikutnya yaitu proses klasifikasi. Klasifikasi yang terbagi menjadi 2 proses yaitu proses latih dan proses uji



Gambar 4. Diagram alir proses latih (kiri) dan proses uji (kanan)

3.5 Performansi Sistem

Proses identifikasi terhadap performansi sistem dilakukan dengan menghitung tingkat akurasi sitem 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 :

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

$$Akurasi\ Sistem = 100 - Percent\ of\ Error \tag{7}$$

2. Waktu Komputasi

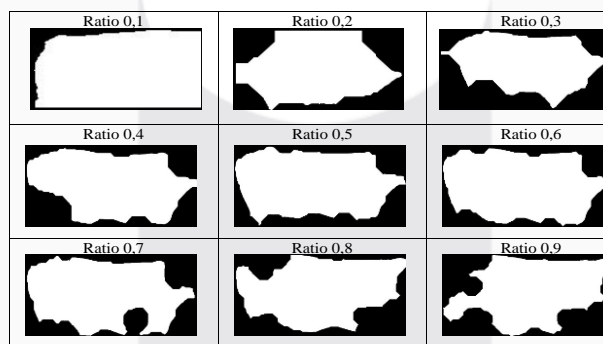
Waktu Komputasi merupakan waktu yang dibutuhkan oleh sistem untuk melakukan suatu proses. Secara matematis, perhitungan waktu komputasi direpresentasikan pada persamaan berikut :

$$Waktu\ Komputasi = Waktu\ Selesai - Waktu\ Mulai \tag{8}$$

4. Hasil Pengujian Sistem

4.1 Hasil Pengujian Skenario 1

Pada bagian ini dilakukan analisis terhadap hasil segmentasi berdasarkan skenario 1. Pengujian dilakukan terhadap citra uji yang digunakan yaitu citra sapi nomor 19. Citra tersebut akan diuji dengan perubahan nilai *ratio* pada proses *resize*. Perubahan nilai *ratio* dimulai dari 0.1 hingga 0.9. Kemudian akan dilakukan analisis pengaruh perubahan nilai *ratio* terhadap hasil segmentasi pada *pre-processing*. Berikut adalah hasil segmentasi dari perubahan nilai *ratio* :



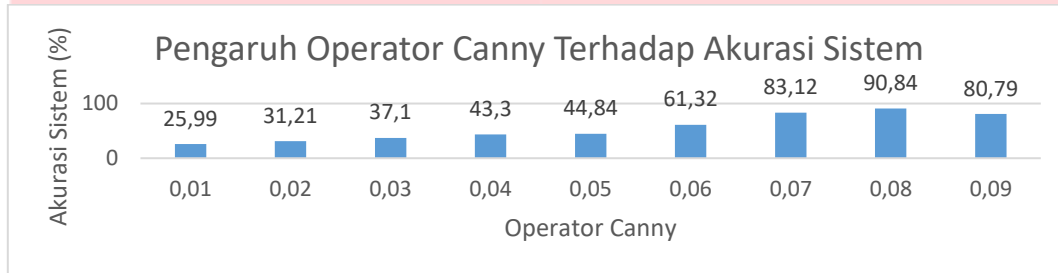
Gambar 5. Citra Masukan dan Hasil Segmentasi *Pre-processing* dengan Perubahan Nilai *Ratio*

Dari Gambar 5 dapat diketahui bahwa nilai *ratio* pada *resize* yang digunakan akan mempengaruhi hasil segmentasi *pre-processing*. Nilai *ratio* akan mempengaruhi ukuran citra masukan, semakin kecil nilai *ratio* maka ukuran citra masukan akan semakin kecil. Gambar 4.3 menunjukkan bahwa nilai *ratio* yang kecil akan memperburuk hasil segmentasi dikarenakan citra memiliki resolusi yang terlalu kecil. Dan terlihat juga bahwa hasil segmentasi seiring bertambahnya nilai *ratio* pada rentang 0.1-0.5. Akan tetapi pada rentang nilai *ratio* 0.6-

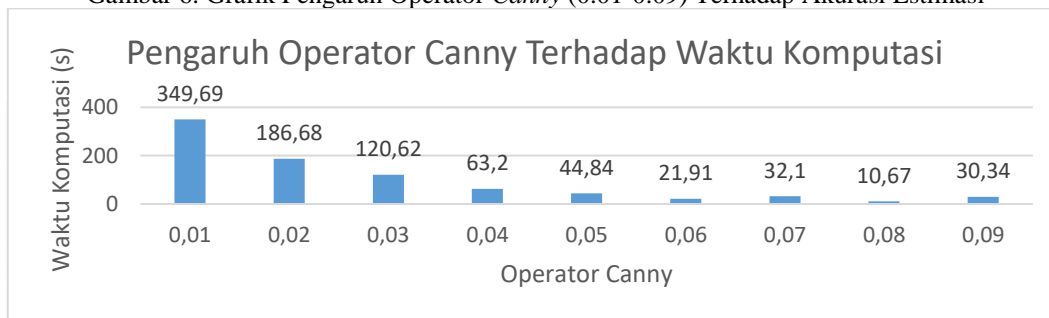
0.9 hasil segmentasi terlihat kurang baik yaitu mulai melebar ke bagian atas sapi. Maka dapat disimpulkan bahwa hasil segmentasi yang paling baik dan sesuai dengan tujuan *pre-processing* ditunjukkan pada nilai *ratio* sebesar 0.5 karena bagian karkas tersegmentasi.

4.2 Hasil Pengujian Skenario 2

Pada bagian ini dilakukan analisis pengaruh perubahan nilai operator *canny* terhadap akurasi dan waktu komputasi sistem. Akurasi yang dihitung adalah akurasi perhitungan bobot karkas sapi oleh sistem. Pengujian dilakukan terhadap seluruh citra uji dengan menggunakan nilai *ratio* sebesar 0.5 yang merupakan hasil analisis skenario 1. Operator *Canny* merupakan salah satu parameter *edge detection* pada *pre-processing*. Rentang nilai dari operator *canny* adalah 0-1. Berikut adalah tabel dan gambar yang merepresentasikan hasil pengujian pengaruh operator *canny* terhadap akurasi sistem:



Gambar 6. Grafik Pengaruh Operator *Canny* (0.01-0.09) Terhadap Akurasi Estimasi



Gambar 7. Grafik Pengaruh Perubahan Operator *Canny* (0.01-0.09) Terhadap Waktu Komputasi

Berdasarkan Gambar 6 terlihat bahwa perubahan nilai operator *canny* mempengaruhi waktu komputasi sistem. Dari rentang nilai 0.01 hingga 0.09 dapat disimpulkan bahwa nilai operator *canny* 0,08 memiliki waktu komputasi yang cepat. Maka dapat disimpulkan bahwa hasil dari pengujian skenario 2 adalah nilai operator *canny* yang digunakan pada sistem sebesar 0.08 yang menghasilkan akurasi 90.84 % dengan waktu komputasi 10,67 detik.

4.3 Hasil Pengujian Skenario 3

Pengujian skenario 3 adalah analisis pengaruh perubahan ukuran matriks ciri dimensi fraktal terhadap akurasi. Nilai dimensi fraktal didapatkan dari perhitungan berdasarkan persamaan 5 yang dipengaruhi oleh parameter *s* (2^k). Ukuran matriks ciri tergantung pada jumlah dimensi fraktal yang dihitung dari setiap citra. Pengujian dilakukan nilai *ratio* 0.5 serta operator *canny* 0.08 sesuai dengan hasil dari skenario 1,2 dan 3. Perubahan jumlah dimensi fraktal pada pengujian kali ini dimulai dari 3 sampai 6. Dalam artian jika jumlah dimensi fraktal adalah 6, maka nilai *s* yang digunakan adalah $2^1, 2^2, 2^3, 2^4, 2^5$ dan 2^6 . Hasil pengujian skenario 4 ditunjukkan pada Tabel 1 berikut :

Tabel 1 Pengaruh Perubahan Jumlah Dimensi Fraktal Terhadap Akurasi Sistem

Nilai <i>s</i> Matriks Ciri	Jumlah Dimensi Fraktal	Akurasi Sistem (%)
[2 4 8]	3	90,84
[2 4 8 16]	4	90,21
[2 4 8 16 32]	5	90,43
[2 4 8 16 32 64]	6	89,47

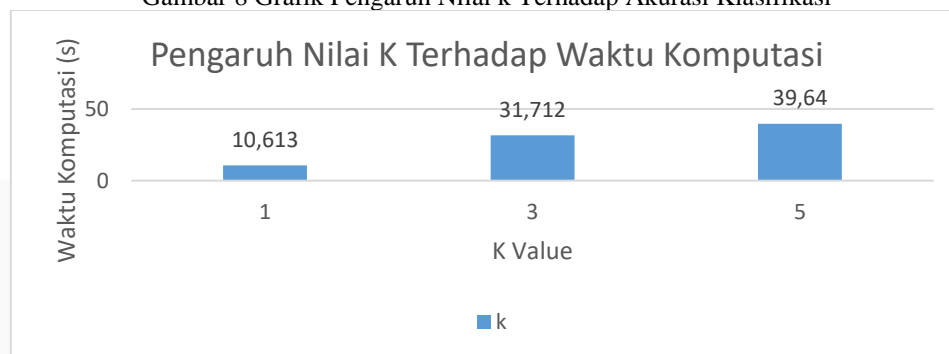
Berdasarkan Tabel 1 dilihat bahwa perubahan ukuran matriks ciri atau jumlah dimensi fraktal tidak terlalu besar perbedaannya namun akurasi terbesar ada dalam nilai dimensi fraktal 3 dimensi fraktal menghasilkan akurasi sistem sebesar 90,84%.

4.4 Hasil Pengujian Skenario 4

Pada pengujian skenario 5, dilakukan analisis pengaruh nilai k dalam metode *K-Nearest Neighbor* terhadap akurasi dan waktu komputasi sistem. Akurasi yang dihitung pada pengujian kali ini adalah akurasi sistem dalam proses klasifikasi sapi berdasarkan ciri uji terhadap ciri latih *database*. Pengujian kali ini menggunakan transformasi ruang warna YCbCr, perhitungan jarak KNN *Euclidean Distance*, nilai *ratio* 0.5, operator *canny* 0.08, dan ukuran matriks ciri dimensi fraktal 1×3 . Perubahan nilai k yang digunakan yaitu 1,3, dan 5



Gambar 8 Grafik Pengaruh Nilai k Terhadap Akurasi Klasifikasi



Gambar 9. Grafik Pengaruh Perubahan Nilai k Terhadap Waktu Komputasi Sistem

Berdasarkan Gambar 8 dilihat bahwa perubahan nilai k mempengaruhi waktu komputasi sistem. Semakin besar nilai k pada metode KNN yang digunakan, maka waktu komputasi sistem akan semakin meningkat atau bertambah. Waktu komputasi sistem yang paling rendah yaitu pada penggunaan nilai $k=1$.

Maka dapat disimpulkan bahwa hasil dari pengujian skenario 5 adalah penggunaan nilai $k=1$ yang menghasilkan akurasi klasifikasi sebesar 72% dengan waktu komputasi 10,613 detik.

5. Penutup

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis terhadap skenario pengujian yang dilakukan pada sistem estimasi bobot karkas sapi pedaging menggunakan metode fraktal dan klasifikasi *K-Nearest Neighbor*, maka didapatkan kesimpulan sebagai berikut :

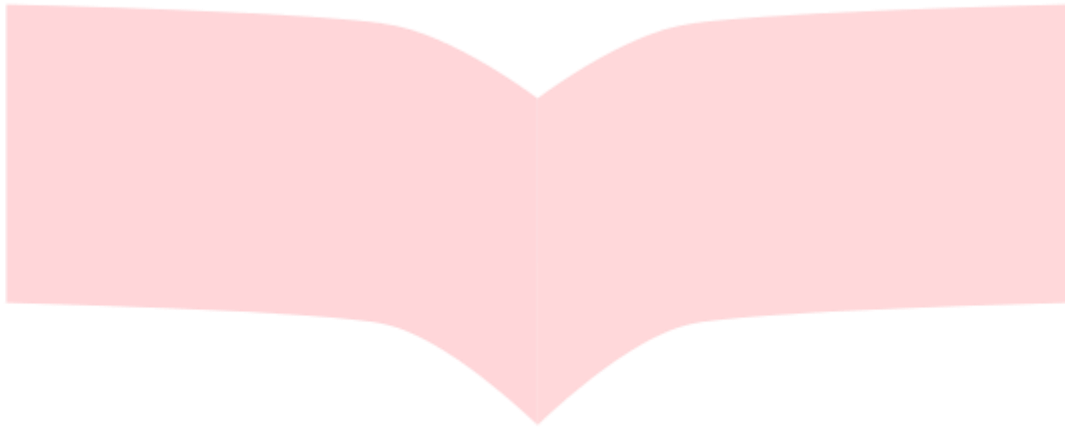
1. Pengimplementasian sistem dapat menghasilkan tingkat akurasi estimasi bobot karkas sapi yakni mencapai 90.84% dan akurasi klasifikasi sebesar 72% dengan waktu komputasi rata-rata 10.613 detik.
2. Akurasi dan waktu komputasi sistem tersebut diperoleh dengan jumlah data uji 25 citra, transformasi ruang warna YCbCr pada pre-processing, dan nilai dari masing-masing parameter yang digunakan adalah sebagai berikut : *ratio*=0.5, operator *canny*=0.08, nilai $k=1$, dan perhitungan jarak *Euclidean Distance* pada klasifikasi KNN .
3. Transformasi ruang warna, nilai *ratio*, dan nilai operator *canny* pada pre-processing mempengaruhi hasil segmentasi dan akurasi estimasi sistem. Nilai k yang digunakan dalam KNN mempengaruhi akurasi klasifikasi dan waktu komputasi sistem.

5.2 Saran

Sistem estimasi bobot karkas sapi pedaging pada tugas akhir ini masih dapat dikembangkan dengan tujuan meningkatkan performansi kinerja sistem. Oleh karena itu, berikut adalah saran penulis untuk pengembangan sistem selanjutnya :

1. Saat pengambilan citra sapi intensitas cahaya, background dan angel citra sebaiknya pada semua citra disamakan karena akan berpengaruh pada hasil segmentasi.
2. Untuk mendapat akurasi sistem yang baik citra latih lebih diperbanyak.

3. Tahap pre-processing untuk pengembangan selanjutnya menggunakan algoritma yang lebih baik dan menggunakan nilai parameter yang lebih akurat dengan tujuan menghasilkan segmentasi yang bagus sehingga dapat meningkatkan akurasi sistem.
4. Pengujian sistem selanjutnya bisa diaplikasikan hewan selain sapi



Daftar Pustaka

- [1] Muhammad Iqbal Zaljulie, Moch Nasich, Trinil Susilawati dan Kuswati. 2015. “Distribusi Komponen Karkas Sapi Brahman Cross) (BX) Hasil Penggemukan pada umur Pemotongan yang Berbeda”. Malang. Universitas Brawijaya.
- [2] Henny Leidiyana.2013. “ Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Penentuan Resiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bermotor”. Jakarta. STMIK Nusa Mandiri Awaludin dan Panjaitan,Tanda. 2010. *Petunjuk praktis pengukuran ternak sapi potong*. Mataram. Balai Pengkajian Teknnologi Pertanian.
- [3] Maria Yosita, Undang Santosa, Endang Yuni Setyowati. 2012. “Presentase Karkas, Tebal Lemak Punggung dan Indeks Perdagangan Sapi Bali, Peranakan Ongole dan *Australlian Commercial Cross*”. Sumedang. Universitas Padjajaran
- [4] Wisnu Prada, Ma Djoko Rudyanto, I Ketut Suada. Hubungan Umur, Bobot dan Karkas Sapi Bali Betina yang Dipotong Di Rumah Potong Hewan Temesi. Laboratorium Kesehatan Masyarakat, Fakultas Kedokteran Hewan, universitas Udayana
- [5] Undang Santosa. *Mengelola Peternakan Sapi Secara Profesional*. Penerbit Penebar Swadaya.
- [6] RD. Kusumanto, Alan Novi Tomponu. 2011. Pengolahan Citra Digital Dengan Pendekatam Algoritmik. Palembang. Politeknik Negri Sriwijaya
- [7] Dimpy Adira Ratu. 2011. “*Ekstrasi Daun Menggunakan Dimensi Fraktal Untuk Identifikasi Tumbuhan Obat di Indonesia*”. Departemen Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan. Institut Pertanian Bogor.