

# KLASIFIKASI CACAT PADA KALENG KEMASAN MENGUNAKAN METODE LACUNARITY DAN NAÏVE BAYES

## CLASSIFICATION OF DEFECTS ON PACKING CANS USING LACUNARITY AND NAÏVE BAYES METHODS

Danang Erwanto<sup>1</sup>, Putri Nur Rahayu<sup>2</sup>, Yudo Bismo Utomo<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Teknik Elektro, Universitas Islam Kediri, Kota Kediri

<sup>2,3</sup> Program Studi Teknik Komputer, Universitas Islam Kediri, Kota Kediri

<sup>1</sup>danangerwanto@uniska-kediri.ac.id, <sup>2</sup>putrinurr@uniska-kediri.ac.id, <sup>3</sup>yudobismo@uniska-kediri.ac.id

### Abstrak

Kaleng merupakan lembaran baja yang dilapisi timah (Sn) dan dipakai untuk mengemas produk makanan maupun minuman. Penggunaan kaleng sebagai kemasan produk makanan karena kaleng susah untuk dilalui mikroorganisme serta tidak dapat ditembus oleh sinar ultraviolet sehingga kualitas produk makanan atau minuman yang dikemas tersebut terjaga kualitasnya. Kaleng yang dipilih sebagai kemasan tersebut harus dalam kondisi tidak cacat sehingga diperlukan proses inspeksi terhadap kaleng tersebut. Penelitian ini mengimplementasikan metode *Lacunarity* dan *Naïve Bayes Classification* untuk mengklasifikasikan jenis kaleng yang dikelompokkan menjadi 2 *class* yaitu *Good* dan *Reject*. Dari implementasi metode *Lacunarity* mampu menghasilkan 28 nilai ekstraksi fitur tekstur yang bervariasi per citra. Hasil evaluasi klasifikasi metode *Naïve Bayes Classification* untuk mengklasifikasikan kondisi kaleng kemasan diperoleh nilai *accuracy* sebesar 0,87, *precision* sebesar 0,88, *recall* sebesar 0,86 dan *f-measure* sebesar 0,87, sehingga metode metode *Naïve Bayes Classification* dapat mengklasifikasikan jenis kaleng kemasan dalam kondisi *Good* dan *Reject* berdasarkan nilai ekstraksi tekstur menggunakan metode *Lacunarity*.

**Kata kunci :** kaleng, *lacunarity*, *naïve bayes classification*

### Abstract

Cans are steel sheets coated with tin (Sn) and used to package food and beverage products. The use of cans as packaging for food products because cans are difficult for microorganisms to pass and cannot be penetrated by ultraviolet light so that the quality of packaged food or beverage products is maintained. The cans selected as packaging must be in a non-defective condition so that an inspection process is needed on the cans. This research implements the *Lacunarity* and *Naïve Bayes Classification* methods to classify the types of cans which are grouped into 2 classes, namely *Good* and *Reject*. From the implementation of the *Lacunarity* method, it is able to produce 28 values of texture feature extraction that vary in each image. The results of the evaluation of the classification of the *Naïve Bayes Classification* method to classify the condition of packaged cans obtained an accuracy value of 0.87, a precision of 0.88, a recall of 0.86 and an f-measure of 0.87, so that the *Naïve Bayes Classification* method can classify the types of cans packaging in *Good* and *Reject* condition based on the value of texture extraction using the *Lacunarity* method.

**Keywords:** cans, *lacunarity*, *naïve bayes classification*

## 1. PENDAHULUAN

Dalam mengkonsumsi bermacam-macam produk makanan maupun minuman, kita sering menjumpai produk-produk makanan maupun minuman tersebut dikemas dalam kemasan kaleng.

Kaleng adalah lembaran baja yang dilapisi timah (Sn) atau wadah yang terbuat dari baja dan terlapisi timah putih tipis dengan kadar tidak lebih dari 1, 00-1, 25% dari berat kaleng itu sendiri [1]. Penggunaan kaleng sebagai kemasan produk makanan dan minuman karena kaleng susah dilalui mikroorganisme serta tidak dapat ditembus oleh sinar ultraviolet maupun udara bebas sehingga makanan atau minuman lebih tahan lama. Kaleng kemasan juga memiliki fungsi multiguna sebagai identitas produk, kaleng kemasan dapat dipakai sebagai media komunikasi dan informasi kepada konsumen melalui label yang dipasang pada kemasan tersebut.

Dalam menjaga kualitas makanan dan minuman yang dikemas dalam kaleng, produsen melakukan inspeksi terhadap kualitas kaleng yang bagus atau tidak cacat (dalam artian tidak berubah bentuk) sehingga dapat mempengaruhi kepercayaan konsumen terhadap kualitas makanan atau minuman yang dikemas dalam kaleng tersebut. Upaya untuk memilih kaleng yang memiliki kualitas bagus atau tidak cacat diperlukan inspeksi pada kaleng satu per satu sehingga diperlukan tenaga manusia yang tidak sedikit. Selain itu faktor ketidaktepatan manusia yang diakibatkan dari kelelahan pada manusia dapat mempengaruhi hasil inspeksi kaleng yang berkualitas bagus.

Dari permasalahan tersebut, diperlukan suatu sistem inspeksi yang dapat melakukan pemeriksaan kualitas kaleng secara otomatis berdasarkan tekstur dari kaleng tersebut. Pengolahan citra digital merupakan suatu teknologi yang sering digunakan dalam proses seleksi benda dengan memanfaatkan metode ekstraksi warna, tekstur ataupun bentuk. Dalam pengolahan citra digital, tekstur dikatakan sebagai hubungan mutual diantara parameter intensitas piksel-piksel yang berkorelasi secara iteratif pada suatu wilayah yang lebih luas daripada jarak hubungan tersebut. Aspek tekstur tersebut dimanfaatkan menjadi dasar interpretasi citra, segmentasi maupun klasifikasi.

Beberapa penelitian sistem pengecekan kecacatan kaleng kemasan telah dilakukan untuk mengatasi permasalahan pengecekan kualitas kaleng secara manual. Salah satunya melakukan proses identifikasi dengan membandingkan piksel hitam pada citra biner kemasan kaleng yang diuji dengan data referensi [2]. Penelitian lainnya adalah dengan mengimplementasikan filter warna HSL (*Hue, Saturation, Lightness*) dan *template matching* untuk inspeksi cacat pada kaleng [3]. Dalam penelitian tersebut untuk mendeteksi kecacatan kaleng digunakan filter *luminance* pada ruang warna HSL, kemudian proses *template matching* diimplementasikan pada setiap citra dengan teknik melakukan perbandingan *contour* citra uji dengan *contour* citra *template* sebagai *contour* citra referensi. Selain itu implementasi algoritma jaringan CNN juga telah dilakukan untuk deteksi dan klasifikasi kondisi kaleng kemasan [4]. Penelitian tersebut melakukan perbandingan 5 model jaringan antara lain *ResNet101*, *ResNet50*, *ResNet18*, *GoogLeNet*, dan *ShuffleNet* dengan *dataset* dan *setting* parameter yang sama.

Klasifikasi cacat pada kaleng kemasan yang dilakukan pada penelitian ini adalah melakukan ekstraksi tekstur berbasis fraktal menggunakan metode *Lacunarity* yang menghasilkan 28 fitur ekstraksi tekstur pada masing-masing citra. *Lacunarity* adalah metode multi-skala untuk menentukan tekstur yang terkait dengan pola dispersi spasial [5]. *Lacunarity* dapat digunakan untuk mengukur persebaran spasial dari celah (*gap*) pada ukuran tertentu dari tekstur citra [6]. 28 fitur ekstraksi tekstur yang dihasilkan dari metode *Lacunarity* kemudian diklasifikasikan menjadi dua kategori yaitu *Good* dan *Reject* menggunakan metode *Naïve Bayes Classification* (NBC) dan *k-fold cross validation* digunakan untuk melakukan validasi keakuratan NBC. Penelitian ini diharapkan dapat membantu proses inspeksi dalam menganalisa jenis kaleng *Good* dan *Reject* berdasarkan tekstur dari kaleng tersebut.

## 2. METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan metode *experimental research* dimana penelitian ini mendesain sebuah program pengolahan citra digital yang digunakan untuk menganalisa fitur ekstraksi tekstur pada citra kaleng kemasan menggunakan metode *Lacunarity*. Sedangkan untuk klasifikasi digunakan metode NBC dan divalidasi menggunakan metode *k-fold cross validation* dengan nilai k sebesar 10. Penggunaan *k-fold cross validation* karena untuk meniadakan bias pada data [7].

*Dataset* yang dipakai sebanyak 100 data yang terdiri dari 50 data citra kaleng dalam kondisi *Good* dan 50 citra kaleng dalam kondisi *Reject*. Kaleng dalam kondisi *Good* merupakan kaleng yang bentuknya masih bagus dan tidak ada cacat dalam kaleng tersebut, baik berubah bentuk atau penyok maupun berkarat. Kaleng dalam kondisi *Reject* adalah kaleng yang bentuknya berubah menjadi penyok dan berkarat dan bisa menyebabkan makanan atau minuman yang dikemas dalam kaleng tersebut dapat terkontaminasi oleh bakteri. Gambar 1.a menunjukkan kaleng dalam kondisi *Good* dan Gambar 1.b menunjukkan kaleng dalam kondisi *Reject*.



(a)



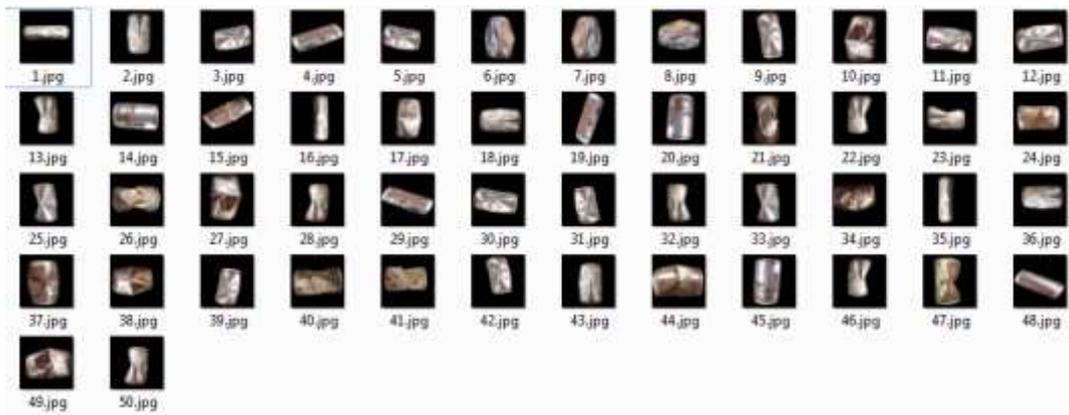
(b)

Gambar 1. Contoh citra kaleng kemasan: (a) kaleng dalam kondisi *Good*, (b) kaleng dalam kondisi *Reject*

Citra kaleng yang digunakan sebagai *dataset* diambil menggunakan kamera *Smartphone* dengan resolusi kamera sebesar 12 megapiksel dan diolah untuk menghilangkan latar belakangnya. *File dataset* tersebut berekstensi .JPG dan dikelompokkan berdasarkan kondisinya. *File dataset* pada masing-masing kelompok diberikan penamaan *file* dengan menggunakan angka yang diurutkan sesuai jumlah file. *Dataset* citra kaleng yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra RGB (*Red, Green, Blue*) memiliki ukuran 256x256 piksel. Gambar 2 menyajikan *dataset* citra kaleng yang digunakan.



(a)

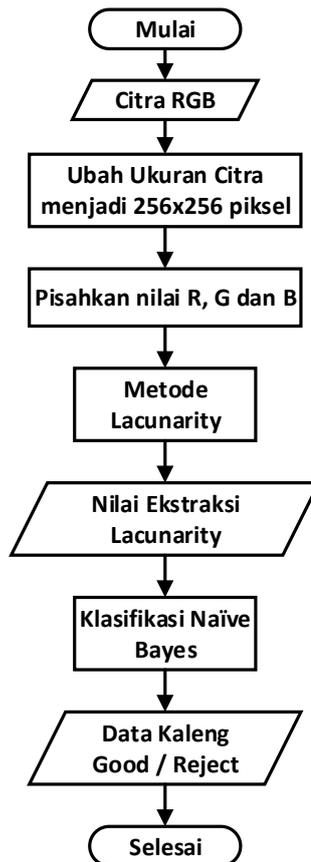


(b)

Gambar 2. Citra Dataset: (a) dataset kaleng dalam kondisi *Good*, (b) dataset kaleng dalam kondisi *Reject*

### 2.1 Perancangan Sistem

Konsep dari sistem klasifikasi cacat kaleng kemasan menggunakan metode *lacunarity* untuk menghasilkan nilai ekstraksi tekstur dan NBC sebagai klasifikatornya digambarkan melalui *flowchart* yang disajikan oleh Gambar 3 berikut.



Gambar 3. *Flowchart* Sistem Klasifikasi Cacat pada Kaleng Kemasan

### 2.2 Metode *Lacunarity*

*Lacunarity* merupakan suatu metode yang digunakan untuk membedakan obyek fraktal yang mempunyai perbedaan pola dengan dimensi yang sama. *Lacunarity* adalah descriptor fitur tekstur

yang dapat memperlihatkan seberapa heterogen tekstur suatu citra digital [8]. Jika nilai *Lacunarity* tinggi maka mengindikasikan bahwa citra tersebut memiliki pola tekstur yang heterogen, jika nilai *Lacunarity* rendah maka mengindikasikan bahwa citra tersebut memiliki pola tekstur yang homogen. yang ditunjukkan oleh Persamaan 1 hingga Persamaan 3 berikut.

$$L_S = \frac{\frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N P_{mn}^2}{\left( \frac{1}{MN} \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^N P_{kl} \right)^2} - 1 \quad (1)$$

$$L_a = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N P_{mn}^2 \left| \frac{P_{mn}^2}{\frac{1}{MN} \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^N P_{kl}^2} - 1 \right| \quad (2)$$

$$L_p = \left( \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N P_{mn}^2 \left( \frac{P_{mn}^2}{\frac{1}{MN} \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^N P_{kl}^2} - 1 \right)^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (3)$$

Dimana,  $L_S$  adalah fungsi *Lacunarity* s,  $L_a$  adalah fungsi *Lacunarity* a,  $L_p$  adalah fungsi *Lacunarity* p,  $M \times N$  merupakan ukuran citra,  $P_{mn}$  merupakan intensitas warna dari piksel  $(m,n)$  dan  $p$  adalah koefisien dengan nilai 2, 4, 6 dan seterusnya. Nilai parameter ekstraksi tekstur yang dihasilkan dari metode *Lacunarity* sebanyak 28 parameter yang terdiri dari  $L_S$ ,  $L_a$ ,  $L_p$ . 28 parameter tersebut meliputi  $lsr$  yang berarti  $L_S$  untuk elemen R,  $lsg$  adalah  $L_S$  untuk elemen G,  $lsb$  adalah  $L_S$  untuk elemen B,  $ls$  adalah  $L_S$  untuk aras keabuan,  $lar$  adalah  $L_a$  untuk elemen R,  $lag$  adalah  $L_a$  untuk elemen G,  $lab$  adalah  $L_a$  untuk elemen B,  $la$  adalah  $L_a$  untuk aras keabuan,  $l2r$  adalah  $L_2$  untuk elemen R,  $l2g$  adalah  $L_2$  untuk elemen G,  $l2b$  adalah  $L_2$  untuk elemen B,  $l2$  adalah  $L_2$  untuk aras keabuan;  $l4r$  adalah  $L_4$  untuk elemen R,  $l4g$  adalah  $L_4$  untuk elemen G,  $l4b$  adalah  $L_4$  untuk elemen B,  $l4$  adalah  $L_4$  untuk aras keabuan,  $l6r$  adalah  $L_6$  untuk elemen R,  $l6g$  adalah  $L_6$  untuk elemen G,  $l6b$  adalah  $L_6$  untuk elemen B,  $l6$  adalah  $L_6$  untuk aras keabuan,  $l8r$  adalah  $L_8$  untuk elemen R,  $l8g$  adalah  $L_8$  untuk elemen G,  $l8b$  adalah  $L_8$  untuk elemen B,  $l8$  adalah  $L_8$  untuk aras keabuan,  $l10r$  adalah  $L_{10}$  untuk elemen R,  $l10g$  berarti  $L_{10}$  untuk elemen G,  $l10b$  adalah  $L_{10}$  untuk elemen B,  $l10$  adalah  $L_{10}$  untuk aras keabuan.

### 2.3 Naïve Bayes Classification

Klasifikasi merupakan suatu teknik inspeksi kumpulan data lama untuk memperoleh persamaan yang mampu mengklasifikasikan data terbaru [9]. NBC Merupakan sebuah algoritma yang banyak digunakan klasifikasi atau pengelompokan data. NBC bekerja sangat baik jika dibandingkan dengan *classifier* lainnya. Dan merupakan suatu teknik klasifikasi dengan menerapkan metode probabilitas atau statistik. Metode NBC paling mudah, cepat, akurat dan cocok untuk sebagian besar data atau kelas dengan melakukan prediksi peluang pada masa depan yang didasarkan dari pengalaman pada masa sebelumnya. Karakteristik utama dari NBC ini yaitu hipotesis yang sangat kuat terhadap independensi dari setiap keadaan atau kejadian. Secara umum persamaan NBC diperlihatkan oleh Persamaan 4 berikut [10].

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(X)} \quad (4)$$

Metode NBC yang diterapkan pada penelitian ini adalah *Gaussian Naïve Bayes* karena mampu dipakai untuk data yang sifatnya kontinyu. Ciri dari *Gaussian Naïve Bayes* ini dengan melakukan pencarian nilai *mean* dan *standard deviation*/standart deviasi pada masing-masing fitur [11]. Persamaan untuk menghitung nilai *mean* diperlihatkan oleh Persamaan 5. Kemudian *standart*

*deviation* dihitung menggunakan Persamaan 6, sehingga peluang dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan 7.

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \tag{5}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n-1}} \tag{6}$$

$$P(X_i = x_i | Y = y_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ij}} e^{-\frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}} \tag{7}$$

Dimana  $X$  merupakan data *class* yang belum diketahui,  $H$  adalah hipotesis data suatu *class* spesifik,  $P(H/X)$  adalah nilai *posterior*  $H$  pada kondisi  $X$ ,  $P(H)$  merupakan peluang *hipotesis*  $H$ ,  $P(X/H)$  merupakan nilai *likelihood*  $X$  berdasarkan hipotesis  $H$ ,  $\mu$  adalah *mean*,  $\sigma$  adalah standart deviasi,  $P$  adalah peluang,  $X_i$  merupakan atribut ke- $i$ ,  $x_i$  merupakan nilai atribut ke- $i$ ,  $Y$  adalah kelas yang dicari,  $y_j$  adalah sub kelas  $Y$  yang dicari,  $n$  adalah banyaknya data,  $\pi$  adalah nilai *phi* sebesar 3,14,  $e$  adalah nilai eksponensial sebesar 2,718.

#### 2.4 Confusion Matrix

Untuk melakukan evaluasi hasil klasifikasi metode NBC digunakan tabel *Confusion Matrix* [12]. *Confusion Matrix* adalah suatu tabel yang diterapkan untuk memvisualisasikan kinerja suatu klasifikator. Data yang diperoleh dari metode *Confusion Matrix* berupa data *Accuracy*, *Precision*, *Recall* dan *F-Measure* [13]. Model dari tabel *Confusion Matrix* diperlihatkan oleh Tabel 1 berikut [14].

Tabel 1 Tabel *Confusion Matrix*

$n$		Hasil Klasifikasi	
		<i>Positive</i>	<i>Negative</i>
Data Asli	<i>Positive</i>	TP	FN
	<i>Negative</i>	FP	TN

Dimana TP (*True Positive*) adalah data dari kelas *positive* yang terklasifikasikan menjadi *positive*, TN (*True Negative*) merupakan data dari kelas *negative* yang terklasifikasikan menjadi *negative*, FP (*False Positive*) merupakan data dari kelas *negative* yang terklasifikasikan menjadi *positive*, FN (*False Negative*) merupakan data dari kelas *positive* yang terklasifikasikan menjadi *negative*. Tabel *Confusion Matrix* menghasilkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F-measure* yang dihitung menggunakan Persamaan 8, 9, 10 dan 11 seperti berikut.

$$accuracy = \frac{TP+TN}{n} \tag{8}$$

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{9}$$

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{10}$$

$$F - measure = \frac{2 \times recall \times precision}{(recall + precision)} \quad (11)$$

### 3. PEMBAHASAN

#### 3.1 Hasil Ekstraksi Fitur *Lacunarity*

Data yang disajikan oleh Tabel 2 merupakan data hasil ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *Lacunarity* yang diperoleh dari citra kaleng kemasan pada ruang warna RGB. Data yang disajikan pada kolom nilai ekstraksi secara berturut adalah *lsr, lsg, lsb, ls, lar, lag, lab, la, l2r, l2g, l2b, l2, l4r, l4g, l4b, l4, l6r, l6g, l6b, l6, l8r, l8g, l8b, l8, l10r, l10g, l10b, l10*.

Tabel 2 Hasil Ekstraksi Tekstur Menggunakan Metode *Lacunarity*

No	Citra	Keterangan	Nilai Ekstraksi
1		Kaleng dalam kondisi <i>Good</i>	[4,7246; 4,7503; 4,7408; 6,8103; 1,2698x10 <sup>-15</sup> ; -7,4940x10 <sup>-16</sup> ; -1,3323x10 <sup>-15</sup> ; -9,6173x10 <sup>-15</sup> ; 2,1736; 2,1795; 2,1773; 2,6097; 3,3329; 3,3511; 3,3552; 4,0770; 4,0118; 4,0345; 4,0464; 4,8349; 4,4245; 4,4504; 4,4698; 5,2672; 4,7020; 4,7313; 4,7576; 5,54463]
2		Kaleng dalam kondisi <i>Good</i>	[4,7154; 4,7466; 4,7334; 6,8093; -9,881x10 <sup>-15</sup> ; -1,1546x10 <sup>-14</sup> ; 1,5765x10 <sup>-14</sup> ; 2,9365x10 <sup>-14</sup> ; 2,1715; 2,1787; 2,1756; 2,6094; 3,3290; 3,3497; 3,3527; 4,0766; 4,007; 4,0327; 4,043; 4,8344; 4,4189; 4,4484; 4,4657; 5,2666; 4,6959; 4,729; 4,7528; 5,5443]
3		Kaleng dalam kondisi <i>Good</i>	[4,1194; 4,2084; 4,2227; 5,74239; -1,0741x10 <sup>-14</sup> ; -3,747x10 <sup>-15</sup> ; 8,7153x10 <sup>-15</sup> ; 3,9691x10 <sup>-14</sup> ; 2,0297; 2,0514; 2,0549; 2,3963; 2,9794; 3,0403; 3,0589; 3,5683; 3,5561; 3,6421; 3,6771; 4,178; 3,9119; 4,017; 4,0674; 4,5237; 4,1538; 4,275; 4,3389; 4,7447]
4		Kaleng dalam kondisi <i>Reject</i>	[2,275; 2,3716; 2,3947; 3,2882; -9,2495x10 <sup>-15</sup> ; -5,8564x10 <sup>-15</sup> ; 1,2219x10 <sup>-14</sup> ; -2,5119 x10 <sup>-14</sup> ; 1,5083; 1,54; 1,5475; 1,8133; 1,9123; 2,0148; 2,043; 2,3009; 2,2352; 2,3873; 2,4295; 2,5809; 2,4577; 2,6404; 2,6912; 2,7411; 2,6147; 2,8181; 2,8748; 2,8427]
5		Kaleng dalam kondisi <i>Reject</i>	[1,7075; 1,8381; 1,886; 5,6676; -7,3552x10 <sup>-15</sup> ; 2,331x10 <sup>-15</sup> ; -1,4322x10 <sup>-14</sup> ; 3,2474x10 <sup>-14</sup> ; 1,3067; 1,3557; 1,3733; 2,3807; 1,6195; 1,7441; 1,8033; 3,5319; 1,8903; 2,0667; 2,1628; 4,1313; 2,0953; 2,309; 2,4383; 4,471; 2,2533; 2,4975; 2,6603; 4,6882]
6		Kaleng dalam kondisi <i>Reject</i>	[2,6633; 2,8584; 3,0009; 5,2167; 1,8596x10 <sup>-14</sup> ; 2,609x10 <sup>-15</sup> ; 1,4988x10 <sup>-15</sup> ; 3,7803x10 <sup>-14</sup> ; 1,6319; 1,6907; 1,7323; 2,284; 2,148; 2,3837; 2,5423; 3,3095; 2,5652; 2,9525; 3,199; 3,8473; 2,8747; 3,367; 3,6711; 4,1514; 3,1097; 3,674; 4,0173; 4,3455]

Data hasil ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *Lacunarity* yang disajikan oleh table 2 menunjukkan variasi nilai ekstraksi fitur tekstur, sehingga metode *Lacunarity* mampu digunakan untuk mengekstraksi fitur tektur kaleng dalm kondisi *Good* maupun *Reject*.

### 3.2 Hasil Klasifikasi *Naïve Bayes Clasification*

Dari 28 nilai parameter tekstur yang diperoleh pada metode *Lacunarity* digunakan sebagai nilai *input* proses klasifikasi kondisi kaleng *Good* dan *Reject* menggunakan metode NBC. Hasil klasifikasi kondisi kaleng kemasan tersebut disajikan oleh Tabel 3 berikut.

Tabel 3 Hasil Klasifikasi Kondisi Kaleng Kemasan Menggunakan metode NBC

No	Citra Kaleng	Jumlah Data	Data Benar	Data Salah	Akurasi
1	<i>Good</i>	50	43	7	86%
2	<i>Reject</i>	50	44	6	88%
Total		100	87	13	
<b>Persentase Rata-Rata/Akurasi Total</b>					87%

Dari hasil uji klasifikasi NBC untuk mengklasifikasikan jenis kaleng kemasan dalam kondisi *Good* dan *Reject* berdasarkan nilai ekstraksi tekstur menggunakan metode *Lacunarity* diperoleh persentase keberhasilan klasifikasi sebesar 87% dengan jumlah data sebanyak 100 data citra kaleng *Good* dan *Reject*.

### 3.3 Hasil Evaluasi Klasifikasi

Hasil evaluasi klasifikasi NBC untuk mengklasifikasikan kondisi kaleng kemasan dengan mengimplementasikan tabel *Confusion Matrix* disajikan oleh Tabel 4.

Tabel 4 Hasil Evaluasi Klasifikasi NBC Menggunakan Tabel *Confusion Matrix*

n =100		Terklasifikasi	
		<i>Good</i>	<i>Reject</i>
Data Asli	<i>Good</i>	TP = 43	FN = 7
	<i>Reject</i>	FP = 6	TN = 44

Hasil evaluasi klasifikasi metode NBC untuk mengklasifikasikan kondisi kaleng kemasan diperoleh nilai *accuracy* sebesar 0,87, *precision* sebesar 0,88, *recall* sebesar 0,86 dan *f-measure* sebesar 0,87. Dari nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f-measure* yang diperoleh, dapat dikatakan bahwa metode NBC dapat mengklasifikasikan jenis kaleng kemasan dalam kondisi *Good* dan *Reject* berdasarkan nilai ekstraksi tekstur menggunakan metode *Lacunarity*.

## 4. KESIMPULAN

Dari penelitian implementasi algoritma *Lacunarity* untuk klasifikasi cacat pada kaleng kemasan diperoleh data 28 nilai ekstraksi fitur tekstur yang bervariasi, sehingga metode *Lacunarity* dapat digunakan untuk melakukan ekstraksi tekstur pada citra kaleng kemasan. Hasil klasifikasi metode NBC untuk mengklasifikasikan kondisi kaleng kemasan diperoleh nilai *accuracy* sebesar 0,87, *precision* sebesar 0,88, *recall* sebesar 0,86 dan *f-measure* sebesar 0,87. Dari nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f-measure* yang diperoleh, dapat dikatakan bahwa metode NBC dapat

mengklasifikasikan jenis kaleng kemasan dalam kondisi *Good* dan *Reject* berdasarkan nilai ekstraksi tekstur menggunakan metode *Lacunarity*

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Bakhori, "Tinjauan Aspek Korosi pada Makanan dalam Kemasan Kaleng," *Pist. (Jurnal Ilm. Tek. Mesin Fak. Tek. UISU)*, vol. 2, no. 1, hal. 30–38, 2017.
- [2] C. V.-B. M. PC, "Computare Vision Berbasis Camera dan Mini PC untuk Identifikasi Kecacatan Penutup Kemasan Minuman Kaleng Computare Vision-Based Mini PC and Camera In Identifying Defective Packaging Closures of Beverage Cans," *J. Ilm. Poli Rekayasa*, vol. 12, no. 1, hal. 1–10, 2016.
- [3] B. Sugandi dan S. Dewi, "Sistem Inspeksi Kecacatan pada Kaleng Menggunakan Filter Warna HSL dan Template Matching," *Khazanah Inform. J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 2, hal. 124–130, 2018.
- [4] R. Kusumawardani dan P. D. Karningsih, "Detection and Classification of Canned Packaging Defects Using Convolutional Neural Network," *PROZIMA (Productivity, Optim. Manuf. Syst. Eng.)*, vol. 4, no. 1, hal. 1–11, 2020.
- [5] R. E. Plotnick, R. H. Gardner, dan R. V O'Neill, "Lacunarity indices as measures of landscape texture," *Landsc. Ecol.*, vol. 8, no. 3, hal. 201–211, 1993.
- [6] A. R. Backes, "A new approach to estimate lacunarity of texture images," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 34, no. 13, hal. 1455–1461, 2013.
- [7] M. M. Firman Tempola dan A. Khairan, "Perbandingan Klasifikasi Antara KNN dan Naive Bayes pada Penentuan Status Gunung Berapi dengan K-Fold Cross Validation," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 5, 2018.
- [8] M. Muchtar, "Penggabungan fitur dimensi fraktal dan lacunarity untuk klasifikasi daun," Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2015.
- [9] H. Irsyad dan A. Taqwiym, "Community Analysis Sentiment Against Palestinian People with Naive Bayes Classification," *JTECS J. Sist. Telekomun. Elektron. Sist. Kontrol Power Sist. dan Komput.*, vol. 1, no. 2, hal. 167, Jul 2021.
- [10] D. Sartika dan D. I. Sensuse, "Perbandingan algoritma klasifikasi Naive Bayes, Nearest Neighbour, dan Decision Tree pada studi kasus pengambilan keputusan pemilihan pola pakaian," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 3, no. 2, hal. 151–161, 2017.
- [11] A. Saleh, "Implementasi metode klasifikasi naive bayes dalam memprediksi besarnya penggunaan listrik rumah tangga," *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 2, no. 3, hal. 207–217, 2015.
- [12] M. Erfan, D. Erwanto, dan P. N. Rahayu, "Ekstraksi Fitur Warna dan Tekstur Pada Kulit Katak Menggunakan Metode Momen Warna dan CCM," *Setrum Sist. Kendali-Tenaga-elektronika-telekomunikasi-komputer*, vol. 9, no. 2, 2020.
- [13] A. Prabowo, D. Erwanto, dan P. N. Rahayu, "Klasifikasi Kesegaran Daging Sapi Menggunakan Metode Ekstraksi Tekstur GLCM dan KNN," *Electro Luceat*, vol. 7, no. 1, hal. 74–81, 2021.
- [14] E. Prasetyo, "Data mining mengolah data menjadi informasi menggunakan matlab," 2019.