

**DETEKSI TINGKAT KEMATANGAN BUAH SRIKAYA (*Annona squamosa* L.)
BERDASARKAN SIFAT FISIK DAN KIMIA PADA PENYIMPANAN SUHU RUANG
MENGUNAKAN ALGORITMA k-NEAREST NEIGHBOR (k-NN)
DAN RANDOM FOREST**

*Maturity Level Detection of Sugar Apple (*Annona squamosa* L.) Based On Physical And Chemical Properties at Room Temperature Storage Using Random Forest and K-Nearest Neighbor (k-NN) Algorithms*

Amni Aulia¹, Murad¹, Joko Sumarsono¹

¹Program Studi Teknik Pertanian, Fakultas Teknologi Pangan dan Agroindustri,
Universitas Mataram

email: amniaulia21@gmail.com

ABSTRACT

The classification process on fruit is often a problem in the production process of agricultural products, one of which is in classifying the level of ripeness of srikaya fruit, and there have been many kinds of research on classifying fruit using one or two parameters using machine learning. Physical and chemical properties such as aroma, moisture content, total dissolved solids, texture, and weight loss indicate fruit maturity. This study aimed to determine the maturity level of srikaya fruit based on physical and chemical properties using the k-Nearest Neighbor (k-NN) and Random Forest algorithms, and to measure the algorithm's accuracy. The method used in this research is the k-NN and Random Forest, then its performance is measured using a confusion matrix. Physical properties (weight loss and texture) and chemical properties (moisture content, total dissolved solids and gas content) were observed. The results of detecting the maturity level of sugar apple have been reached. From 8 test data, it can detect 1 damaged fruit using the k-NN method, while the random forest from 8 test data can detect 2 raw fruit, 3 ripe fruit, and 1 damaged fruit. The accuracy of the k-NN method is 12.5%, and the random forest is 75%. The performance of the random forest is higher than the k-NN method based on the accuracy, precision, sensitivity, and specificity results.

Keywords: machine learning; physical and chemical properties; sugar apple

ABSTRAK

Proses klasifikasi pada buah seringkali menjadi masalah dalam proses produksi hasil pertanian, salah satunya dalam klasifikasi tingkat kematangan buah srikaya, serta telah banyak penelitian pengklasifikasian buah menggunakan satu atau dua parameter menggunakan *machine learning*. Sifat fisik dan kimia seperti aroma, kadar air, TPT, tekstur dan susut bobot biasanya menjadi indikator dalam menentukan kematangan buah, Tujuan penelitian ini adalah untuk menentukan tingkat kematangan pada buah srikaya berdasarkan sifat fisik dan kimia menggunakan algoritma k-Nearest Neighbor (k-NN) dan *Random Forest*, serta mengukur keakuratan algoritma tersebut. Metode yang digunakan pada penelitian ini yaitu metode klasifikasi k-NN dan *Random Forest*, kemudian diukur kinerjanya menggunakan *confusion matrix*. Parameter yang diamati yaitu sifat fisik (susut bobot dan tekstur) dan kimia (kadar air, total padatan terlarut dan kandungan gas). Hasil deteksi tingkat kematangan pada buah srikaya sudah tercapai, dari 8 data uji dapat mendeteksi 1 buah yang rusak menggunakan metode k-NN, sedangkan metode *random forest* dari 8 data uji dapat mendeteksi 2 buah mentah, 3 buah matang dan 1 buah rusak. Tingkat akurasi

metode k-NN sebesar 12,5% dan *random forest* sebesar 75%. Performa metode *random forest* lebih tinggi dari metode k-NN berdasarkan hasil akurasi, presisi, sensitivitas dan spesifisitas.

Kata kunci: *machine learning*; sifat fisik dan kimia; srikaya

PENDAHULUAN

Nusa Tenggara Barat merupakan salah satu penghasil buah srikaya yang cukup tinggi setiap tahunnya. Rasa buahnya yang manis dan aromanya yang khas membuat buah ini banyak diminati. Dalam produksi buah srikaya terdapat beberapa masalah, salah satunya mengenai proses untuk klasifikasi buah. Aroma biasanya menjadi indikator dalam menentukan kematangan dan kualitas dari buah, cara yang bisa digunakan yaitu menggunakan hidung elektronik (*e-nose*). Cara ini berisi susunan sensor untuk mendeteksi gas yang dihasilkan oleh buah mangga (Murad, dkk., 2022). Sifat fisik dan kimia seperti kadar air, susut bobot, TPT, dan tekstur juga dapat mempengaruhi kualitas dari buah.

Telah banyak penelitian yang membahas tentang pengklasifikasian kematangan dan kerusakan buah berdasarkan satu atau dua parameter menggunakan *machine learning*. *Machine learning* sendiri merupakan cabang ilmu kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer belajar dari sebuah data. Metode yang digunakan untuk klasifikasi dalam bidang pertanian misalnya Regresi Linier, Regresi Logistik, *Decision Tree*, *Naïve Bayes*, *k-Nearest Neighbor* (k-NN), dan *Random Forest* (Wahyono, 2020).

Algoritma yang digunakan pada penelitian ini yaitu k-NN dan *Random forest*. *k-Nearest Neighbor Classifier* (k-NN) adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Ruang dimensi dibagi menjadi bagian-bagian berdasarkan klasifikasi data pembelajaran (Hanafi dkk., 2019). *Random Forest* merupakan metode klasifikasi yang dilakukan dengan mengembangkan metode *Decision Tree* berdasarkan pemilihan atribut acak pada setiap *node* untuk menentukan klasifikasi (Ratnawati dan Sulistyningrum, 2019).

Evaluasi performa sistem penting dilakukan, untuk evaluasi digunakan matriks performa seperti akurasi, presisi, sensitivitas, dan spesifisitas. Matriks tersebut merupakan *confusion matrix* yang membentuk empat indikasi berupa *true positive* (TP), *true negative* (TN), *false positive* (FP), dan *false negative* (FN). (Yusuf & Hidayat, 2019).

Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini yaitu untuk menentukan tingkat kematangan (mentah, matang dan rusak) pada buah srikaya berdasarkan sifat fisik (tekstur dan susut bobot) dan sifat kimia (kadar gas, kadar air dan total padatan terlarut) menggunakan algoritma k-NN dan *Random Forest*, serta mengukur keakuratan algoritma tersebut dalam mengklasifikasi kematangan buah srikaya.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan pada bulan Maret sampai April 2022. Bahan utama yang digunakan yaitu srikaya dengan tingkat kematangan yang seragam yaitu mengkal.

Metode

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data primer yang diolah menjadi data *input*. Data-data yang digunakan antara lain yaitu data gas perekaman menggunakan sensor TGS2600, MQ3, MQ4, MQ2 dan MQ8 dengan satuan (ppm), rata-rata kadar air, TPT, tekstur, susut bobot, suhu buah, panjang dan lebar buah, suhu serta berat awal buah. Kemudian semua data diolah menggunakan bahasa pemrograman Python menggunakan metode klasifikasi k-NN dan *random forest*, untuk mendeteksi tingkat kematangan (mentah, matang dan rusak). Setelah itu data diuji untuk mengetahui keakuratan metode klasifikasi k-NN dan *random forest*.

Tahapan Penelitian

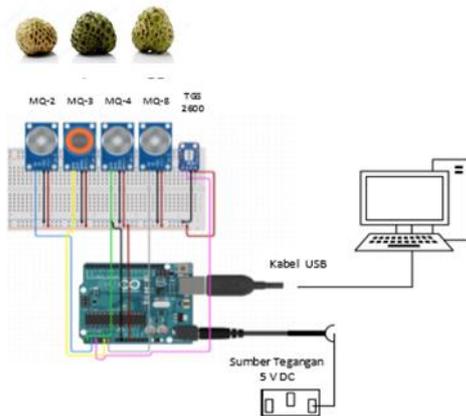
Sortasi dan pengukuran

Srika yang telah didapatkan disortasi, untuk dipilih dengan tingkat kematangan yang sama dengan tingkat kematangan mengkal.

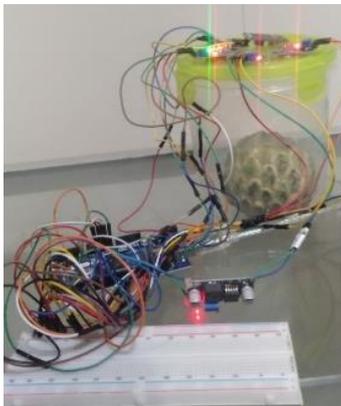
Srikaya dikelompokkan menjadi 3 ukuran yaitu kecil, sedang dan besar sebanyak 15 buah. Setelah itu srikaya ditimbang masing-masing beratnya, diukur panjang dan lebarnya lalu disimpan pada suhu ruang.

1. Persiapan alat dan kalibrasi alat

Pada tahap ini dibuat rangkaian alat untuk mengukur gas menggunakan sensor TGS 2600, MQ3, MQ4, MQ2, dan MQ8 yang dihubungkan dengan Arduino Mega 2560 dengan sumber tegangan 5V DC seperti ditunjukkan pada Gambar 1. Sensor-sensor tersebut dipasang pada tutup wadah yang digunakan untuk menangkap gas srikaya pada saat perekaman seperti ditunjukkan pada Gambar 2. Setelah dirangkai, sensor tersebut dites dan dikalibrasi untuk mendapatkan data gas yang belum terisikan srikaya dengan angka gas yang stabil.



Gambar 1. Skema Rangkaian Sensor Gas



Gambar 2. Rangkaian Sensor Saat Perekaman Data Gas

2. Pengujian kadar gas

Sebelum dilakukan perekaman data gas srikaya, terlebih dahulu dilakukan perekaman

gas pada wadah kosong untuk menentukan set poin yang digunakan sebagai acuan nilai awal gas. Setelah itu dilakukan perekaman ± 3 menit. Kemudian dilakukan pembersihan/*cleaning* data, konversi data gas dari ADC ke *part per million* (ppm). Kemudian data gas (ppm) tersebut dirata-ratakan setiap sensor untuk kemudian dijadikan data *input*.

3. Pengujian kadar air, tekstur, TPT, dan susut bobot

Setelah dilakukan perekaman data gas, lalu srikaya diuji kadar air, tekstur, TPT dan susut bobotnya. Kemudian data yang telah didapat dirata-ratakan untuk kemudian dijadikan data input.

4. Pembelajaran mesin deteksi tingkat kematangan srikaya metode k-NN dan *random forest*

Data perekaman gas setiap sensor, kadar air, tekstur, TPT, dan susut bobot diolah menggunakan metode k-NN dan *random forest* menggunakan pemrograman Python dengan *library Scikit-learn*.

5. Pengujian sistem

Pengujian sistem dilakukan menggunakan *Confusion matrix* untuk mengetahui akurasi, presisi, sensitivity dan specificity dari algoritma k-NN dan *Random forest* menggunakan bahasa pemrograman Python.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Parameter yang diamati pada penyimpanan srikaya ini yaitu sifat fisik dan kimia. Sifat fisik (susut bobot dan tekstur) dan sifat kimia (kadar air, total padatan terlarut dan kandungan gas).

A. Kadar Gas

1. Perekaman Data

Perekaman data dimulai dengan perekaman set poin selama ± 5 menit, pengukuran set poin dilakukan pada saat wadah tempat pengukuran gas masih belum dimasukkan sampel srikaya. Lalu data set poin tersebut diambil rata-rata ADC terukurnya. Hasil rata-rata set point setiap sensor ditunjukkan pada Tabel 1. di bawah.

Tabel 1. Nilai Rata-rata Set Point Sensor Gas

Variabel	Nama		Sensor		
	TGS2600	MQ-3	MQ-4	MQ-2	MQ-8
Rata-rata ADC terukur	117	270	254	252	158

Setelah dilakukan perekaman data set poin, selanjutnya dilakukan perekaman data gas pada buah srikaya. Setiap sampel srikaya dilakukan perekaman selama ±3 menit setiap sampel. Data yang terukur pada proses perekaman masih dalam bentuk data ADC. Data *raw* pengukuran ditunjukkan pada Tabel 2. Berikutnya dilakukan pembersihan data untuk memudahkan dalam proses selanjutnya. Pembersihan data ini menggunakan bahasa pemrograman Python dengan *library* Pandas.

Tabel 2. Data *Raw* Pengukuran Gas Srikaya Sampel C Hari ke-2

Index	== PuTTY log 2022.03.15 08:34:23 ==
1.	TGS MQ-3= 287 MQ-4= 417 MQ-2= 256 MQ-8= 190
2.	TGS2600= 160 MQ-3= 286 MQ-4= 416 MQ-2= 254 MQ-8= 188
3.	TGS2600= 156 MQ-3= 287 MQ-4= 417 MQ-2= 256 MQ-8= 190
4.	TGS2600= 167 MQ-3= 291 MQ-4= 421 MQ-2= 257 MQ-8= 193
5.	TGS2600= 162 MQ-3= 287 MQ-4= 417 MQ-2= 253 MQ-8= 190
6.	TGS2600= 155 MQ-3= 288 MQ-4= 418 MQ-2= 253 MQ-8= 190
7.	TGS2600= 153 MQ-3= 295 MQ-4= 424 MQ-2= 260 MQ-8= 197
.	.
346	TGS2600= 199 MQ-3= 430 MQ-4= 584 MQ-2= 299 MQ-8= 340
347	TGS2600= 204 MQ-3= 434 MQ-4= 588 MQ-2= 303 MQ-8= 343
348	TGS2600= 197 MQ-3= 429 MQ-4= 583 MQ-2= 297 MQ-8= 337
349	TGS2600= 204 MQ-3= 434 MQ-4= 588 MQ-2= 302 MQ-8= 343
350	TGS2600= 202 MQ-3= 433 MQ-4= 587 MQ-2= 301 MQ-8= 342
.	.
450	TGS2600= 199 MQ-3= 430 MQ-4= 584 MQ-2= 299 MQ-8= 340
451	TGS2600= 204 MQ-3= 434 MQ-4= 588 MQ-2= 303 MQ-8= 343
452	TGS2600= 197 MQ-3= 429 MQ-4= 583 MQ-2= 297 MQ-8= 337
453	TGS2600= 204 MQ-3= 434 MQ-4= 588 MQ-2= 302 MQ-8= 343
454	TGS2600= 202 MQ-3= 433 MQ-4= 587 MQ-2= 301 MQ-8= 342

2. Pembersihan Data

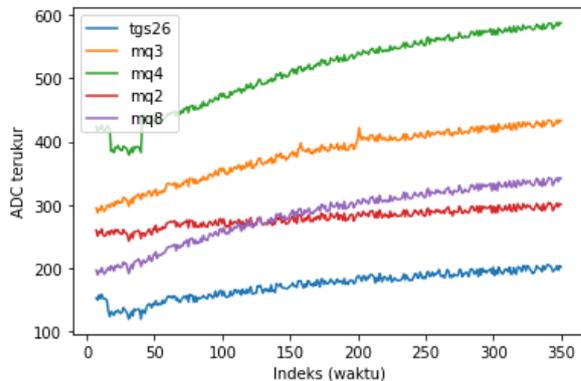
Prosesnya pembersihan data diawali dengan pembacaan data, kemudian membagi data untuk dapat mengambil hanya nilai ADC terukur dari setiap sensor. Hasilnya berupa tabel data dengan ukuran M x N, M menyatakan jumlah baris data dan N

menyatakan kolom yaitu TGS2600, MQ3, MQ4, MQ2, dan MQ8. Jadi setiap tabel baru berukuran M x 5. *Library* yang digunakan pada proses ini yaitu Pandas (Murad, dkk., 2022).

Dapat dilihat pada Gambar 3 merupakan data ADC terukur setelah dilakukan pembersihan, data yang terukur mengalami peningkatan dan fluktuasi yang tidak beraturan pada saat perekaman selama ±3 menit.

Tabel 3. Data Pengukuran ADC Hasil Pembersihan Sampel C Hari ke-2

Index	tgs26	mq3	mq4	mq2	mq8
3	156	287	417	256	190
4	167	291	421	257	193
5	162	287	417	253	190
6	155	288	418	253	190
7	153	295	424	260	197
.
346	199	430	584	299	340
347	204	434	588	303	343
348	197	429	583	297	337
349	204	434	588	302	343
350	202	433	587	301	342



Gambar 3. Grafik pengukuran ADC hasil pembersihan Sampel C Hari ke-2

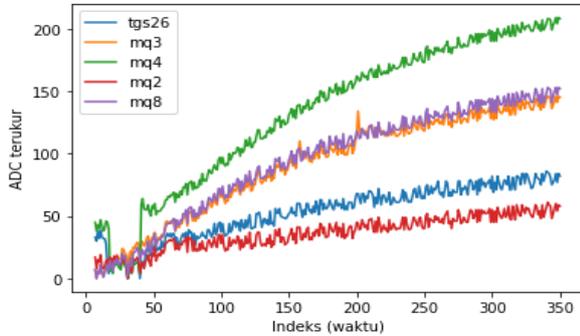
3. Normalisasi dan Konversi Data

Sebelum dilakukan pengonversian, dilakukan normalisasi terlebih dahulu untuk membuat nilai awal setiap sensor yang terukur bernilai 0. Proses selanjutnya yaitu konversi data dari data ADC ke data ppm. Data yang dibutuhkan untuk melakukan konversi adalah data *range* pengukuran tiap sensor, set poin, nilai ADC terukur, skala ADC 1023, tegangan masukan maksimal V_{maks} 5 V, dan nilai DAC. Data hasil pengamatan di konversi menggunakan persamaan (1) dan (2). Normalisasi dan konversi data ini

menggunakan bahasa pemrograman Python dengan *library* NumPy.

$$dADC = ADC_t - SP_{ssr} \dots\dots\dots(1)$$

$$\Delta ADC = dADC - \min(dADC) \dots\dots(2)$$

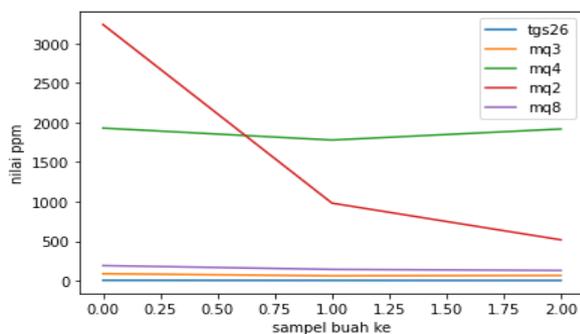


Gambar 4. Grafik Normalisasi Nilai ADC Terukur Sampel C Hari ke-2

Dapat dilihat pada Gambar 4 grafik tersebut menunjukkan bahwa nilai ADC yang terukur selama ±3 menit perekaman mengalami peningkatan. Nilai awalnya berada di kisaran angka 0. Nilai ADC terukur setiap sensor berada pada kisaran 0 hingga 200.

Tabel 4. Data Konversi ADC Menjadi ppm Sampel C Hari ke-2

Index	tgs26	mq3	mq4	mq2	mq8
7	33	7	45	17	7
8	30	0	38	8	0
9	38	6	43	15	6
10	32	4	40	13	4
11	39	11	47	19	11
.
.
.
450	79	142	205	56	150
451	84	146	209	60	153
452	77	141	204	54	147
453	84	146	209	59	153
454	82	145	208	58	152

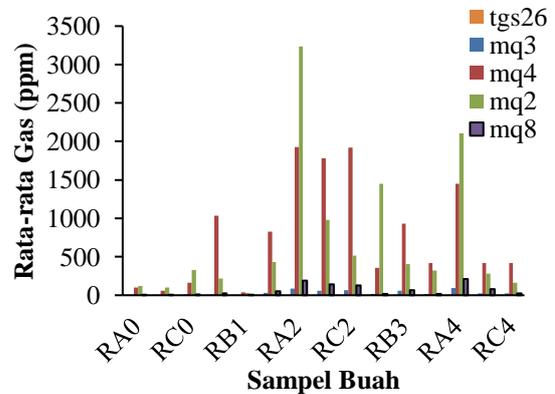


Gambar 5. Grafik Nilai Rata-rata Hasil Konversi Data Gas Hari ke-2

Dapat dilihat pada Gambar 5 bahwa nilai ppm yang terukur oleh sensor MQ2 dan MQ4 memiliki nilai yang cukup tinggi dari sensor yang lainnya. Sensor MQ2 merupakan sensor peka terhadap gas dan asap yang mudah terbakar, sedangkan sensor MQ4 merupakan sensor yang peka terhadap gas alam dan metan.

4. Data Rata-rata Gas Setiap Sensor

Data rata-rata hasil konversi setiap sensor dari ADC terukur menjadi satuan ppm ditunjukkan pada Gambar 6 Huruf R merupakan kode bahwa buah srikaya disimpan pada suhu ruang, huruf (A, B dan C) merupakan kode variasi ukuran buah besar, sedang dan kecil. Sedangkan angka 0-4 merupakan kode hari pada penyimpanan buah.



Gambar 6. Grafik Nilai Rata-rata Kadar Gas (ppm)

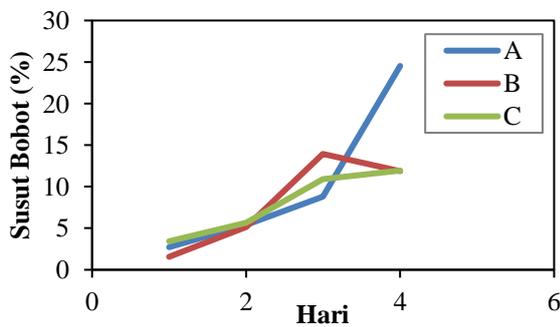
Dari grafik tersebut dapat dilihat bahwa gas yang dihasilkan oleh sensor MQ4 dan MQ2 mempunyai nilai yang sangat tinggi dibanding sensor yang lainnya. Sensor MQ4 merupakan sensor yang mempunyai sensitivitas yang tinggi terhadap gas alam dan gas metana. Sedangkan sensor MQ2 dapat mendeteksi konsentrasi gas dan asap yang mudah terbakar di udara (Sibarani, 2018). Sensor-sensor yang digunakan memang tidak spesifik mengukur gas pada buah srikaya. Satu buah sensor dapat merekam beberapa jenis gas, seperti gas metana, CO, hidrogen, alkohol, gas LPG dan lainnya.

Gas yang dihasilkan dari hari ke-0 hingga hari ke-2 mengalami kenaikan, namun setelah itu mengalami penurunan pada hari ke-3 dan ke-4. Artinya buah srikaya pada saat mengalami kematangan pada hari ke-2 mempunyai konsentrasi gas yang paling tinggi,

aroma yang dihasilkan buah srikaya juga sangat tercium pada saat matang, diduga gas yang dihasilkan selama pematangan merupakan gas etilena karena gas etilena merupakan gas volatil (mudah menguap).

B. Susut Bobot

Susut bobot merupakan salah satu faktor yang mengindikasikan mutu dari buah-buahan. terjadinya peningkatan susut bobot pada buah-buahan merupakan salah satu tanda bahwa buah tersebut mulai mengalami penurunan mutu kesegaran. Hasil perhitungan susut bobot ditunjukkan pada grafik di bawah ini.



Gambar 7. Grafik Susut Bobot Srikaya

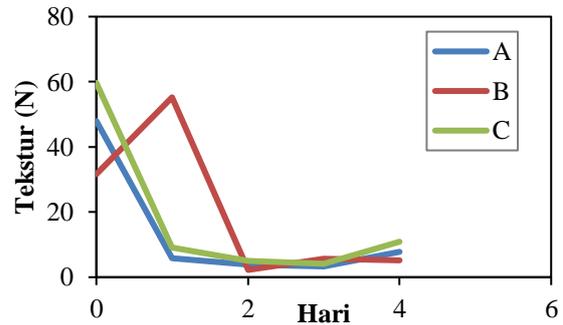
Dari hari ke hari terjadi peningkatan susut bobot pada buah srikaya terlihat pada Gambar 7 baik pada buah berukuran besar (A), sedang (B), dan kecil (C). Susut bobot terjadi akibat hilangnya air buah dalam proses transpirasi dan menguapnya gas-gas hasil penguraian glukosa menjadi karbondioksida dalam proses respirasi selama penyimpanan (Sartika, 2010). Tinggi rendahnya susut bobot suatu produk pangan dipengaruhi oleh faktor internal (metabolisme, respirasi dan transpirasi) serta faktor eksternal (suhu dan RH).

C. Tekstur

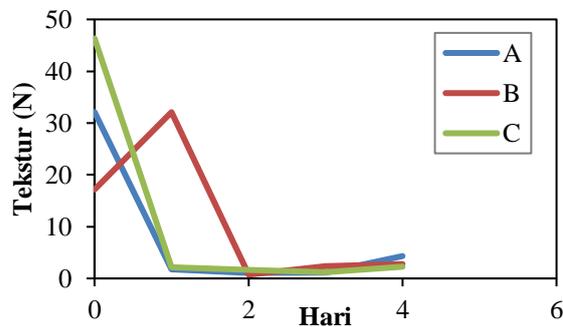
Pengukuran tekstur pada penelitian ini dilakukan pada bagian gundukan dan celah srikaya. Bagian gundukan srikaya merupakan kulit menonjol pada srikaya, sedangkan bagian celah merupakan celah antara gundukan pada kulit srikaya,

Berdasarkan Gambar 8 dan 9 nilai rata-rata tekstur srikaya dari hari ke hari mengalami penurunan, baik pada buah (A), (B) dan (C). Namun tekstur srikaya bagian celah pada buah (B) hari ke-2 lebih tinggi dibandingkan hari

ke-1, karena sampel srikaya yang diuji teksturnya berbeda. Semakin tinggi tingkat kematangan buah maka tekstur pada buah juga akan semakin menurun (lunak). Menurut pendapat Mudyantini, dkk. (2015) Lunaknya buah disebabkan oleh perombakan protopektin yang tak larut menjadi pektin yang larut atau hidrolisis zat pati atau lemak. Bagian gundukan pada kulit srikaya mempunyai tekstur lebih tinggi atau lebih keras dibandingkan dengan bagian celah pada kulit srikaya. Semakin tebal kulitnya maka tekstur dari buah akan semakin tinggi.



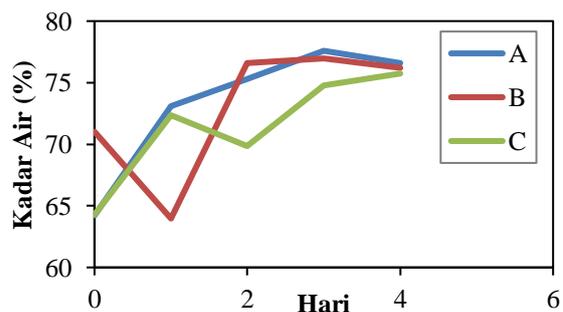
Gambar 8. Grafik Tekstur pada Gundukan



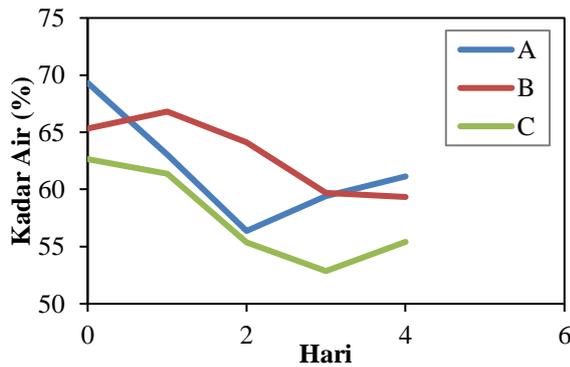
Gambar 9. Grafik Tekstur pada Celah Srikaya

D. Kadar Air

Kadar air merupakan sejumlah air yang terkandung dalam suatu bahan. Pada penelitian kali ini kadar air yang diuji yaitu pada daging dan kulit buah srikaya.



Gambar 10. Grafik Kadar Air pada Daging

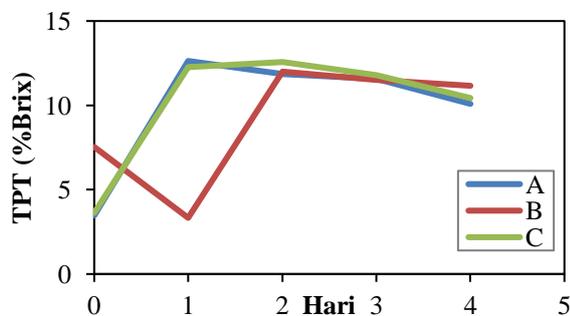


Gambar 11. Grafik Kadar Air pada Kulit Srikaya

Berdasarkan Gambar 11 rata-rata kadar air pada daging srikaya dari hari ke-0 hingga hari ke-4 mengalami fluktuasi dan cenderung meningkat. Sedangkan kadar air pada kulit srikaya mengalami fluktuasi dan penurunan. Penurunan kadar air pada kulit ini disebabkan karena kulit merupakan bagian terluar dari buah srikaya sehingga berhubungan langsung dengan lingkungan mengakibatkan terjadinya peningkatan transpirasi. Menurut Sartika (2010) jaringan kulit adalah bagian terluar dari organ tanaman yang fungsi utamanya adalah sebagai pelindung. Sifat alami dari jaringan kulit dapat melakukan regulasi pertukaran gas, pengeluaran air, kepekaan terhadap lingkungan secara fisik, biologis, kimiawi, selain mengalami perubahan pada warna dan teksturnya.

E. Total Padatan Terlarut

Total padatan terlarut adalah suatu ukuran kandungan kombinasi dari semua zat-zat anorganik dan organik yang terdapat dalam suatu cairan.



Gambar 12. Grafik Total Padatan Terlarut Srikaya

Berdasarkan Gambar 12 nilai rata-rata TPT mengalami fluktuasi. Pada hari ke-0 hingga hari ke-2 mengalami peningkatan TPT,

sedangkan dari hari ke-3 hingga hari ke-4 mengalami penurunan TPT. Meningkatnya nilai TPT menunjukkan bahwa kandungan gula dalam buah semakin banyak. Semakin matang buah maka semakin banyak TPT yang terkandung di dalamnya. Secara umum apabila buah dalam keadaan matang, maka kandungan gulanya meningkat dan kandungan asamnya menurun. Buah srikaya termasuk dalam buah klimaterik sehingga pada saat pematangan kandungan gula meningkat dan kandungan asam menurun. Kenaikan nilai TPT pada buah disebabkan oleh hidrolisis karbohidrat menjadi senyawa glukosa dan fruktosa (Hidayah, 2009).

F. Pengklasifikasian Model

Proses pemodelan dilakukan terhadap data atribut antara lain yaitu; data tekstur, TPT, kadar air, susut bobot, suhu buah srikaya, panjang buah, lebar buah, berat awal dan data gas dari sensor TGS2600, MQ3, MQ4, MQ2 dan MQ8 yang sudah dikonversi. Setiap sampel dibagi menjadi 3 label kelompok keadaan dari srikaya, yaitu label mentah (1), matang (2), dan rusak (3). Pemberian label pada srikaya berdasarkan sifat organoleptik seperti kenampakan warna, aroma dan rasa yang dilihat oleh peneliti Algoritma yang digunakan dalam pengklasifikasian adalah *k-Nearest Neighbor* (k-NN) dan *Random Forest Classifier*. Proses pengklasifikasian dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python, dengan *library Scikit-learn*.

G. Confusion Matrix Metode k-NN dan Random Forest

Hasil pengujian sistem pendeteksi kematangan buah srikaya dalam bentuk *confusion matrix* yang didapat setelah melakukan klasifikasi menggunakan algoritma k-NN dan *random forest* ditunjukkan pada Tabel 5. dan Tabel 9.

Pada penelitian ini menggunakan 3 label tingkat kematangan yaitu mentah, matang dan rusak, sehingga termasuk dalam *confusion matrix multi class* karena nilai aktual dan prediksinya lebih dari dua. Untuk menentukan *confusion matrix* setiap kelas dilakukan dengan cara determinan *confusion matrix 3x3* untuk mendapatkan *confusion matrix 2x2*, sehingga

terdapat dua kemungkinan kelas seperti ditunjukkan pada Tabel 6 sampai 8 dan Tabel 10 sampai 12.

Tabel 5. *Confusion Matrix (CM) Multi Class Metode k-NN*

Nilai Prediksi	Nilai Aktual		
	Mentah (1)	Matang (2)	Rusak (3)
Mentah (1)	0	0	3
Matang (2)	0	0	4
Rusak (3)	0	0	1

Tabel 6. *CM Kelas Mentah Metode k-NN*

Nilai Prediksi	Nilai Aktual	
	Mentah (1)	Bukan Mentah (2&3)
Mentah (1)	0	3
Bukan Mentah (2&3)	0	5

Tabel 7. *CM Kelas Matang Metode k-NN*

Nilai Prediksi	Nilai Aktual	
	Matang (2)	Bukan Matang (1&3)
Matang (2)	0	4
Bukan Matang (1&3)	0	4

Tabel 8. *CM Kelas Rusak Metode k-NN*

Nilai Prediksi	Nilai Aktual	
	Rusak (3)	Bukan Rusak (1&2)
Rusak (3)	1	0
Bukan Rusak (1&2)	7	0

Tabel 9. *Confusion Matrix (CM) Multi Class Metode Random Forest*

Nilai Prediksi	Nilai Aktual		
	Mentah (1)	Matang (2)	Rusak (3)
Mentah (1)	2	0	1
Matang (2)	0	3	1
Rusak (3)	0	0	1

Tabel 10. *CM Kelas Mentah Metode Random Forest*

Nilai Prediksi	Nilai Aktual	
	Mentah (1)	Bukan Mentah (2&3)
Mentah (1)	2	1
Bukan Mentah (2&3)	0	5

Tabel 11. *CM Kelas Matang Metode Random Forest*

Nilai Prediksi	Nilai Aktual	
	Matang (2)	Bukan Matang (1&3)
Matang (2)	3	1
Bukan Matang (1&3)	0	4

Tabel 12. *CM Kelas Rusak Metode Random Forest*

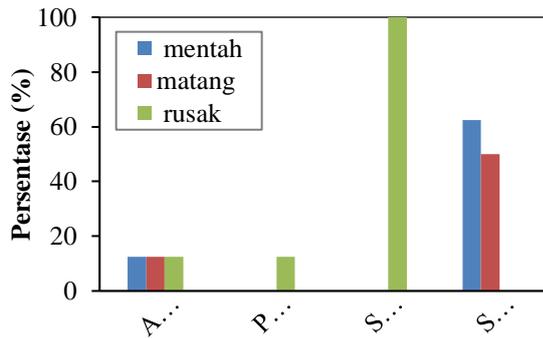
Nilai Prediksi	Nilai Aktual	
	Rusak (3)	Bukan Rusak (1&2)
Rusak (3)	1	0
Bukan Rusak (1&3)	2	5

Dari data uji sebanyak 8 buah sampel srikaya, dengan perbandingan jumlah srikaya mentah (1), matang (2) dan rusak (3) adalah 4:6:5. Dengan menggunakan algoritma k-NN dari 8 srikaya tidak terdeteksi srikaya dengan kondisi mentah (1), sedangkan untuk srikaya bukan mentah (2 dan 3) dari 8 terdeteksi 5 buah srikaya. Untuk srikaya kondisi matang (2) dari 8 buah tidak terdeteksi, sedangkan srikaya kondisi bukan matang (1 dan 3) dari 8 srikaya terdeteksi 4 buah saja. Dan untuk srikaya kondisi rusak (3) dari 8 buah dapat terdeteksi hanya 1 srikaya, sedangkan bukan rusak (1 dan 2) dari 8 srikaya tidak dapat terdeteksi.

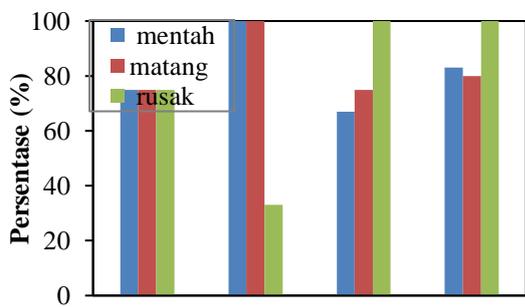
Deteksi kematangan buah srikaya menggunakan algoritma *random forest* dari 8 sampel buah srikaya dapat mendeteksi 2 buah dengan kondisi mentah (1), sedangkan srikaya kondisi bukan mentah (2 dan 3) dapat mendeteksi 5 dari 8 srikaya. Untuk srikaya kondisi matang (2) dari 8 buah dapat mendeteksi 3 srikaya, sedangkan untuk kondisi bukan matang (1 dan 3) dapat mendeteksi 4 dari 8 srikaya. Dan untuk srikaya kondisi rusak (3) dapat mendeteksi 1 dari 8 buah saja, sedangkan untuk kondisi bukan rusak (1 dan 3) dapat mendeteksi 5 dari 8 buah. Menurut Budiman dan Firmansyah (2015) semakin banyak data uji sebenarnya berpeluang semakin banyak kesalahan dalam pengklasifikasian data uji, namun berpeluang juga semakin banyak data uji yang benar dalam pengklasifikasiannya.

Berdasarkan nilai *confusion matrix* tersebut kemudian dihitung nilai Akurasi (*Acc*), Presisi (*Pr*), Sensitivitas (*Se*), dan

Spesifisitas (Sp). Hasil yang didapat ditunjukkan pada Gambar 11.



Gambar 13. Grafik Hasil Deteksi Tingkat Kematangan Buah Srikaya Metode k-NN



Gambar 14. Grafik Hasil Deteksi Tingkat Kematangan Buah Srikaya Metode *Random Forest*

Berdasarkan Gambar 13 dan 14 dapat dilihat bahwa nilai Akurasi (Acc) metode *random forest* dalam memprediksi kematangan (mentah, matang dan rusak) pada buah srikaya lebih tinggi dibandingkan dengan nilai akurasi metode k-NN, yakni metode *random forest* sebesar 75% sedangkan metode k-NN sebesar 12,5%. Hasil yang didapatkan baik Acc , Pr , Se dan Sp menggunakan metode *random forest* mempunyai nilai yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode k-NN. Hal ini sesuai dengan pendapat Ratnawati dan Sulistyaningrum (2019) bahwa *random forest* memiliki kelebihan antara lain yaitu; akurasi bagus, relatif kuat terhadap *outliers* dan *noise*, lebih cepat dari pada *bagging* dan *boosting* dan sederhana serta mudah diparalelkan. Sedangkan metode k-NN merupakan metode yang sangat sederhana, bekerja berdasarkan jarak terpendek dari *query instance* ke training sampel untuk menentukan k-NN-nya (Budiman dan Firmansyah, 2015).

Tujuan dibuatnya sistem ini untuk dapat mendeteksi tingkat kematangan pada buah srikaya berdasarkan sampel tekstur, susut bobot, kadar air, total padatan terlarut, kadar gas sudah tercapai, dari 15 buah sampel srikaya ternyata mampu mendeteksi tingkat kematangan (mentah, matang dan rusak), meskipun algoritma k-NN akurasinya hanya 12,5%, namun dengan menggunakan algoritma *random forest* hasil akurasinya 75%, angka ini tergolong cukup tinggi dalam algoritma pengklasifikasian. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Zainuddin, dkk., (2020), hasil pengujian yang dilakukan menunjukkan bahwa identifikasi menggunakan tiga variabel yaitu variabel bentuk, warna dan tekstur memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan hanya menggunakan satu atau dua variabel. Artinya semakin beragamnya variabel yang digunakan untuk klasifikasi maka tingkat akurasi yang didapat akan semakin tinggi.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan dapat disimpulkan bahwa deteksi tingkat kematangan pada buah srikaya berdasarkan sampel tekstur, susut bobot, kadar gas, kadar air dan total padatan terlarut menggunakan algoritma k-NN dan *random forest* sudah tercapai, dari 15 buah sampel srikaya ternyata mampu mendeteksi tingkat kematangan (mentah, matang dan rusak), meskipun algoritma k-NN akurasinya hanya 12,5%, namun dengan menggunakan algoritma *random forest* hasil akurasinya 75%, angka ini tergolong cukup tinggi dalam algoritma pengklasifikasian. Meskipun demikian, kombinasi sampel yang dijadikan atribut sudah mampu mendeteksi tingkat kematangan buah srikaya dengan cukup baik. Metode *random forest* dapat mendeteksi tingkat kematangan buah srikaya lebih banyak dari metode k-NN, dari 8 data uji hanya dapat mendeteksi 1 buah yang rusak, sedangkan metode *random forest* dapat mendeteksi dari 8 data uji 2 buah mentah, 3 buah matang dan 1 buah rusak.

DAFTAR PUSTAKA

- Budiman, S., dan Firmansyah, Y. 2015. *Makalah Pembelajaran Mesin k-NN (k-Nearest Neighbor)*. Jurusan Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer, AMIKOM Purwokerto. Purwokerto.
- Hanafi, M. H., Fadillah, N., dan Ihsan, A. 2019. Optimasi algoritma k-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Alpukat Berdasarkan Warna. *IT Journal Research and Development*, 4(1), 10-18. <https://doi.org/10.25299/itjrd>
- Hidayah, N. N. 2009. *Sifat Optik Buah Jambu Biji (Psidium guajava) yang Disimpan dalam Toples Plastik Menggunakan Spektrofotometer Reflektans UV-Vis*. Skripsi Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Mudyantini, W., Anggarwulan, E., & Rahayu, P. 2015. Penghambatan pemasakan buah srikaya (*Annona squamosa* L.) dengan suhu rendah dan pelapisan kitosan. *Agric*, 27(1), 23-29. <https://doi.org/10.24246/agric.2015.v27.i1.p23-29>
- Murad, Sukmawati, Ansar, Sabani, R., dan Hidayat, S., 2022. Sistem Pendeteksi Kerusakan Buah Mangga Menggunakan Sensor Gas dengan Metode DCS-LCA. *Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, 3(4), 186-194.
- Ratnawati, L., dan Sulistyningrum, D. R. 2019. Penerapan Random Forest untuk Mengukur Tingkat Keparahan Penyakit pada Daun Apel. *Jurnal Sains dan Seni*, 8(2), A71-A77.
- Sartika, R. 2010. *Pengaruh Suhu dan Kelembaban Udara terhadap Shelf-Life dan Karakteristik Buah Manggis (Garcinia mangostana L.) Selama Penyimpanan*. Skripsi Departemen Agronomi dan Hortikultura, Fakultas Pertanian Bogor. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Sibarani, F. 2018. *Alat Pendeteksi Kebocoran Gas Menggunakan Sensor MQ-2 berbasis Arduino Uno dan Buzzer*. Projek Akhir, Prodi Diploma III Metrologi dan Instrumentasi, Fakultas MIPA, Universitas Sumatra Utara, Medan.
- Wahyono, T. 2020. *Machine Learning Konsep dan Implementasi*. Yogyakarta: Gava Media.
- Yusuf, S. A. A., dan Hidayat, R. 2019. MFCC Feature Extraction and KNN Clasification in ECG signals. *2019 6th International Conference on Information Technology, Computer and Electrical Engineering, ICITACEE 2019*. <https://doi.org/10.1109/ICITACEE.2019.8904285>
- Zainuddin, A., Jumi, J. dan Mulyono, T. 2020. *Identification of Rice Types Based on Shape, Color and Texture using K-Nearest Neighbors Method as Classifier*. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, 9(12), 177-182.