## ANALISIS DATA UNTUK KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH NANAS MENGGUNAKAN SVM

Dwi Vernanda<sup>1</sup>, Nunu Nugraha Purnawan<sup>2</sup>, Tri Herdiawan Apandi<sup>3</sup>, Haryati<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Politeknik Negeri Subang, Jl. Brigjen Katamso No 37, Subang \*Email Korespondensi: nanda@polsub.ac.id

Abstrak. Tingkat kematangan buah nanas sangat diperlukan terutama bagi para petani dan penjual serta konsumen yang akan membeli buah nanas. Permasalahan yang terjadi yaitu saat pemanenan buah nanas, pemilihan sangat bergantung pada persepsi petani dengan cara melihat warna kulit dan mencium aroma. Pemilihan buah nanas secara manual membutuhkan waktu yang lama serta menghasilkan pemanenan buah nanas memiliki tingkat kematangan yang tidak merata, ini dikarenakan tingkat konsisten manusia sangat beragam dalam menilai kematangan. Pengolahan data mining sangat tepat digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah nanas. Penelitian ini menggunakan 299 buah nanas dengan tiga tingkat kematangan yaitu belum matang, setengah matang, dan matang. Langkah pertama adalah preprocessing image dengan ekstraksi warna red, green, dan blue, selanjutnya penentuan parameter nilai histogram yaitu mean, variance, skewness, kurtosis, dan entropy. Metode klasifikasi yang digunakan Support Vector Machine (SVM), metode ini digunakan untuk membentuk model klasifikasi saat proses pemanenan serta dapat mengurangi subjektifitas para petani dalam menentukan buah nanas yang akan dipanen. Hasil klasifikasi berdasar data histogram didapat nilai akurasi sebesar 65.59%, precision 65.99%, class recall sebesar 66.25%, dan f-measure sebesar 66.11%. Berdasarkan kurva receiver operating characteristics model klasifikasi yang telah dihasilkan merupakan classifier yang baik, hal ini ditandai dengan titik SVM berada diatas garis threshold.

Kata Kunci. Data Mining, Klasifikasi, Nanas, SVM

Abstract. Pineapple ripeness level is needed, especially for farmers and sellers as well as consumers who will buy pineapple fruit. The problem that occurs is that at this time the pineapple fruit is very dependent on the perception of farmers by looking at the composition of the skin color and smell the aroma. Manual pineapple selection takes a long time and results in uneven ripeness of pineapple fruit harvested, this is due to the fact that human consistency varies widely in the assessment of maturity. Data mining processing is very appropriate to use to classify the level of maturity of pineapples. This study used 299 pineapples with three levels of maturity, immature, half ripe, and ripe. The first step is image preprocessing with red, green, and blue color extraction, then determining the histogram value parameters, namely mean, variance, skewness, kurtosis, and entropy. The classification method used is the Support Vector Machine (SVM), a method used to form a classification model during the harvesting process and can reduce the subjectivity of farmers in determining which pineapple fruits to harvest. The classification results based on histogram data obtained an accuracy value of 65.59%, a precision of 65.99%, a class recall of 66.25%, and an f-measure of 66.11%. Based on the receiver curve the operating characteristics of the resulting classification model is a good classifier, this is at the SVM point above the threshold line.

**Keyword**: Classification, Data mining, Pineapple, SVM

\*Penulis Korespondensi

#### Pendahuluan

Kabupaten Subang memiliki areal lahan terluas ketiga di Provinsi Jawa Barat, perekonomian Subang terbesar ada pada bidang pertanian. Salah satu potensi pertanian Subang yang terkenal yaitu buah nanas. Tingkat kematangan buah nanas sangat diperlukan terutama bagi para petani dan penjual untuk mengetahui apakah nanas yang akan di panen atau dijual sudah siap konsumsi (Kusumaningtyas & Asmara, 2016). itu, kematangan Selain nanas diperlukan oleh konsumen dalam memilih nanas yang hendak dibeli (Pathaveerat et al., 2008).

Permasalahan yang terjadi pada saat pemanenan buah nanas yaitu pemilihan sangat bergantung pada persepsi petani, petani melakukan pengamatan secara langsung terhadap komposisi warna kulit dan mencium aroma. Pemilihan buah nanas secara manual dan subjektif membutuhkan waktu yang lama serta menghasilkan pemanenan buah nanas memiliki tingkat kematangan yang tidak merata hal ini dikarenakan tingkat konsisten manusia sangat beragam dalam menilai kematangan buah nanas.

Perkembangan teknologi saat ini memungkinkan untuk menyelesaikan permasalahan pemanenan buah nanas, pengolahan data mining sangat tepat digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah nanas yang akan dipanen. Metode yang digunakan yaitu Support Vector Machine (SVM), metode ini digunakan untuk mempercepat pemilihan saat proses pemanenan serta dapat mengurangi subjektifitas para petani dalam menentukan buah nanas yang akan dipanen (Prasetio et al., 2019). SVM digunakan untuk mencari hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah *class* pada *input space*. Prinsip SVM adalah linier *classifier* dan dikembangkan agar dapat bekerja pada produk non-linier (Sarkar et al., 2020). Pada penelitian sebelumnya SVM digunakan untuk mengenali pola dan tekstur, memprediksi waktu panen yang tepat, dan dapat memutuskan kualitas suatu produk (Peng et al., 2018).

Pengolahan Citra Digital saat ini menjadi acuan vaitu mampu menginterpretasi digital dari citra dengan bantuan computer, penelitian ini akan mengidentifikasi dengan menggunakan ekstraksi fitur citra warna pada buah nanas untuk pengolahan dan indentifikasi tingkat kematangan buah nanas secara otomatis. Red Green Blue (RGB) digunakan sebagai acuan untuk membedakan tingkat kematangan buah nanas, setiap komponen pada RGB dilakukan perhitungan nilai histogram mean, variance, skewness, kurtosisi, dan entropy untuk mendapatkan parameter yang selanjutnya digunakan pada proses SVM (Christian et al., 2019).

Pembentukan model klasifikasi SVM dengan kernel polynomial dapat menghasilkan buah nanas yang dipanen memiliki tingkat kematangan yang seragam karena kerja metode algoritma konsisten dan digunakan mempunyai tingkat akurasi vang tinggi serta lebih otomatis menguntungkan sehingga dapat berbagai pihak yaitu petani, penjual, dan konsumen.

## **Tujuan**

Adapun tujuan penelitian ini adalah membentuk model klasifikasi tingkat

<sup>\*</sup>Penulis Korespondensi

kematangan buah nanas dengan metode *Support Vector Machine* menggunakan kernel *polynomial* .

## Kajian Pustaka

#### **Nanas**

Nanas (Ananas Comocus L) merupakan salah satu tanaman yang banyak dibudidayakan di daerah tropis dan subtropis. Tanaman nanas berasal dari benua Amerika yaitu Brazil, Argentina dan Peru, di Indonesia tanaman nanas ini dibudidayakan dari dataran rendah sampai ke dataran tinggi. Daerah penghasil nanas yang terkenal di Indonesia adalah Subang, Bogor, Palembang, dll. Tumbuhan nanas merupakan tumbuhan kering berupa semak yang menyimpan air dan dikenal sebagai ratu buah (Sarkar et al., 2018).

## **Image Processing**

Pengolahan citra atau image processing adalah suatu sistem yang mampu memproses gambar atau citra untuk menghasilkan informasi yang dapat dipahami oleh manusia. Citra sendiri merupakan fungsi dari intensitas cahaya yang direpresentasikan dalam bidang dua dimensi (Neneng et al., 2016). Image processing tidak terlepas dari computer vision hal ini dikarenakan image processing awal mula diperuntukan untuk memperbaiki kualitas citra, namun semakin berkembang dan memungkinkan manusia untuk mengambil informasi dari suatu citra.

#### Ekstraksi Ciri Statistik

Proses klasifikasi citra membutuhkan tahapan ekstraksi ciri, salah satu metode yang digunakan untuk ekstraksi ciri yaitu dengan statistik. Metode statistik pada citra dilakukan dengan melakukan perhitungan terhadap derajat keabuan (histogram) untuk mengukur tingkat kontras warna, granularitas, dan gap antar pixel dalam suatu citra (Permadi & Murinto, 2015). Nilai-nilai pada histrogram yang telah dihasilkan dapat menghasilkan beberapa parameter diantaranya *mean*, variance, skewness, kurtosis, entropy (Yadav et al., 2015).

#### Mean (μ)

Mean dapat merepresentasikan ukuran dispersi dari suatu citra

$$\mu = \sum_{n=0}^{N} fn P (fn) \quad (1)$$

• Variance  $(\sigma^2)$ 

Variance dapat merepresentasikan variasi elemen pada histogram dari suatu citra

$$\sigma^{2} = \sum_{n=0}^{N} (fn - \mu)^{2} P(fn)$$
 (2)  
• Skewness (\alpha\_{3})

Skewness dapat merepresentasikan kemiringan relative kurva histogram dari suatu citra

$$a_3 = \frac{1}{a^3} \sum_{n=0}^{N} (fn - \mu)^3 P(fn)$$
 (3)

• Kurtosis (α<sub>4</sub>)

Kurtosis dapat merepresentasikan tingkat keruncingan relative histogram dari suatu citra

a suatu cura
$$a_4 = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{n=0}^{N} (fn - \mu)^4 P(fn)$$

$$-3 \quad (4)$$

## • Entropy (H)

Entropy dapat merepresentasikan ukuran ketidakaturan bentuk dari suatu citra

$$H = -\sum_{n=0}^{N} P(fn)^{2} \log P(fn)$$
 (5)

Data Mining

<sup>\*</sup>Penulis Korespondensi

Data mining adalah proses menemukan hubungan baru yang mempunyai arti, pola dan kebiasaan dengan cara memilah data (Apandi et al., 2018). Pengolahan data yang disimpan dalam media penyimpanan dengan menggunakan teknologi pengenalan pola seperti teknik statistik matematika (Schuh et al., 2019). Data mining merupakan gabungan dari beberapa disiplin ilmu, data mining menyatukan teknik dari pemrograman, pembelajaran mesin, statistik, database, pengenalan pola, visualisasi data untuk menangani berbagai permasalahan atau pengambilan informasi dari kumpulan data yang besar atau big data (Han & Kamber, 2011).

## Klasifikasi – Support Vector Machines

Klasifikasi merupakan pengelompokkan data dengan membedakan kelas data yang bertujuan untuk memprediksi kelas dari objek kelas label atau kelas target. Algoritma klasifikasi termasuk dalam kategori supervised learning yaitu pembelajaran yang diawasi berupa data label atau berperan target yang sebagai supervisor untuk mengawasi proses pembelajaran dalam mencapai tingkat akurasi atau presisi (Mouton et al., 2020).

Support Vector Machines (SVM) adalah algoritma yang digunakan dalam proses klasifikasi dan regresi. SVM secara teori dapat mengelola permasalahan klasifikasi secara akurat dan kuat serta regresi baik untuk linear maupun non linear (Shao et al., 2020).

SVM diperuntukan untuk pencarian hyperplane terbaik dengan cara memaksimalkan jarak antar kelas atau data, *hyperplane* yang dimaksud adalah sebuah fungsi pembatas antar kelas. Penggunaan multi kernel pada klasifikasi SVM bertujuan untuk memisahkan data non-linier yaitu dengan menambahkan fungsi kernel *polynomial* (Padierna et al., 2018).

## **Confusion Matrix**

Confusion matrix merupakan metode atau alat yang digunakan untuk melakukan evaluasi terhadap model klasifikasi yang telah dihasilkan (Prasetio et al., 2019). Evaluasi dilakukan dengan menghitung nilai akurasi, precision, recall dan f-measure (Ruuska et al., 2018). Pada Confusion matrix terdapat model seperti pada tabel berikut:

Tabel 1 Model Confusion Matrix

Nilai	Nilai Sebenarnya		
Prediksi	Positif	Negatif	
Positif	TP	FN	
	(true positives)	(false negatives)	
Negatif	FP	TN	
	(false positives)	(true negatives)	

#### Akurasi

Akurasi dihitung untuk melihat tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai sebenarnya.

Akurasi

$$= \frac{Tp + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{6}$$

## Precision

Nilai *precision* menunjukan tingkat ketepatan antara data yang sebenarnya dengan data hasil prediksi.

$$Precision = \frac{Tp}{TP + FP}$$
 (7)

#### Class Recall

Class recall dihitung untuk mengetahui tingkat ketepatan data yang diprediksi benar dengan data yang sebenarnya.

Class Recall = 
$$\frac{Tp}{TP + FN}$$
 (8)

<sup>\*</sup>Penulis Korespondensi

Jurnal Ilmiah Ilmu dan Teknologi Rekayasa | Volume 4 Nomor 2, September 2022 hal 8-17 https:/ejournal.polsub.ac.id/index.php/jiitr Doi 10.31962/jiitr.vvii.67 ISSN 2615-0387 (online)

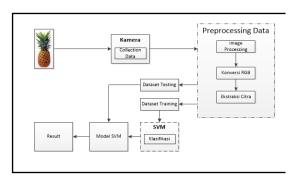
## F-Measure

Perhitungan evaluasi yang mengkombinasikan nilai *precision* dan *recall* merupakan nilai *f-measure*.

F Measure

$$= 2 * \frac{precision * recall}{precision + recall} (9)$$

#### **Metode Penelitian**



Gambar 1. Metodologi Penelitian

Pada gambar 1 diatas digambarkan langkah-langkah sistematik penyelesaian penelitian. Penelitian ini menggunakan buah nanas yang didapat dari perkebunan nanas di Jalan Cagak. Jawa Barat. Berdasar Subang, pernyataan tenaga ahli diperkebunan dalam menilai buah nanas, bahwa buah nanas dikelompokan menjadi tiga yaitu tingkat kematangan belum matang, setengah matang, dan matang. Ditotal terdapat 92 buah nanas belum matang, 64 setengah matang, dan 143 buah matang.

#### Hasil dan Pembahasan

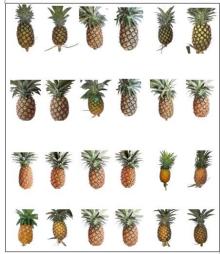
#### Collection Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah buah nanas sejumlah 299 buah dengan tingkat kematangan belum matang, setengah matang, dan matang. Citra buah nanas diambil menggunakan kamera dengan jarak kurang lebih 30 cm dan pencahayaan

yang cukup. Dua ratus enam puluh sembilan buah nanas sebagai data *training* sedangkan untuk data *testing* sebanyak tiga puluh buah nanas.

## Image Processing

Pemilihan saluran warna dan Segmentasi Citra merupakan proses membagi suatu gambar menjadi wilayah, kategori beberapa digunakan dalam segmentasi gambar terdiri dari segmentasi ambang batas, berdasar wilayah, berbasis tepi, dan berbasis spesifik. Metode yang digunakan yaitu Thresholding Otsu atau segmentasi Otsu (Goh et al., 2018). Penggunaan Otsu untuk mengubah gambar awal menjadi dua bagian vaitu (foreground) (background). Cara kerja Otsu dengan membandingkan intensitas pixel dan jumlah pixel yang sesuai, sedangkan kriteria yang digunakan pada segmentasi nilai yaitu minimum histrogram.



Gambar 2. Segmentasi Gambar

# Ekstraksi Warna Red, Green, dan Blue

Setiap gambar memiliki nilai warna red, green, dan blue yang berbeda-

<sup>\*</sup>Penulis Korespondensi

Jurnal Ilmiah Ilmu dan Teknologi Rekayasa | Volume 4 Nomor 2, September 2022 hal 8-17 https://ejournal.polsub.ac.id/index.php/jiitr Doi 10.31962/jiitr.vvii.67 ISSN 2615-0387 (online)

beda, Berikut data warna dominan (RGB) untuk masing-masing gambar buah nanas.

Tabel 2. Ekstraksi Warna RGB

Id_Nanas	color#1	color#2			
b_matang_1	(155,152,127)	(144,139,107)			
b_matang_2	(183,117,26)	(178,176,158)			
b_matang_3	(133,131,105)	(132,123,86)			
b_matang_4	(168,153,117)	(191,172,131)			
b_matang_5	(198,190,207)	(121,112,110)			
b_matang_6	(165,92,20)	(102,100,83)			
b_matang_7	(148,96,28)	(192,192,192)			
b_matang_8	(200,193,216)	(199,178,167)			
b_matang_9	(109,121,108)	(141,167,115)			
b_matang_10	(222,159,27)	(157,159,83)			

## Ekstraksi Ciri Statistik Orde Pertama

Metode statistik merupakan salah satu proses klasifikasi citra berbasis analisis tekstur, metode statistik menggunakan perhitungan statistik distribusi histogram atau derajat keabuan. Nilainilai histogram masing-masing segmentasi dapat dihitung parameter ciri lainnya yaitu mean, variance, skewness, kurtoris, dan entropy(Yadav et al., 2015). Berikut nilai minimal ektraksi ciri Orde Pertama.

Tabel 3. Nilai Histogram

racer s. rimar ringtogram					
	Nilai Minimal Histogram				
	Belum	Setengah	Matang		
	Matang	Matang			
Mean	6298	1629	923		
Variance	3786479	3276568	2973771		
Skewness	-0.73678	-0.27864	-0.13243		
Kurtosis	-1.93376	-2.00078	-2.98700		
Entropy	-987.237	-1283.87	-865.236		

## Klasifikasi Menggunakan SVM

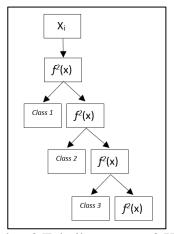
Pada proses klasifikasi terhadap data histogram citra buah nanas perlu ditambahkan fungsi kernel, hal ini dikarenakan data yang akan diolah merupakan data non-linier sehingga dengan penambahan fungsi kernel maka data histogram nanas dapat dipetakan pada ruang vector yang lebih tinggi sehingga *hyperlane* dapat dikonstruksikan pada model klasifikasi.

Fungsi kernel yang digunakan yaitu Kernel *Polynomial* dengan tujuan untuk meningkatkan mesin vector pada proses klasifikasi. Rumus *Kernel Polynomial* yang digunakan:

$$K(X_iX_j) = (X_iX_i^T + 1)^p \qquad (9)$$

Setelah dilakukan penambahan fungsi kernel langkah selanjutnya yaitu pembentukan model atau proses *training* pada data nilai histogram yang telah disiapkan, pemilihan kematangan buah nanas menjadi tiga kelas.

Dikarenakan SVM hanya dapat mengklasifikasikan dua kelas, sedangkan pada penelitian ini kelas yang akan dihasilkan berjumlah tiga maka dilakukan teknik *training* dengan cara *one-against-all*. Skema yang dilakukan pada *training one-against-all* sebagai berikut:



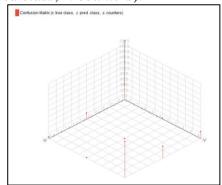
Gambar 3 Teknik *Training* 3 Kelas

Penggunaan metode *one against all* dengan cara pembentukan model klasifikasi dilakukan sesuai dengan jumlah kelas, pada klasifikasi ke-i menggunakan *data training* keseluruhan (Polat & Nour, 2020).

<sup>\*</sup>Penulis Korespondensi

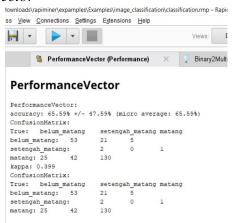
#### Pembahasan

Model SVM yang didapat digunakan untuk menganalisis data yaitu identifikasi pola dan digunakan untuk klasifikasi tingkat kematangan buah nanas. Model klasifikasi terdiri dari tiga kelas yaitu belum matang, setengah matang, dan matang. Berikut hasil confusion matrix (x: true class, y: pred class, z: counters).



Gambar 4. Confusion Matrix

Dari hasil uji coba terhadap data histogram buah nanas, sebanyak 269 data histogram buah nanas sebagai data training dan 30 buah nanas sebagai data testing telah mampu merepresentasikan keadaan data tes sehingga didapat confusion matrix dengan tingkat akurasi sebesar 65.59%. Seperti pada Gambar 5. Performance Vector



Gambar 5. *Performance Vector* 

Akurasi merupakan rasio atau perbandingan prediksi benar dan salah dari hasil *testing*. Berdasarkan hasil sebesar 65.59% maka model klasifikasi ini dapat dijadikan acuan performasi algoritma dalam klasifikasi tingkat kematangan buah nanas. Serta dapat menjawab pertanyaan "Berapa persen nanas yang benar diprediksi belum matang, setengah matang, dan matang dari keseluruhan data nanas?".

Precision yang didapat dari hasil pemodelan sebesar 65.99%, Precision merupakan rasio prediksi benar belum matang, benar setengah matang, dan benar matang dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi benar. Adapun pertanyaan yang dapat dijawab dari precision yaitu "Berapa persen nanas yang benar matang dari keseluruhan data nanas yang diprediksi matang?".

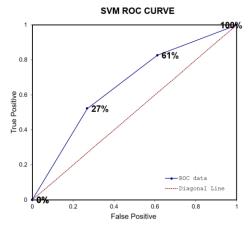
Hasil pemodelan klasifikasi mempunyai nilai class recall sebesar 66.25%, class recall merupakan rasio prediksi benar belum matang, benar setengah matang, dan benar matang dibandingkan yang dengan keseluruhan data yang benar. Class recall dapat menjawab dari pertanyaan "Berapa persen nanas yang diprediksi setengah matang dibandingkan keseluruhan data nanas yang benar setangah matang?".

Setelah mendapatkan hasil *precision* dan *class recall* maka ditentukan nilai F1 atau *F-Measure*, *F-Measure* merupakan perbandingan nilai rata-rata *precision* dan *class recall* yang dibobotkan. Pada model klasifikasi ini didapatkan nilai *F-Measure* nya sebesar 66.11%.

<sup>\*</sup>Penulis Korespondensi

# ROC (Receiver Operating Characteristics)

Kurva receiver operating characteristics digunakan untuk mengevaluasi kualitas atau keberhasilan dari model klasifikasi yang telah dihasilkan. Kurva ROC yang dihasilkan menggunakan crossvalidation dan data yang didapat dari confusion matrix berupa accuracy, precision, dan class recall, serta F1 sector. Pada kurva ROC terdapat sumbuh X dan Y, sumbuh menampilkan true positive rate dan sumbuh X menampilkan false positive true. Kurva ROC yang dihasilkan dapat menentukan apakah kualitas model klasifikasi yang telah dihasilkan baik atau tidak, jika garis kurva berada diatas garis threshold maka model yang dihasilkan baik, namun jika garis kurva berada dibawah dari garis threshold maka model klasifikasi yang dihasilkan buruk atau tidak baik.



Gambar 6. Kurva ROC

Gambar diatas merupakan kurva ROC, dimana model SVM berada pada titik {0,8}. Berdasarkan kurva tersebut maka terlihat titik SVM *Polynomial* berada diatas garis *threshold*, hal ini menandakan model klasifikasi yang telah dihasilkan merupakan *classifier* yang baik dalam pengklasifikasian tingkat kematangan buah nanas.

## Kesimpulan

Dari hasil penelitian dapat diambil kesimpulan bahwa model klasifikasi dengan metode Support Vector Machine telah dihasilkan untuk mengetahui tingkat kematangan buah nanas. Penentuan tingkat kematangan buah nanas berdasarkan ekstraksi fitur citra dengan parameter mean, variance, skewness. kurtosis, dan entropy. Klasifikasi support vector machine ini fungsi memanfaatkan kernel polynomial sehingga dari 269 data 30 training dan data testing menghasilkan nilai akurasi sebesar 65.59%. Berdasarkan kurva receiver operating characteristics model klasifikasi yang telah dihasilkan merupakan classifier yang baik, hal ini ditandai dengan titik SVM berada diatas garis threshold.

#### **Daftar Pustaka**

Apandi, T., Vernanda, D., & Piarna, R. (2018). Optimization of Feature Selection Using Genetic Algorithms to Increase Payment Delay Prediction Results (Subang Polytechnic State Case Study). International Conference on Computer Science and Engineering Technology, 807–813.

https://doi.org/10.4108/eai.24-10-2018.2280507

Christian, B. F., Lestari, U., & Andayati, D. (2019). SISTEM **APLIKASI IDENTIFIKASI** KEMATANGAN BUAH JERUK NIPIS BERDASARKAN FITUR WARNA DAN MENGGUNAKAN **SUPPORT** VECTOR MACHINE. Jurnal Script, 7(2), 248–256.

<sup>\*</sup>Penulis Korespondensi

Jurnal Ilmiah Ilmu dan Teknologi Rekayasa | Volume 4 Nomor 2, September 2022 hal 8-17 https://ejournal.polsub.ac.id/index.php/jiitr Doi 10.31962/jiitr.vvii.67 ISSN 2615-0387 (online)

- http://www.dbpia.co.kr/Journal/ArticleDetail/401581
- Goh, T. Y., Basah, S. N., Yazid, H., Aziz Safar, M. J., & Ahmad Saad, F. S. (2018). Performance analysis of image thresholding: Otsu technique. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, 114(September 2017), 298–307. https://doi.org/10.1016/j.measure ment.2017.09.052
- Han, J., & Kamber, M. (2011). Data Mining: Concepts and Techniques.
- Kusumaningtyas, S., & Asmara, R. A. (2016). IDENTIFIKASI KEMATANGAN BUAH TOMAT BERDASARKAN WARNA MENGGUNAKAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN (JST). Informatika Polinema, 2, 72–75.
- Mouton, J. P., Ferreira, M., & Helberg, A. S. J. (2020). A comparison of clustering algorithms for automatic modulation classification. *Expert Systems with Applications*, 151, 113317. https://doi.org/10.1016/j.eswa.20 20.113317
- Neneng, N., Adi, K., & Isnanto, R. (2016). Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM). Jurnal Sistem Informasi Bisnis, 6(1), 1. https://doi.org/10.21456/vol6iss1 pp1-10
- Padierna, L. C., Carpio, M., Rojas-Domínguez, A., Puga, H., & Fraire, H. (2018). A novel formulation of orthogonal polynomial kernel functions for SVM classifiers: The Gegenbauer family. *Pattern Recognition*, 84,

- 211–225. https://doi.org/10.1016/j.patcog.2 018.07.010
- Pathaveerat, S., Terdwongworakul, A., & Phaungsombut, A. (2008). Multivariate data analysis for classification of pineapple maturity. *Journal of Food Engineering*, 89(2), 112–118. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng .2008.04.012
- Peng, H., Shao, Y., Chen, K., Deng, Y., & Xue, C. (2018). Research on Multi-class Fruits Recognition Based on Machine Vision and SVM. *IFAC-PapersOnLine*, 51(17), 817–821. https://doi.org/10.1016/j.ifacol.20 18.08.094
- Permadi, Y., & Murinto, . (2015). Aplikasi Pengolahan Citra Untuk Identifikasi Kematangan Mentimun Berdasarkan Tekstur Kulit Buah Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Statistik. *Jurnal Informatika*, 9(1), 1028–1038. https://doi.org/10.26555/jifo.v9i1. a2044
- Polat, K., & Nour, M. (2020).

  Parkinson disease classification using one against all based data sampling with the acoustic features from the speech signals.

  Medical Hypotheses, 140(February), 109678.

  https://doi.org/10.1016/j.mehy.20 20.109678
- Prasetio, M., Cahyo, D., & Adhi, B. P. (2019). Kinerja Algoritma Support Vector Machine dalam Menentukan Kebenaran Informasi Banjir di Twitter. *Jurnal Pinter*, 3(2), 116–121.
- Ruuska, S., Hämäläinen, W., Kajava, S., Mughal, M., Matilainen, P., & Mononen, J. (2018). Evaluation of the confusion matrix method in the validation of an automated

<sup>\*</sup>Penulis Korespondensi

Jurnal Ilmiah Ilmu dan Teknologi Rekayasa | Volume 4 Nomor 2, September 2022 hal 8-17 https://ejournal.polsub.ac.id/index.php/jiitr Doi 10.31962/jiitr.vviii.67 ISSN 2615-0387 (online)

system for measuring feeding behaviour of cattle. *Behavioural Processes*, 148, 56–62. https://doi.org/10.1016/j.beproc.2 018.01.004

Sarkar, T., Bhattacharjee, R., Salauddin, M., Giri, A., & R. Chakraborty, (2020).Application of Fuzzy Logic Analysis on Pineapple Rasgulla. Procedia Computer Science, 779-787. *167*(2019), https://doi.org/10.1016/j.procs.20 20.03.410

Sarkar, T., Nayak, P., & Chakraborty, R. (2018). Review Pineapple [Ananas Comosus (L.)] Product Processing Techniques and Packaging: a Review. *THE IIOAB JOURNAL*, 9, 6–12.

Schuh, G., Prote, J.-P., & Hunnekes, P. (2019). Data mining methods for macro level process planning. Procedia CIRP Conference on Intelligent Computation in Manufacturing Engineering, 83, 808–813.

https://doi.org/10.1016/j.procir.20 19.05.005

Shao, M., Wang, X., Bu, Z., Chen, X., & Wang, Y. (2020). Prediction of energy consumption in hotel buildings via support vector machines. *Sustainable Cities and Society*, 57(December 2019), 102128.

https://doi.org/10.1016/j.scs.2020 .102128

Yadav, A. R., Anand, R. S., Dewal, M. Gupta, S. (2015).L., Performance Analysis of Discrete Wavelet Transform Based Firstorder Statistical Texture Features for Hardwood **Species** Classification. Procedia Computer Science, 57, 214-221. https://doi.org/10.1016/j.procs.20 15.07.435

<sup>\*</sup>Penulis Korespondensi