

IDENTIFIKASI KUALITAS KESEGERAN SUSU SAPI MELALUI PENGOLAHAN SINYAL DIGITAL BERDASARKAN METODE *GABOR WAVELET* DAN KLASIFIKASI *SUPPORT VECTOR MACHINE*

QUALITY IDENTIFICATION OF COW'S MILK FRESHNESS BASED ON DIGITAL SIGNAL PROCESSING USING GABOR WAVELET METHOD AND SUPPORT VECTOR MACHINE CLASSIFICATION

Anissa Widya Devianti ¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA², Prof. Dr. Ir. Sjafril Darana, S.U.³

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

³ Fakultas Peternakan, Universitas Padjajaran

¹anisawidyad13@gmail.com, ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Susu merupakan cairan bergizi yang dihasilkan dari ambing sapi yang memiliki banyak manfaat serta dapat membantu pertumbuhan dan daya tahan tubuh pada manusia. Seiring berjalan waktu, demi mendapat keuntungan besar, banyak penjual susu yang menurunkan kualitasnya melalui pencampuran air. Guna mengetahui kondisi susu segar dan murni, maka dapat dilihat berdasarkan warna, rasa, bau dan tingkat keasamannya.

Semakin berkembangnya teknologi, dibutuhkan teknologi yang dapat memudahkan konsumen mengukur kemurnian susu. Pada penelitian ini dilakukan identifikasi kualitas susu sapi melalui pengolahan sinyal digital dengan menggunakan metode *Gabor Wavelet* dan klasifikasi *Support Vector Machine (SVM)*. Pemilihan metode *Gabor Wavelet* merupakan filter detektor yang baik dan memungkinkan algoritma yang efektif dan adaptif. Klasifikasi *Support Vector Machine (SVM)* dipilih karena dapat meminimalisasi kesalahan dalam pengklasifikasian.

Pengambilan data dilakukan dengan mengambil beberapa sampel susu murni asli dan susu murni yang telah dicampur air dengan jumlah 120 citra susu sapi. Dalam penelitian identifikasi kualitas kesegaran susu ini telah mencapai tingkat akurasi tertinggi sebesar 95% dan waktu komputasi 4.0110 detik.

Kata Kunci : Susu Sapi, *Gabor Wavelet*, *Support Vector Machine*

Abstract

Milk is a nutritious liquid produced by the mammary glands of a female mammals, such as cow. As time goes on, many milk seller reduce the quality of the milk to increase the profit. The quality of the milk is decreased as it is exposed by the air. The purity and the freshness level of the milk can be known from its color, taste, smell, and the acidity level.

In this era of globalization, the consumer needs a technology which can help them to measure the purity level of the milk. In this final project, the quality of cow's milk has been identified by processing the digital signal, using Gabor Wavelet method with Support Vector Machine (SVM) classification process. The Gabor Wavelet method selection is a good detector filter and enables an effective and adaptive algorithm. The Support Vector Machine (SVM) classification is chosen cause it can minimize errors in classification.

The data of this final project is obtained by sampling some of pure milk and some of impure milk which has been mixed with water the amount of 120 images of cow's milk. The highest accuracy rate of this final project reaches 95% and computing time 4.0110 seconds.

Keywords : *Cow Milk, Gabor Wavelet, Support Vector Machine (SVM)*

1. Pendahuluan

Susu sapi yang berkualitas idealnya sapi yang sudah mulai diperah ketika berumur 2 sampai 3 tahun. Umur tersebut akan menghasilkan susu lebih banyak jika dibandingkan dengan sapi yang masih berumur muda. Susu sapi yang masih segar (mentah) pada umumnya terdiri dari kandungan air (87,9%), protein (3,2%), lemak (3,45%), laktosa (4,6%), dan sisanya terdapat pada vitamin dan enzim [1].

Dari kandungan susu diatas yang kaya akan gizi, konsumen sudah seharusnya memperhatikan kualitas susu sapi yang hendak dikonsumsi agar gizi yang terkandung didalamnya tetap terjaga. Karena susu adalah hasil

ternak yang mudah dan sudah banyak dipalsukan kemurniannya. Dengan cara mencampurkan susu murni dengan air mineral. Tujuannya adalah untuk menambah volume susu demi mendapat keuntungan yang lebih. Agar konsumen lebih mudah untuk mengetahui kemurnian susu sapi yang hendak dikonsumsi, maka perlu dikembangkan pendeteksi kemurnian susu sapi dengan berbasis teknologi. Melalui pengolahan citra digital dapat membantu dan mempermudah dunia teknologi pangan dalam mengidentifikasi kemurnian susu sapi.

2. Dasar Teori dan Perancangan Sistem

2.1. Susu

Susu merupakan bahan makanan yang bergizi tinggi karena mengandung zat-zat yang lengkap dan seimbang seperti lemak, protein, karbohidrat, mineral, dan vitamin yang sangat dibutuhkan oleh tubuh manusia.

Air susu yang sudah banyak menyebar dan dikenal dipasaran adalah air susu sapi. Selain sapi, hewan ternak lainnya yang dapat diperah antara lain kerbau dan kambing. Keduanya tidak kalah nilai gizinya dibandingkan dengan air susu sapi. Hanya karena faktor kebiasaan dan ketersediaan maka air susu sapi lebih unggul dipasaran [2].

2.2. Sifat Fisik Susu

Sifat susu yang perlu diketahui adalah bahwa susu merupakan media yang baik bagi pertumbuhan mikroba sehingga apabila penanganannya tidak baik akan dapat menimbulkan penyakit yang berbahaya. Disamping itu, susu sangat mudah sekali menjadi rusak terutama karena susu merupakan bahan biologik. Sifat fisik dari susu dapat dilihat dari :

a. Warna

Warna air susu adalah berkisar dari putih kebiruan hingga kuning keemasan. Warna air susu dapat berubah dari satu warna ke warna yang lain, hal ini karena pengaruh adanya hamburan dan refleksi cahaya oleh globula lemak. Air susu yang berwarna kekuningan adalah warna susu yang baik, karena didalamnya terdapat lemak alami. Sedangkan susu yang berwarna kebiruan menunjukkan air susu telah dicampur dengan air yang terlalu banyak [1].

b. Rasa dan Bau

Air susu terasa sedikit manis, yang disebabkan oleh laktosa, sedangkan rasa asin berasal dari klorida, sitrat dan garam-garam mineral lainnya. Bau air susu mudah berubah dari bau yang sedap menjadi bau yang tidak sedap. Bau ini dipengaruhi oleh sifat lemak air susu yang mudah menyerap bau disekitarnya. Demikian juga bahan pakan ternak sapi dapat mempengaruhi bau air susu [1].

2.3. Citra Digital

Citra digital merupakan citra dua dimensi yang dinyatakan dengan *array* dua dimensi (matriks) $N \times M$ dimana N merupakan jumlah baris dan M merupakan jumlah kolom. Elemen terkecil dari sebuah citra digital disebut *picture element* atau piksel. Piksel adalah elemen citra yang memiliki nilai yang menunjukkan intensitas warna. Semakin kecil ukuran piksel pada sebuah citra maka citra akan memiliki resolusi yang lebih tinggi dan citra yang dihasilkan semakin halus [3]. Bentuk piksel pada citra digital, digambarkan seperti matriks dibawah ini :

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,M-1) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Dimana indeks baris (x) dan indeks kolom (y) menyatakan suatu koordinat titik pada citra, sedangkan $f(x,y)$ merupakan intensitas (derajat keabuan) pada sebuah titik (x,y) [4].

2.4. Gabor Wavelet

Gabor Wavelet merupakan pengembangan dari transformasi *wavelet* yang memiliki tujuan yang sama yaitu memunculkan ciri-ciri khusus dari gambar yang telah dikonvolusi terhadap kernel. *Gabor Wavelet* sangat relevan dengan *biological* dan teknik *properties*. *Gabor Wavelet* akan melawan *brightness* yang berbeda-beda pada

gambar. Lokasi yang terbatas dalam *space* dan frekuensi menghasilkan sejumlah kekuatan tertentu untuk melawan translasi, distorsi, rotasi dan *scalling*. *Gabor wavelet* handal dalam mengatasi rotasi dan *noise* [5]. Rumus gabor dapat dilihat pada persamaan (2).

$$w_{f,\theta}(x,y) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left\{\frac{x'^2}{\sigma^2x} + \frac{y'^2}{\sigma^2y}\right\}\right] \exp(2\pi f x') \quad (2)$$

$$x' = x\cos\theta + y\sin\theta \quad (3)$$

$$y' = -x\sin\theta + y\cos\theta \quad (4)$$

Dimana f merupakan frekuensi faktor sinusoidal, θ merepresentasikan orientasi filter *Gabor*, σ merupakan standar deviasi *Gaussian*, dan γ merupakan rasio filter.

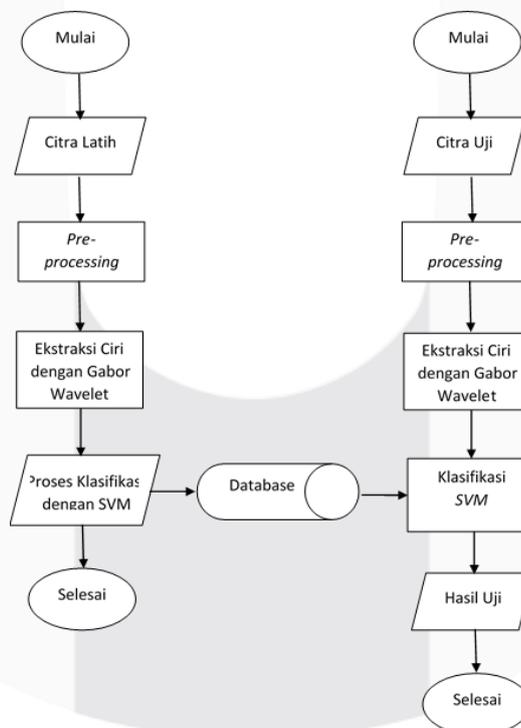
2.5. Support Vector Machine (SVM)

SVM adalah metode klasifikasi berdasarkan *margin* (garis tepi) terbesar. SVM merupakan metode pembelajaran berbasis ruang vektor yang bertujuan untuk menemukan batas keputusan (*decision boundary*) yang memiliki lebar maksimum dari dua titik (*support vectors*) antara kedua kategori pada data pelatihan [6]. Metode SVM menemukan batas pemisah yang terbaik dengan mencari jarak yang paling maksimal dari seluruh titik data. Apabila terjadi kesalahan pada pengukuran tidak akan menyebabkan kekeliruan hasil kategori karena *margin* yang dibentuk memiliki ukuran yang besar sehingga menghasilkan keputusan klasifikasi dengan akurasi tinggi [7].

3. Perancangan Sistem

3.1. Diagram Blok Sistem

Dalam perancangan sistem dibutuhkan blok diagram yang dapat mempresentasikan sistem secara umum. Setiap blok memiliki fungsi tersendiri. Blok diagram ini berfungsi untuk memberi batasan yang lebih terarah dari perancangan sistem identifikasi kemurnian susu sapi ini. Berikut blok diagram rancangan sistem yang dipaparkan pada gambar 1.



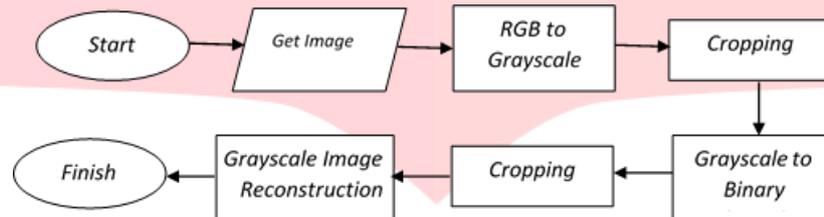
Gambar 1. Diagram Blok Sistem

3.2 Citra

Proses pertama kali yang akan dilakukan adalah memilih dan mengelompokkan citra masukan berdasarkan kelasnya. Sampel citra terdiri atas dua bagian yaitu citra latih dan citra uji yang dikelompokkan masing-masing folder. Citra dengan format *.jpeg dan jenis *color image* RGB.

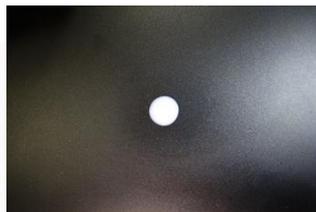
3.3 Preprocessing

Pre-processing merupakan sebuah proses awal pengolahan citra untuk mempersiapkan citra yang akan diolah ke tahap selanjutnya. Tahap *pre-processing* dilakukan baik saat proses latih maupun proses uji. Tujuan dari *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas dari citra masukan yang diperoleh. Diagram blok proses *pre-processing* yang telah dilakukan dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Proses *Preprocessing*

Hasil dari proses preprocessing dilihat pada gambar 3 dan 4 dibawah ini.



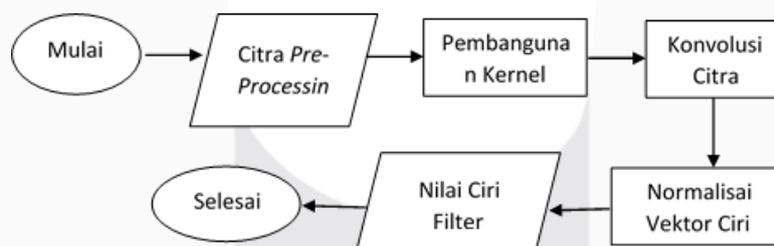
Gambar 3. Citra Awal Susu



Gambar 4. Hasil *Preprocessing*

3.4 Ekstraksi Ciri dengan Gabor Wavelet

Setelah tahap *pre-processing*, maka tahapan selanjutnya adalah tahap ekstraksi ciri. Ekstraksi ciri merupakan cara untuk mendapatkan nilai ciri pada suatu citra. Tahap pengambilan ciri merupakan proses dari sebuah citra yang menggambarkan karakteristik dari suatu objek. Gambar 5 merupakan diagram alir ekstraksi ciri.



Gambar 5. Diagram Alir Ekstraksi Ciri

3.5 Klasifikasi dengan SVM

Klasifikasi yaitu tahap menentukan kelas. Proses klasifikasi pada tugas akhir ini menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Proses klasifikasi dibagi menjadi dua proses yang meliputi, proses *training* dan proses *testing*. Proses *training* dengan cara memasukkan citra latih hasil dari ekstraksi ciri *gabor wavelet*, selanjutnya menentukan jenis kernel yang akan digunakan. Fungsi kernel dibutuhkan untuk memetakan data-data pada ruang dimensi awal ke ruang dimensi yang lebih tinggi. Kemudian menentukan kelas data yang akan digunakan. Sedangkan proses *testing* untuk membuktikan kebenaran pengelompokkan tipe kelas susu sapi, maka dilakukan pengujian dengan data testing. Sehingga diperoleh hasil klasifikasi dan akan mengeluarkan akurasi proses yang dapat dievaluasi.

4. Hasil Analisis dan Pengujian Sistem

Data yang digunakan pada pengujian ini berupa empat kelas klasifikasi citra susu sapi, yaitu susu sapi murni sebanyak 100ml, susu sapi yang telah diberi tambahan air 25%, 50%, dan 75% yang diteteskan pada sebuah permukaan berbahan *acrylic* berwarna hitam *doff* dengan ukuran 12,5cm x 29cm menggunakan pipet. Pengambilan gambar dilakukan di dalam ruangan menggunakan kamera digital Sony DSC-RX100M2 dengan alat bantu *tripod* dan diberi pencahayaan di sekitar *tripod*. Jarak antara kamera ke permukaan setinggi 20cm.

Pengujian yang dilakukan menggunakan total 120 data yang terdiri dari 80 data latih (masing-masing 20 data untuk tiap kelas susu murni, kelas susu dengan tambahan air 25%, 50%, dan 75%) dan 40 data uji (masing-masing 10 data untuk tiap kelas susu murni, kelas susu dengan tambahan air 25%, 50%, dan 75%). Skenario pengujian pada sistem ini adalah sebagai berikut :

4.1 Pengujian Parameter Skala Frekuensi

Pengujian bertujuan untuk mengetahui akurasi dan waktu komputasi terhadap parameter skala frekuensi yang paling tepat pada metode *Gabor Wavelet*. Pengujian dilakukan dengan mengubah 5 nilai skala frekuensi, yaitu 2, 4, 6, 8, dan 10, menggunakan nilai orientasi 8, downsampling 4, serta parameter SVM jenis kernel rbf dan nilai kernel option 9.

Tabel 1. Hasil Pengujian Terhadap Skala Frekuensi

Skala (u)	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)	Jumlah Data Benar
2	75%	1.9732	30
4	90%	2.8195	36
6	95%	4.0495	38
8	92.5%	7.5763	37
10	90%	7.6475	36

Berdasarkan tabel diatas, mengalami fluktuasi terhadap akurasi yang dihasilkan. Hal tersebut mengakibatkan nilai skala frekuensi tidak berbanding lurus terhadap akurasi. Sedangkan pada waktu komputasi terlihat, bahwa semakin besar nilai skala frekuensi yang diuji, maka diperlukan waktu lebih lama untuk proses ekstraksi ciri. Namun demikian, diperoleh akurasi tertinggi pada nilai skala frekuensi 6 sebesar 95% dengan waktu komputasi 4.049 detik.

4.2 Pengujian Parameter Orientasi

Selain skala frekuensi, penggunaan nilai orientasi pun digunakan pada parameter Gabor untuk mendapatkan ciri pada citra. Pada pengujian orientasi digunakan nilai 6, 7, 8, dan 9 dengan nilai skala frekuensi terbaik dari hasil pengujian 4.5.1 yaitu 6, nilai downsampling 4. Parameter SVM yang digunakan yaitu kernel rbf, serta nilai kernel option 9. Hasil yang diperoleh ditunjukkan pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Hasil Pengujian Terhadap Orientasi

Orientasi (v)	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)	Jumlah Data Benar
6	75%	3.5277	30
7	75%	4.4623	30
8	95%	4.7391	38
9	92.5%	4.5565	37

Berdasarkan Tabel 2, menunjukkan hasil akurasi paling tinggi diperoleh pada nilai orientasi 8 yaitu sebesar 95% dengan waktu komputasi selama 4.7391 detik. Dalam pengujian orientasi mengalami hasil yang tidak stabil, mengakibatkan akurasi yang dihasilkan naik dan turun. Jumlah orientasi sendiri tidak linear terhadap akurasi sistem, sehingga diperlukan jumlah orientasi yang paling sesuai untuk mencapai akurasi terbaik. Akurasi tertinggi diperoleh dengan pengujian orientasi 8 dikarenakan 8 merupakan nilai default dari orientasi pada *Gabor*.

4.3 Pengujian Parameter *Downsampling*

Pengujian ini bertujuan untuk mengecilkan ukuran baris dan kolom matriks. Nilai *downsampling* yang akan diuji yaitu (4,4), (8,8), (16,16), dan (32,32). Parameter lain yang digunakan adalah skala frekuensi 6, orientasi 8, kernel rbf, dan kernel option 9.

Tabel 3. Hasil Pengujian Terhadap *Downsampling*

<i>Downsampling</i> (d1,d2)	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
4,4	95%	4.0110
8,8	95%	4.9825
16,16	92.5%	4.8375
32,32	80%	4.8095

Bertitik tolak dari hasil pengujian diatas, dapat diketahui bahwa perubahan nilai parameter *downsampling* pada metode *Gabor* memiliki pengaruh terhadap nilai akurasi. Pada pengujian ini diperoleh hasil, bahwa semakin besar nilai *downsampling*, maka tingkat kecocokan (nilai akurasi) yang diperoleh akan semakin lemah, karena nilai *downsampling* yang tinggi dapat menghilangkan beberapa ciri-ciri penting dari ekstraksi ciri citra. Dengan demikian, akurasi terbaik yakni 95% saat *downsampling* 4 dengan waktu komputasi 4.01 detik, sedangkan akurasi paling rendah ketika nilai *downsampling* 32 sebesar 80% dengan waktu komputasi 4.80 detik.

4.4 Pengujian Parameter Jenis Kernel dan Nilai Kernel Option Menggunakan SVM OAA

Pengujian dilakukan untuk mengetahui parameter klasifikasi SVM yang memiliki akurasi dan waktu komputasi terbaik diuji dengan menggunakan 3 jenis kernel berbeda, yaitu *Radial Basis Function* (RBF), polynomial (poly), dan linear. Serta dikombinasikan dengan 4 nilai kernel option = 0.1, 1, 5, dan 13. Pengujian menggunakan parameter skala frekuensi 6, orientasi 8, dan *downsampling* 4. Hasil yang diperoleh dari pengujian jenis kernel dan nilai kernel option dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian Terhadap Jenis Kernel dan Nilai Kernel Option Menggunakan SVM OAA

Multiclass	Jenis Kernel	Nilai Kernel Option	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
OAA	RBF	0.1	85%	5.2853
		1	95%	5.3517
		5	95%	5.3654
		13	95%	6.1717
	Poly	0.1	95%	4.0841
		1	95%	4.2003
		5	25%	5.7652
		13	25%	5.5023
	Linear	0.1	95%	5.4781
		1	95%	5.5642
		5	95%	5.4949
		13	95%	4.6146

SVM OAA merupakan metode klasifikasi SVM yang memproses dengan memilih nilai terdekat yang dikenalnya. Jika sistem mengenali nilai tersebut, maka klasifikasi akan terhenti dan nilai yang dikenali menjadi nilai akhir sebuah inputan.

Dari tabel hasil pengujian diatas, dapat diketahui pengaruh parameter SVM dengan jenis kernel linear dengan nilai kernel option yang diujikan menghasilkan akurasi yang stabil atau sama yaitu sebesar 95%. Sedangkan pada jenis kernel RBF terjadi ketidakstabilan akurasi saat nilai kernel 0.1 yakni 85%. Serta pengujian jenis kernel poly terjadi penurunan akurasi yang sangat jauh sebesar 25% saat nilai kernel option 5 dan 13.

4.5 Pengujian Parameter Jenis Kernel dan Nilai Kernel Option Menggunakan SVM OAO

Pada bagian ini merupakan analisis hasil akurasi sistem dan waktu komputasi pengujian parameter jenis kernel dan nilai kernel option menggunakan SVM OAO dengan jenis kernel dan nilai kernel option yang diujikan sama dengan pengujian 4.4. Hasil yang diperoleh dari pengujian jenis kernel dan nilai kernel option dapat dilihat pada tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pengujian Terhadap Jenis Kernel dan Nilai Kernel Option Menggunakan SVM OAO

Multiclass	Jenis Kernel	Nilai Kernel Option	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
OAO	RBF	0.1	85%	3.1864
		1	95%	3.2123
		5	95%	3.2569
		13	92.5%	3.2535
	Poly	0.1	95%	5.4006
		1	95%	5.6116
		5	55%	5.4197
		13	25%	5.5858
	Linear	0.1	95%	4.3227
		1	95%	4.0038
		5	95%	4.0164
		13	95%	4.1966

Dari hasil pengujian, dapat diketahui pengaruh parameter SVM OAO memiliki hasil yang serupa dengan SVM OAA yakni pada jenis Linear menghasilkan akurasi yang stabil atau sama yaitu sebesar 95%. Sehingga dari hasil pengujian 4.4 dan 4.5 dapat disimpulkan, bahwa penggunaan SVM OAO lebih baik jika dibandingkan dengan SVM OAA, karena memiliki hasil lebih stabil. Dapat dilihat dari waktu komputasi yang dimiliki SVM OAO waktu yang dihasilkan sangat stabil disetiap jenis kernelnya.

5. Kesimpulan

Dari hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan terhadap perancangan sistem untuk mengidentifikasi kualitas kesegaran susu sapi, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Secara umum, sistem yang telah dibuat dapat melakukan identifikasi kualitas kesegaran susu sapi melalui proses *image processing* yang dapat mendeteksi susu sapi murni, susu sapi dengan campuran air 25%, 50%, dan 75%.
2. Variabel dan parameter *Gabor Wavelet* pada ekstraksi ciri menentukan hasil ciri yang diperoleh pada suatu citra. Performansi terbaik yang diperoleh dari hasil pengujian adalah ketika kondisi parameter skala frekuensi 6, orientasi 8, *downsampling* 4, jenis kernel SVM *Radial Basis Function* (RBF), dan nilai kernel option 9.

3. Melalui hasil pengujian diperoleh tingkat akurasi sistem tertinggi sebesar 95% dan waktu komputasi sistem 4.0110 detik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Saleh, "Dasar Pengolahan Susu dan Hasil Ikutan Ternak," Universitas Sumatera Utara, Medan, 2004.
- [2] AAK, "Petunjuk Praktis Beternak Sapi Perah," Yogyakarta, Kanisius, 1995.
- [3] D. Putra, Pengolahan Citra Digital, Yogyakarta: Andi, 2010.
- [4] M. Pangestu, "Identifikasi Pola Rugae Palatina Untuk Klasifikasi Jenis Kelamin Manusia Dengan Citra Digital Menggunakan Metode Gabor Wavelet Dan Fuzzy K-NN," Bandung, 2016.
- [5] L. Cahyani, "Klasifikasi Citra Daun dengan Metode Gabor Co-Occurence," Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 2015.
- [6] A. Nugroho, A. Witarto and D. Handoko, "Support Vector Machine - Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika," IEEE, 2003.
- [7] N. Christiani and J. Tayloy, "An Introduction to Support Vector Machines And Other Kernel-Based Learning Methods," Cambridge Press University, Cambrigge, 2000.