

PENGARUH SELEKSI FITUR CITRA TERHADAP KLASIFIKASI TINGKAT KESEGERAN DAGING SAPI LOKAL

THE EFFECT OF IMAGE FEATURE SELECTION ON THE LOCAL BEEF FRESHNESS LEVEL CLASSIFICATION

Titin Yulianti^{1✉}, Mareli Telaumbanua², Hery Dian Septama¹, Helmi Fitriawan¹, Afri Yudamson¹

¹Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Lampung,

²Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung

✉Komunikasi Penulis, email: titin.yulianti@eng.unila.ac.id / titinyulianti@gmail.com

DOI:<http://dx.doi.org/10.23960/jtep-lv10i1.85-95>

Naskah ini diterima pada 24 November 2020; revisi pada 9 Maret 2021; disetujui untuk dipublikasikan pada 15 Maret 2021

ABSTRACT

Identifying beef manually has some drawbacks because human visual has limitations and there are differences of human perception in assessing object quality. Several researches developed beef quality assessment methods based on image feature extraction. However, not all features support for obtaining the classification results that have high accuracy. The efficiency will be achieved if the classification analyzes only the relevant features. Therefore, a feature selection process is required to select relevant features and to eliminate irrelevant features to obtain more accurate and faster classification results. One of the feature selection algorithms is the F-Score which is a simple technique that measures the discrimination of two sets of real numbers. The features with the lowest ranking from the F-Score will be eliminated one by one until the most relevant features are obtained. The test is carried out by analyzing the classification results in the form of sensitivity, specificity, and accuracy values. The results of this research showed that by using the F-Score feature, the most relevant features for the classification of freshness level of local beef are obtained using the K-Nearest Neighbor (KNN) method. These features include the average color intensity R and standard deviation with a sensitivity of 0.8, a specificity of 0.93, and an accuracy of 86%.

Keywords: Classification, Feature Selection, F-Score, K-Nearest Neighbor, Local beef

ABSTRAK

Identifikasi daging sapi secara manual memiliki kelemahan yaitu keterbatasan kemampuan visual manusia dan adanya perbedaan persepsi manusia dalam menilai kualitas suatu objek. Beberapa penelitian telah mengembangkan metode penilaian kualitas daging sapi berbasis ekstraksi fitur citra. Namun tidak semua fitur mendukung untuk mendapatkan hasil klasifikasi dengan akurasi yang tinggi. Efisiensi akan dicapai jika klasifikasi hanya menganalisis fitur yang relevan. Oleh karena itu, diperlukan proses seleksi fitur untuk memilih fitur yang relevan dan mengeliminasi fitur yang tidak relevan untuk memperoleh hasil klasifikasi yang lebih akurat. Salah satu algoritma seleksi fitur yaitu F-Score yang merupakan teknik sederhana yang mengukur diskriminasi dua set bilangan real. Fitur dengan ranking paling bawah dari F-Score akan dieliminasi satu persatu hingga diperoleh fitur yang paling relevan. Pengujian dilakukan dengan analisis hasil klasifikasi yang berupa nilai sensitivitas, spesifisitas, dan Akurasi. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa dengan seleksi fitur F-Score diperoleh fitur yang paling relevan untuk klasifikasi tingkat kesegaran daging sapi lokal dengan metode K-Nearest Neighbour (KNN). Fitur tersebut yaitu fitur rerata intensitas warna R dan standar deviasi dengan sensitivitas 0,8, spesifisitas 0,93, dan akurasi 86%.

Kata Kunci: daging sapi lokal, F-Score, klasifikasi, K-Nearest Neighbour, seleksi fitur

I. PENDAHULUAN

Identifikasi daging segar dan busuk dapat dilakukan dengan uji laboratorium. Namun, cara tersebut terbatas pada kalangan yang bekerja di laboratorium atau instansi tertentu yang berkaitan dengan pangan. Guzek et al. (2013) dalam penelitiannya menganalisis metode yang tepat untuk digunakan dan dikembangkan sebagai metode identifikasi daging di luar laboratorium. Hasilnya menyatakan bahwa metode tersebut adalah dengan menggunakan spektroskopi infrared jarak dekat dan analisis citra berbasis komputer.

Penelitian terkait identifikasi daging juga telah dilakukan oleh beberapa peneliti. Identifikasi daging sapi berdasarkan pengolahan citra yaitu oleh Kiswanto yang melakukan penelitian identifikasi citra untuk mengidentifikasi jenis daging sapi dengan menggunakan transformasi wavelet haar. Proses pengolahan citra yaitu dengan normalisasi untuk mendapatkan indeks red green blue (RGB) dan dikonversi ke model hue saturation intensity (HSI) untuk mendapatkan nilai Hue, Saturasi dan intensitas sebagai parameter masukan (Kiswanto, 2012). Chian, et al. (2014) melakukan penelitian klasifikasi kesegaran daging dengan menggunakan analisis tekstur dan perubahan warna serta histogram. Dalam penelitiannya juga digunakan citra warna RGB dan HSI. Nilai rata-rata dan nilai rata-rata interval warna tersebut digunakan sebagai parameter untuk klasifikasi (Chian et al., 2014). Sebelumnya penelitian lainnya menggunakan warna dan fitur tekstur citra multispektral sebagai parameter yaitu untuk memprediksi keempukan (tenderness) daging sapi (Sun et al., 2012).

Penelitian pembuatan aplikasi pendeteksi tingkat kesegaran daging sapi lokal dengan menggunakan ekstraksi fitur warna dengan pendekatan statistika. Pada penelitian yang lain dilakukan identifikasi kualitas daging dengan mengekstraksi fitur warna dan diklasifikasikan dengan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN). Identifikasi tersebut dibangun pada platform berbasis android (Yuristiawan, 2015).

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, identifikasi tingkat kesegaran daging sapi dengan

pengolahan citra memerlukan ekstraksi fitur dari citra daging sapi. Berbagai metode ekstraksi fitur dilakukan untuk memperoleh hasil klasifikasi yang lebih tinggi. Namun tidak semua fitur mendukung untuk mendapatkan hasil klasifikasi dengan akurasi yang tinggi. Fitur yang besar akan membuat tugas klasifikasi menjadi kompleks, karena *classifier* akan menghabiskan banyak waktu untuk mengklasifikasikan dataset. Efisiensi akan dicapai jika klasifikasi hanya menganalisis fitur yang relevan. Fitur yang tidak relevan akan membuat proses klasifikasi menjadi jauh lebih sulit. *Review* pengaruh seleksi fitur terhadap peningkatan performa klasifikasi (Omar et al., 2013) menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan dibandingkan klasifikasi tanpa penerapan seleksi fitur.

Banyaknya jumlah fitur yang diekstraksi memungkinkan adanya fitur yang tidak relevan terhadap hasil klasifikasi tingkat kesegaran daging sapi lokal. Pada penelitian ini dilakukan seleksi fitur untuk memperoleh fitur yang relevan dan mengeliminasi fitur yang tidak relevan untuk memperoleh hasil klasifikasi yang lebih akurat.

Pada penelitian ini fitur yang diekstraksi yaitu fitur persen rerata intensitas warna kanal R, G, dan B, fitur histogram (statistik), dan fitur GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrices*). Fitur histogram terdiri dari enam fitur yaitu mean, standar deviasi, skewness, energi, entropi, dan smoothness. Sementara fitur GLCM yang digunakan pada penelitian ini sebanyak lima fitur yaitu *angular second moment* (ASM), *contrast*, *inverse different moment* (IDM), entropi, dan korelasi (Kadir et al., 2013).

Selain itu, berdasarkan hasil pengembangan metode penilaian kualitas daging sapi segar dan busuk telah dilakukan sebelumnya (Yulianti et al., 2016; Yudamson et al., 2016) yaitu dengan menggunakan persen rerata intensitas warna kanal R, G, dan B. Berdasarkan hasil penelitian tersebut diketahui bahwa kesegaran daging sapi dipengaruhi oleh perubahan persen rerata intensitas warna kanal R. Namun pada penelitian ini ketiga fitur tersebut akan digunakan dan diseleksi dengan metode F-Score untuk mendapatkan fitur yang paling relevan. Dengan demikian terdapat total sebanyak 14 fitur yang diekstraksi dan diseleksi.

II. BAHAN DAN METODE

2.1. Pengambilan Data

Daging sapi yang digunakan pada penelitian ini yaitu tenderloin yang merupakan bagian daging sapi yang umumnya digunakan untuk steak. Daging sapi diiris membujur atau searah serat dengan ukuran lebih kurang 15 x 15 cm. Jumlah daging sapi yang menjadi sampel yaitu sebanyak lima sampel dan diletakkan di atas piring uji dengan suhu ruang. Citra daging sapi diambil dengan menggunakan sensor kamera 5 MP dari smartphone dengan cahaya ruang. Penggunaan cahaya ruang di sini agar lebih alami karena penelitian ini kedepannya akan menjadi dasar untuk pembuatan aplikasi mobile. Citra diambil dari 1 jam setelah pemotongan hingga 25 jam dan dilakukan secara periodik setiap 4 jam sehingga diperoleh 35 citra daging sapi. Pada penelitian ini, daging diasumsikan segar apabila 12 jam setelah pemotongan dan dikatakan tidak segar apabila di atas 12 jam setelah pemotongan. Dengan demikian terdapat 20 citra daging segar, dan 15 citra daging tidak segar.

2.2. Pre-processing

Metode ekstraksi fitur citra dilakukan untuk memperoleh fitur-fitur citra daging. Sebelum mengekstraksi fitur dilakukan beberapa tahap *pre-processing* pengolahan citra. Tahap pertama yaitu mengkonversi citra RGB ke *grayscale*. Namun, untuk ekstraksi fitur persen rerata intensitas warna R,G,B, citra difilter untuk masing-masing kanal. Kemudian dilakukan *Cropping image* yang bertujuan untuk menghilangkan label yang terdapat pada citra daging. *Cropping* ini juga bertujuan untuk mengurangi ukuran citra sehingga beban komputasi menjadi lebih rendah. Proses selanjutnya yaitu segmentasi citra untuk

menghilangkan *background* citra yang bukan berupa daging. Pada Gambar 1 ditunjukkan salah satu contoh citra pada tahap *pre-processing*. Setelah segmentasi dilakukan proses *cropping* otomatis dilakukan untuk mendapatkan *Region of Interest* (RoI) citra daging yang akan diekstraksi fiturnya.

2.3. Ekstraksi Fitur

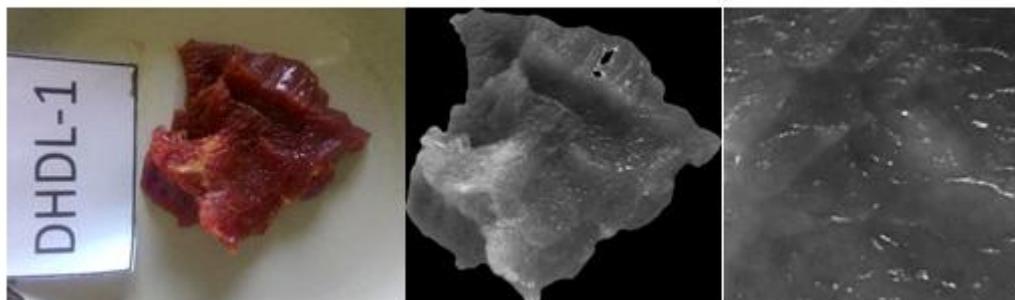
Langkah terakhir dari pengolahan citra yaitu ekstraksi fitur-fitur citra sebagai attribute untuk proses klasifikasi. Fitur-fitur tersebut meliputi persen rerata intensitas warna kanal R, G, dan B, fitur histogram (statistik), dan fitur GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrices*). Fitur histogram terdiri dari enam fitur yaitu mean, standar deviasi, skewness, energi, entropi, dan *smoothness*. Sementara fitur GLCM yang digunakan pada penelitian ini sebanyak lima fitur yaitu *angular second moment* (ASM), *contrast*, *inverse different moment* (IDM), entropi, dan korelasi.

2.4. Seleksi Fitur

Pendekatan seleksi fitur dihadirkan untuk mengurangi resiko kesalahan dalam proses klasifikasi dengan membuang fitur yang tidak relevan. Salah satu metode seleksi fitur yaitu *F-Score* (Witten *et al.*, 2011).

F-score adalah teknik sederhana yang mengukur diskriminasi dua set bilangan *real*. Dengan *training* vektor x_k , $k = 1, \dots, m$, jika jumlah instance positif dan negatif masing-masing n^+ dan n^- , maka *F-score* dari fitur ke- i didefinisikan pada Persamaan 1.

$$F_i = \frac{(\bar{x}_i^{(+)} - \bar{x}_i)^2 + (\bar{x}_i^{(-)} - \bar{x}_i)^2}{\frac{1}{n_+ - 1} \sum_{k=1}^n (x_{k,i}^{(+)} - \bar{x}_i^{(+)})^2 + \frac{1}{n_- - 1} \sum_{k=1}^n (x_{k,i}^{(-)} - \bar{x}_i^{(-)})^2} \quad (1)$$



Gambar 1. *Pre-processing* Pengolahan Citra Daging

Dimana masing-masing \bar{x} , $\bar{x}_i^{(+)}$, $\bar{x}_i^{(-)}$ adalah rata-rata dari fitur ke- i dari keseluruhan positif dan negatif keseluruhan dataset; $x_{k,i}^{(+)}$ adalah fitur ke- i dari positif *instance* ke- k , dan $x_{k,i}^{(-)}$ adalah fitur ke- i dari negatif *instance* ke- k negatif. Diskriminasi antara positif dan negatif set dindikasikan oleh numerator, dan denominator diindikasikan satu di dalam setiap dua set sebuah fitur yang memiliki nilai *F-score* yang besar adalah fitur yang sangat dikriminatif.

2.5. Klasifikasi

Proses klasifikasi pada penelitian ini akan menggunakan metode *K-Nearest Neighbour* (KNN). Metode ini telah umum digunakan pada klasifikasi citra. KNN mengklasifikasikan dengan membandingkan *tuple* uji yang diberikan dengan *tuple* latih yang mirip. *Tuple* latih terdiri dari sejumlah n atribut. Setiap *tuple* dipresentasikan sebagai sebuah titik dalam ruang berdimensi sebanyak n sehingga semua *tuple* latih diproyeksikan dalam ruang pola n -dimensi. Ruang ini dibagi menjadi bagian-bagian berdasarkan class klasifikasi *tuple* latih. Apabila diberikan *tuple* yang tidak dikenali (*tuple* uji), maka KNN akan mencari ruang pola untuk sejumlah k *tuple* latih yang paling mendekati *tuple* tersebut. K *tuple* latih inilah yang disebut sebagai tetangga terdekat dari *tuple* yang tidak dikenali. Dekat atau jauhnya tetangga dihitung berdasarkan jarak Euclidean dengan persamaan sebagai berikut (Han et al, 2012) :

Misalkan jarak Euclidean antara dua titik atau *tuple* yaitu $X_1 = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n})$ dan $X_2 = (x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n})$, maka

$$dist(X_1, X_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{1i} - x_{2i})^2}$$

2.6. Evaluasi Performa Hasil Klasifikasi

Performa klasifikasi divisualisasikan dalam bentuk *confusion matrix* seperti terlihat pada Tabel 1 yang merupakan perbandingan hasil

klasifikasi terhadap klasifikasi yang dibentuk oleh *expert*.

Berdasarkan tabel *confusion matrix* terdapat empat kemungkinan yaitu, jika *instance* adalah positif dan dikelompokkan sebagai positif disebut sebagai *true positive* (TP) dan jika dikelompokkan sebagai negatif disebut *false negative* (FN). Jika *instance* adalah negatif dan dinyatakan sebagai negatif disebut sebagai *true negative* (TN) dan jika dinegatifkan sebagai positif disebut *false positive* (FP).

2.6.1. Sensitivitas dan Spesifisitas

Sensitivitas didefinisikan sebagai probabilitas citra dikatakan berkualitas baik dan pada kenyataannya citra tersebut memang berkualitas baik. Sensitivitas dapat dihitung dengan Persamaan 2.

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2}$$

Spesifisitas merupakan probabilitas citra dikatakan berkualitas buruk dan pada kenyataannya citra tersebut memang berkualitas buruk. Spesifisitas dihitung dengan Persamaan 3.

$$Spesifisitas = \frac{TN}{FP + TN} \tag{3}$$

2.6.2. Akurasi

Tingkat keberhasilan klasifikasi dapat dinyatakan dalam akurasi yaitu dengan menghitung jumlah klasifikasi yang benar dibagi dengan jumlah total klasifikasi (I. H. Witten, 2011), seperti pada Persamaan 4.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{4}$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Persiapan Data

Ekstraksi fitur dilakukan dengan menggunakan Matlab sedangkan untuk proses Data Mining

Tabel 1. *Confusion Matrix*

		<i>Klasifikasi</i>	
		<i>Positif</i>	<i>Negatif</i>
<i>Klasifikasi Aktual</i>	<i>Positif</i>	TP	FN
	<i>Negatif</i>	FP	TN

dengan menggunakan WEKA. Data hasil ekstraksi fitur dapat dilihat pada Tabel 2. Berdasarkan data pada Tabel 2, dapat dilihat bahwa hasil ekstraksi fitur berada pada range nilai yang lebar yaitu mulai dari -0,114 sampai 147,719. Oleh karena itu sebelum seleksi fitur dan klasifikasi, dilakukan normalisasi fitur sehingga berada pada range 0 sampai dengan 1. Kemudian, dilakukan *randomize* untuk pengacakan *instance*.

3.2. Seleksi Fitur

Hasil seleksi fitur dengan metode *F-score* ditunjukkan pada Tabel 3. Pada Tabel tersebut memperlihatkan nilai *F-score* masing-masing

fitur dan ranking (peringkat) fitur berdasarkan perolehan *F-score* tertinggi sampai terendah. Berdasarkan hasil seleksi fitur (Tabel 3), dibentuk subset fitur dengan mengeliminasi satu persatu fitur pada ranking terendah sehingga diperoleh 14 kombinasi subset fitur yang masing-masing akan digunakan sebagai attribute dalam proses klasifikasi. Adapun Subset fitur tersebut ditunjukkan pada Tabel 4.

3.3. Klasifikasi

Berdasarkan kombinasi fitur-fitur yang diperoleh dari hasil perankingan dilakukan klasifikasi dengan metode K-Nearest Neighbour (KNN). Tabel 5 menyajikan confusion matrix

Tabel 2. Rentang Nilai Hasil Ekstraksi Fitur

No.	Atribut	Min*	Maks*	Mean	SD*
1.	Mean	25,555	143,841	58,49	24,625
2.	Standar Deviasi	10,279	38,162	24,872	7,115
3.	<i>Skewness</i>	-0,114	1,74	0,493	0,434
4.	Energi	0,009	0,037	0,018	0,007
5.	Entropi	3,565	4,864	4,323	0,359
6.	<i>Smoothness</i>	0,002	0,022	0,01	0,005
7.	Persen rerata intensitas warna R	37,757	66,362	52,692	8,238
8.	Persen rerata intensitas warna G	18,053	30,356	23,92	2,739
9.	Persen rerata intensitas warna B	11,615	32,249	23,388	6,14
10.	Kontras GLCM	0,001	0,764	0,069	0,193
11.	Energi GLCM	10,707	152,15	51,711	34,626
12.	Entropi GLCM	0,182	0,905	0,363	0,182
13.	Korelasi GLCM	1,233	8,089	6,739	1,676
14.	Homogenitas GLCM	0	0,005	0,002	0,001

Keterangan: Min = Minimum; Maks = maksimum; SD = Standar Deviasi

Tabel 3. Hasil Perankingan dari Seleksi Fitur *F-Score*

Atribut	Fitur	Nilai <i>F-Score</i>	Ranking
C1	Mean	0,474	6
C2	Standar Deviasi	0,575	2
C3	<i>Skewness</i>	0,327	8
C4	Energi	0,273	9
C5	Entropi	0,394	7
C6	<i>Smoothness</i>	0,499	5
C7	Persen rerata intensitas warna R	0,651	1
C8	Persen rerata intensitas warna G	0,539	3
C9	Persen rerata intensitas warna B	0,499	4
C10	Kontras GLCM	0	14
C11	Energi GLCM	0	12
C12	Entropi GLCM	0	13
C13	Korelasi GLCM	0,266	10
C14	Homogenitas GLCM	0,255	11

klasifikasi dengan menggunakan semua fitur yang diekstraksi (14 fitur). Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa 16 citra daging sapi segar diklasifikasikan dengan benar dan empat citra lainnya diklasifikasikan sebagai tidak segar. Sebaliknya, sebanyak 13 citra daging sapi tidak segar diklasifikasikan dengan benar sedangkan

dua citra lainnya diklasifikasikan sebagai segar. Pada Tabel 6 menunjukkan hasil klasifikasi dengan menggunakan 13 fitur namun hasilnya sama dengan klasifikasi yang menggunakan 14 fitur (Tabel 5). Hal ini juga sama dengan klasifikasi menggunakan 12 fitur dan 11 fitur seperti disajikan dalam Tabel 7 dan Tabel 8.

Tabel 4. Subset Fitur

Nomor	Subset Fitur
1	Semua Fitur
2	{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4,C13,C14,C11,C12}
3	{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4,C13,C14,C11}
4	{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4,C13,C14}
5	{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4,C13}
6	{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4}
7	{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3}
8	{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5}
9	{C7,C2,C8,C9,C6,C1}
10	{C7,C2,C8,C9,C6}
11	{C7,C2,C8,C9}
12	{C7,C2,C8}
13	{C7,C2}
14	{C7}

Tabel 5. Confusion Matrix Klasifikasi dengan KNN untuk Semua Fitur

		Klasifikasi	
		Positif	Negative
Klasifikasi Aktual	Positif	16	4
	Negative	2	13

Tabel 6. Confusion Matrix Klasifikasi dengan KNN untuk 13 Fitur Ranking Teratas (C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4,C13,C14,C11,C12)

		Klasifikasi	
		Positif	Positif
Klasifikasi Aktual	Positif	16	4
	Negative	2	13

Tabel 7. Confusion Matrix Klasifikasi dengan KNN untuk 12 Fitur Ranking Teratas (C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4,C13,C14,C11)

		Klasifikasi	
		Positif	Positif
Klasifikasi Aktual	Positif	16	4
	Negative	2	13

Tabel 8. Confusion Matrix Klasifikasi dengan KNN untuk 11 Fitur Ranking Teratas (C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4,C13,C14)

		Klasifikasi	
		Positif	Positif
Klasifikasi Aktual	Positif	16	4
	Negative	2	13

Pada saat klasifikasi menggunakan sepuluh fitur, hasil klasifikasi menjadi lebih baik yaitu sebanyak 17 citra daging sapi segar diklasifikasikan segar, sementara hanya 1 dari 14 daging sapi tidak segar yang diklasifikasikan sebagai segar. *Confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 9.

Berikutnya hasil klasifikasi dengan menggunakan sembilan fitur ekstraksi citra. Hasil klasifikasi justru menurun dari sebelumnya yakni dengan sepuluh fitur. Pada Tabel 10 dapat dilihat bahwa terdapat 15 citra daging segar dan 12 citra daging sapi tidak segar yang diklasifikasikan secara benar. Namun, terdapat tiga citra daging sapi tidak segar yang diklasifikasikan sebagai segar dan sebaliknya lima citra daging sapi segar diklasifikasikan sebagai tidak segar. Hal ini juga sama untuk hasil klasifikasi dengan delapan fitur seperti ditunjukkan pada Tabel 11.

Tabel 12 dan 13 menunjukkan *confusion matrix* yang sama meskipun menggunakan jumlah fitur yang berbeda yaitu tujuh dan delapan fitur. Pada kedua tabel tersebut diketahui bahwa sejumlah 16 citra daging sapi segar diklasifikasikan dengan benar dan empat lainnya diklasifikasikan sebagai tidak segar. Demikian juga dengan citra daging sapi tidak segar, sejumlah 12 citra daging sapi tidak segar diklasifikasikan dengan benar sementara tiga lainnya diklasifikasikan sebagai segar.

Klasifikasi selanjutnya dengan menggunakan lima fitur citra diperoleh hasil seperti pada Tabel 14. Sejumlah 16 citra daging sapi segar diklasifikasikan benar dan empat lainnya diklasifikasikan sebagai tidak segar. Hanya terdapat satu daging tidak segar yang diklasifikasikan sebagai segar. Sementara itu, hasil klasifikasi dengan menggunakan empat fitur jumlah klasifikasi daging tidak segar sebagai

Tabel 9. *Confusion Matrix* Klasifikasi dengan KNN untuk 10 Fitur Ranking Teratas (C7,C2,C8,C9,C6, C1,C5,C3,C4,C13)

		<i>Klasifikasi</i>	
		<i>Positif</i>	<i>Positif</i>
<i>Klasifikasi Aktual</i>	<i>Positif</i>	17	3
	<i>Negative</i>	1	14

Tabel 10. *Confusion Matrix* Klasifikasi dengan KNN untuk 9 Fitur Ranking Teratas (C7,C2,C8,C9,C6,C1, C5,C3,C4)

		<i>Klasifikasi</i>	
		<i>Positif</i>	<i>Positif</i>
<i>Klasifikasi Aktual</i>	<i>Positif</i>	15	5
	<i>Negative</i>	3	12

Tabel 11. *Confusion Matrix* Klasifikasi dengan KNN untuk 8 Fitur Ranking Teratas (C7,C2,C8,C9,C6, C1,C5,C3)

		<i>Klasifikasi</i>	
		<i>Positif</i>	<i>Positif</i>
<i>Klasifikasi Aktual</i>	<i>Positif</i>	15	5
	<i>Negative</i>	3	12

Tabel 12. *Confusion Matrix* Klasifikasi dengan KNN untuk 7 Fitur Ranking Teratas (C7,C2,C8,C9,C6, C1,C5)

		<i>Klasifikasi</i>	
		<i>Positif</i>	<i>Positif</i>
<i>Klasifikasi Aktual</i>	<i>Positif</i>	16	4
	<i>Negative</i>	3	12

Tabel 13. *Confusion Matrix* Klasifikasi dengan KNN untuk 6 Fitur Ranking Teratas (C7,C2,C8,C9,C6, C1)

		Klasifikasi	
		Positif	Positif
<i>Klasifikasi Aktual</i>	<i>Positif</i>	16	4
	<i>Negative</i>	3	12

Tabel 14. *Confusion Matrix* Klasifikasi dengan KNN untuk 5 Fitur Ranking Teratas (C7,C2,C8,C9,C6)

		Klasifikasi	
		Positif	Positif
<i>Klasifikasi Aktual</i>	<i>Positif</i>	16	4
	<i>Negative</i>	1	14

Tabel 15. *Confusion Matrix* Klasifikasi dengan KNN untuk 4 Fitur Ranking Teratas (C7,C2,C8,C9)

		Klasifikasi	
		Positif	Positif
<i>Klasifikasi Aktual</i>	<i>Positif</i>	16	4
	<i>Negative</i>	2	13

Tabel 16. *Confusion matrix* klasifikasi dengan KNN untuk 3 fitur ranking teratas (C7,C2,C8)

		Klasifikasi	
		Positif	Positif
<i>Klasifikasi Aktual</i>	<i>Positif</i>	15	5
	<i>Negative</i>	1	14

Tabel 17. *Confusion Matrix* Klasifikasi dengan KNN untuk 2 Fitur Ranking Teratas (C7,C2)

		Klasifikasi	
		Positif	Positif
<i>Klasifikasi Aktual</i>	<i>Positif</i>	16	4
	<i>Negative</i>	1	14

Tabel 18. *Confusion Matrix* Klasifikasi dengan KNN untuk 1 Fitur Ranking Teratas (C7)

		Klasifikasi	
		Positif	Positif
<i>Klasifikasi Aktual</i>	<i>Positif</i>	16	4
	<i>Negative</i>	2	13

segar bertambah menjadi dua seperti ditunjukkan pada Tabel 15.

Tabel 16 di atas merupakan confusion matrix hasil klasifikasi dengan menggunakan tiga fitur citra dan hasilnya menunjukkan jumlah citra daging sapi segar yang diklasifikasikan sebagai tidak segar yaitu lima sampel. Citra daging sapi tidak segar yang diklasifikasi dengan benar meningkat dari sebelumnya yaitu menjadi 14 sampel.

Hasil klasifikasi dengan menggunakan dua fitur citra pada Tabel 17 memberikan hasil bahwa sebanyak 16 citra daging segar diklasifikasikan sebagai daging segar dan 14 citra daging tidak segar diklasifikasikan sebagai daging tidak segar. Klasifikasi dengan menggunakan satu fitur citra menghasilkan 16 citra daging segar diklasifikasikan sebagai segar dan 13 citra daging tidak segar sebagai daging tidak segar seperti pada Tabel 18.

Berdasarkan tabel-tabel *confusion matrix* di atas, perbandingan *True Positive (TP)*, *False Negative (FN)*, *True Negatif (TN)*, dan *False Positif (FP)* dari hasil klasifikasi kombinasi fitur terseleksi dapat dilihat pada Tabel 18. *True positive (TP)* yaitu daging segar diklasifikasikan sebagai daging segar sedangkan *false negative (FN)* yaitu daging segar diklasifikasikan sebagai tidak segar. Sebaliknya, *true negative (TN)* yaitu daging tidak segar diklasifikasikan sebagai tidak segar sedangkan *false positive (FP)* yaitu daging tidak segar diklasifikasikan sebagai daging segar. Dalam kasus ini akan lebih baik daging segar diklasifikasikan sebagai daging tidak segar dibandingkan daging tidak segar diklasifikasikan sebagai daging segar.

Berdasarkan tabel perbandingan nilai TP, FN, TN, dan FP (Tabel 19) dapat dilihat bahwa *True*

Positive dan *True Negative* tertinggi yaitu pada klasifikasi KNN dengan fitur persen rerata intensitas warna R, standar deviasi, persen rerata intensitas warna G, persen rerata intensitas warna B, dan *smoothness*. Hal ini sama dengan klasifikasi KNN dengan hanya menggunakan dua fitur yaitu fitur rerata intensitas warna R dan standar deviasi.

3.4. Evaluasi Performa

Berikut ini merupakan evaluasi performa klasifikasi tingkat kesegaran daging sapi dengan algoritma KNN tanpa seleksi fitur dan dengan seleksi fitur. Evaluasi performa dihitung dari sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi.

Berdasarkan perbandingan sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi hasil klasifikasi tanpa

Tabel 19. Perbandingan TP FN TN FP

Subset Fitur	TP	FN	TN	FP
Semua Fitur	16	4	13	2
{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4,C14,C13,C11,C12}	16	4	13	2
{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4,C14,C13,C11}	16	4	13	2
{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4,C14,C13}	16	4	13	2
{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4,C14}	16	4	13	2
{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4}	15	5	12	3
{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3}	15	5	12	3
{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5}	16	4	12	3
{C7,C2,C8,C9,C6,C1}	16	4	12	3
{C7,C2,C8,C9,C6}	16	4	14	1
{C7,C2,C8,C9}	16	4	13	2
{C7,C2,C8}	15	5	14	1
{C7,C2}	16	4	14	1
{C7}	16	4	13	2

Tabel 20. Sensitivitas, Spesifisitas, dan Akurasi Klasifikasi Kesegaran Daging Sapi

Subset fitur	Sensitivitas	Spesifisitas	Akurasi (%)
Semua Fitur	0,8	0,87	83
{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4,C14,C13,C11,C12}	0,8	0,87	83
{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4,C14,C13,C11}	0,8	0,87	83
{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4,C14,C13}	0,8	0,87	83
{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4,C14}	0,8	0,87	83
{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3,C4}	0,75	0,8	77
{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5,C3}	0,75	0,8	77
{C7,C2,C8,C9,C6,C1,C5}	0,8	0,8	80
{C7,C2,C8,C9,C6,C1}	0,8	0,8	80
{C7,C2,C8,C9,C6}	0,8	0,93	86
{C7,C2,C8,C9}	0,8	0,87	83
{C7,C2,C8}	0,75	0,93	83
{C7,C2}	0,8	0,93	86
{C7}	0,8	0,87	83

seleksi fitur dan dengan seleksi fitur (Tabel 20) dapat dilihat bahwa spesifitas tertinggi 0,93 dengan sensitivitas 0,8 dan akurasi 86%. Sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi tertinggi diperoleh dari klasifikasi dengan seleksi fitur dengan subset fitur persen rerata intensitas warna R, standar deviasi, persen rerata intensitas warna G, persen rerata intensitas warna B, dan *smoothness*. Hal ini sama dengan klasifikasi KNN dengan hanya menggunakan dua fitur yaitu fitur rerata intensitas warna R dan standar deviasi.

Sementara itu, klasifikasi tanpa seleksi fitur menghasilkan klasifikasi dengan sensitivitas 0,8, spesifisitas 0,86, dan akurasi 83%. Hal ini lebih rendah dibandingkan dengan adanya seleksi fitur. Namun demikian, dengan seleksi fitur F-Score dan mengeliminasi fitur pada ranking terendah untuk membentuk subset-subset fitur terdapat hasil klasifikasi terendah dengan sensitivitas 0,75, spesifisitas 0,8 dan akurasi 77%. Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi fitur pada subset fitur mempengaruhi hasil klasifikasi. Hal tersebut sesuai dengan tujuan penelitian ini yaitu untuk mencari fitur yang paling relevan untuk mengklasifikasi kesegaran daging sapi lokal.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Penerapan seleksi fitur F-Score pada klasifikasi tingkat kesegaran daging sapi lokal dengan metode K-Nearest Neighbour (KNN) yaitu subset fitur persen rerata intensitas warna R, standar deviasi, persen rerata intensitas warna G, persen rerata intensitas warna B, dan *smoothness*. Hasil klasifikasi KNN menggunakan dua fitur yaitu fitur rerata intensitas warna R dan standar deviasi. Klasifikasi tingkat kesegaran daging sapi lokal menggunakan metode KNN memiliki performa yang lebih baik menggunakan fitur yang relevan dari hasil seleksi fitur dibandingkan tanpa seleksi fitur.

DAFTAR PUSTAKA

Chen, Y.W. and Lin, C.J. 2008. Combining SVMs with Various Feature Selection Strategies. In *Feature Extraction Book*, Springer, Berlin, Heidelberg; 315-324. https://doi.org/10.1007/978-3-540-35488-8_13.

Chian, V. N., Saad, F. S. A., Ibrahim, M.F., Sudin, S., Zakaria, A., and Shakaff, A. Y. M. 2014. Meat Color Recognition and Classification Based on Color using NIR/VIS Camera. Presented at the 8th MUCET, 10-11 November 2014, Melaka, Malaysia.

Guzek, D., Glapska, D., Pogorzelski, G., Kozañ, K. et al. 2013. Variation of Meat Quality Parameters Due to Conformation and Fat Class in Limousin Bulls Slaughtered at 25 to 27 Months of Age. *Asian Australasian Journal Animal Science*, 26(5): 716-722.

Han, J., Kamber, M., and Pei, J. 2012. *Data Mining - Concepts and Techniques*. 3rd Edition. Elsevier Inc., Amsterdam, The Netherland.

Kadir, A. dan Susanto, A. 2013. *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Andi Offset, Yogyakarta.

Kiswanto. 2012. Identifikasi Citra untuk Mengidentifikasi Jenis Daging Sapi dengan Menggunakan Transformasi Wavelet Haar. *Tesis Magister*. Universitas Diponegoro, Semarang.

Omar, N., Jusoh, F., Othman, M. S., Ibrahim, R. 2013. Review of Feature Selection for Solving Classification Problems. *Jurnal Information System Research and Innovation (JISRI)*: 64-70

Sun, X., Chen, K. J., Maddock-Carlin, K. R., Anderson, V. L., Lepper A. N., Schwartz, C. A. 2012. Predicting beef tenderness using color and multispectral image texture feature. *Meat Science Journal*, 92: 386-393.

Witten, I. H. and Frank, E. 2011. *Data Mining - Practical Machine Learning Tools and Techniques*. 3rd, Morgan Kaufmann Publisher, San Francisco.

Yudamson, A. 2017. Rerata Intensitas Warna Terpisah untuk Identifikasi Daging Kambing, Daging Babi, Daging Celeng, dan Daging Anjing. *JURNAL Pengabdian Kepada Masyarakat*, 23(1): 211-213.

Yulianti, T., Yudamson, A., Septama, H. D., Sulistiyanti, S. R., Setiawan, F. X. A., and

- Telaumbanua, M. (2016). Meat quality classification based on color intensity measurement method. In *2016 International Symposium on Electronics and Smart Devices (ISESD)*, Bandung, Indonesia: 248–252. <https://doi.org/10.1109/ISESD.2016.7886727>
- Yuristiawan, D. 2015. Aplikasi Pendeteksi Tingkat Kesegaran Daging Sapi Lokal Menggunakan Ekstraksi Fitur Warna dengan Pendekatan Statistika. *Riptek*, 9(1): 9-16.