
**PENERAPAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK DAN SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK
KLASIFIKASI KUALITAS MUTIARA KHAS LOMBOK BERDASARKAN CIRI VISUAL**

Muh Nasirudin Karim^{*1}, Muhammad Masjun Efendi², Zumratul Muahidin³

¹Rekayasa Sistem Komputer, Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi, Universitas Teknologi Mataram,
Indonesia

^{2,3}Sistem Informasi, Fakultas Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi, Universitas Teknologi Mataram,
Indonesia

Email: karimmuhnasirudin@gmail.com, creativepio@gmail.com, muahidinzumratul@gmail.com

SEJARAH ARTIKEL

Diterima: 03.06.2025

Direvisi: 21.07.2025

Diterbitkan: 23.07.2025



Hak Cipta © 2025

Penulis: Ini adalah
artikel akses terbuka
yang didistribusikan
berdasarkan ketentuan
Creative Commons
Attribution 4.0
International License.

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan citra mutiara Lombok berdasarkan bentuk, ukuran, dan kecacatan menggunakan metode pengolahan citra dan kecerdasan buatan. Proses segmentasi citra dilakukan menggunakan metode thresholding untuk memisahkan objek mutiara dari latar belakang, kemudian dilanjutkan dengan deteksi tepi menggunakan metode Canny guna mempermudah ekstraksi fitur. Fitur morfologis seperti area, perimeter, roundness, diameter, serta cacat bentuk dan warna diekstraksi menggunakan metode regionprops. Hasil ekstraksi ini kemudian digunakan sebagai variabel dalam proses klasifikasi menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan dibandingkan dengan metode Support Vector Machine (SVM). Dataset yang digunakan terdiri dari 360 citra mutiara yang terbagi dalam tiga kelas: A, AA, dan AAA. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa metode JST menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 98%, mengungguli SVM yang memperoleh akurasi 96%. Temuan ini menunjukkan bahwa kombinasi metode regionprops dan JST efektif dalam klasifikasi multiview citra mutiara Lombok.

Kata Kunci: pengolahan citra, segmentasi, *regionprops*, jaringan syaraf tiruan, klasifikasi Mutiara.

ABSTRACT

This study aims to classify images of Lombok pearls based on their shape, size, and defects using image processing and artificial intelligence methods. Image segmentation is performed using thresholding to separate pearl objects from the background, followed by edge detection using the Canny method to facilitate feature extraction. Morphological features such as area, perimeter, roundness, diameter, as well as shape and color defects are extracted using the regionprops method. These features are then used as variables in the classification process using an Artificial Neural Network (ANN), and the results are compared with the Support Vector Machine (SVM) method. The dataset consists of 360 pearl images, divided into three classes: A, AA, and AAA. The classification results show that the ANN method achieves the highest accuracy of 98%, outperforming the SVM method, which reaches 96%. These findings indicate that the combination of regionprops and ANN is effective for multiview classification of Lombok pearl images.

Keywords: image processing, segmentation, *regionprops*, artificial neural network, pearl classification.

1. PENDAHULUAN

Mutiara merupakan salah satu komoditas perhiasan bernilai tinggi yang telah lama menjadi simbol kemewahan dan kebanggaan dalam industri mode global. Nilai ekonominya yang tinggi menjadikan mutiara sebagai produk unggulan dalam sektor perhiasan, khususnya di daerah-daerah penghasil seperti Lombok Nusa Tenggara Barat [1], [2]. Kualitas sebuah mutiara umumnya ditentukan berdasarkan sejumlah karakteristik visual, di antaranya ukuran, bentuk, kilauan, warna, serta tingkat cacat pada permukaan. Penilaian terhadap aspek-aspek ini sangat penting, karena akan berpengaruh langsung terhadap harga jual dan daya saing produk di pasar nasional maupun

internasional. Namun demikian, proses penilaian mutu mutiara hingga saat ini masih banyak dilakukan secara manual oleh tenaga ahli yang berpengalaman. Metode konvensional ini sangat bergantung pada kemampuan observasi individu, membutuhkan waktu yang tidak sedikit[3], dan rentan terhadap subjektivitas serta perbedaan persepsi antar *evaluator*. Ketidak konsistenan dalam evaluasi kualitas mutiara tidak hanya berdampak pada akurasi klasifikasi, tetapi juga dapat menurunkan kepuasan pelanggan dan berimplikasi negatif terhadap keberlangsungan bisnis produsen maupun pengrajin.

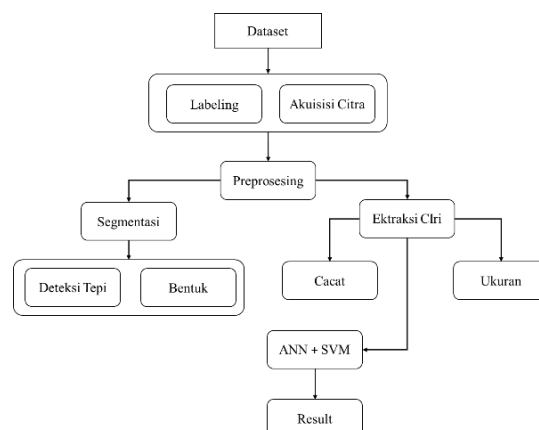
Seiring dengan kemajuan pesat teknologi di bidang *digital image processing* dan *computer vision*, peluang untuk mengotomatisasi proses penilaian kualitas mutiara semakin terbuka lebar. Sistem berbasis kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*), khususnya metode *deep learning*, telah banyak diterapkan untuk tugas-tugas klasifikasi objek visual dengan tingkat akurasi tinggi. Dalam konteks ini, berbagai penelitian sebelumnya telah dilakukan, di antaranya oleh Qi Xuan [4], yang mengembangkan sistem klasifikasi citra mutiara menggunakan pendekatan *Multi-View* dan arsitektur *Multi-Stream Convolutional Neural Network (CNN)*, serta menunjukkan hasil akurasi hingga 92,14% dan 91,24%. Penelitian lainnya juga mengusulkan metode seperti *Multiview Generative Adversarial Network (MVGAN)*, serta berbagai varian CNN yang telah terbukti efektif dalam menangani kompleksitas data visual mutiara.

Merespons tantangan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem klasifikasi otomatis kualitas mutiara khas Lombok berdasarkan parameter visual utama: bentuk, ukuran, dan kecacatan permukaan. Ekstraksi fitur dilakukan melalui metode *regionprops* dan pendekatan statistik, sedangkan proses klasifikasi memanfaatkan dua algoritma pembelajaran mesin yang telah banyak digunakan dalam domain pengenalan pola, yaitu *Artificial Neural Network (ANN)*[2] dan *Support Vector Machine (SVM)*[5]. Diharapkan, sistem yang diusulkan ini dapat memberikan hasil klasifikasi yang akurat, efisien, serta mampu menunjang proses evaluasi mutu mutiara secara objektif, konsisten, dan terstandarisasi. Mutiara merupakan salah satu komoditas perhiasan dengan nilai ekonomi tinggi yang banyak dimanfaatkan dalam industri mode. Penilaian kualitas mutiara umumnya didasarkan pada karakteristik visual seperti ukuran, bentuk, kilauan, warna, dan tingkat cacat permukaan[6], [7]. Saat ini, proses klasifikasi mutu mutiara masih dilakukan secara manual oleh tenaga ahli[4], yang tidak hanya membutuhkan keahlian khusus dan ketelitian tinggi, tetapi juga rentan terhadap subjektivitas dan perbedaan interpretasi. Ketidakkonsistenan dalam evaluasi ini dapat berdampak pada akurasi klasifikasi, kepuasan pelanggan, serta stabilitas keuntungan produsen.

2. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini pengumpulan data dilakukan dengan cara observasi dan tinjauan pustaka, Pada penelitian ini menggunakan dataset yang menggunakan citra mutiara Lombok dimana dataset yang digunakan dataset *private*, dataset citra mutiara diambil menggunakan kamera digital. Citra mutiara diambil berdasarkan dataset primer pengambilan citra dengan jarak yang sudah di tentukan atau sudah di jabarkan diatas, setiap mutiara memiliki bentuk dan ukuran yang berbeda-beda sehingga perlu di kelompokkan sesuai dengan labelnya, dalam dataset ini memiliki 3 label Mutiara yaitu label A, label AA dan label AAA, jumlah dataset 360 citra. Adapun dalam peroses pengambilan citra dilakukan dalam kotak yang dirancang agar citra memiliki tingkat pencahaya yang sama, jarak yang sama dan alat yang sama dengan objek.

Pada penelitian ini ada beberapa tahapan yang harus dilewati, yaitu : tahapan pengumpulan data, preprosesing, pelatihan dan evaluasi hasil metode yang diusulkan.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

2.1. Data Collection

Data yang dikumpulkan berupa citra dimana citra mutiara diambil dengan 4 sisi guna mendapatkan data citra yang valid, sehingga mengurangi tingkat kesalahan dalam pengambilan dari setiap citra mutiara. Adapun sisi mutiara yang diambil diantaranya sisi kiri, sisi kanan, sisi atas dan sisi bawah, masing masing citra di ambil menggunakan alat, jarak dan pencahayaan yang sama dimana yang sudah di jelaskan pada tahapan diatas, sampel yang digunakan sebanyak 360 citra dimana dibagi menjadi 3 label 120 dengan label A, 120 dengan label AA dan 120 dengan label AAA.

2.2. Pre-processing

Dalam tahapan *pre-processing* sangat penting dilakukan sebelum ke tahapan selanjutnya yaitu tahapan ekstraksi ciri[8], [9], adapun tahapan yang dilakukan dalam preprocessing adalah mencari nilai rata-rata *RGB*, sehingga citra *RGB* yang sudah di temukan akan diubah menjadi citra warna atau *grayscale* untuk mencari nilai keabuan. Didalam tahapan ini 2 hal yang harus dilakukan yaitu *segmentasi* dan ekstraksi ciri,

a. Segmentasi

Pada tahapan segmentasi dilakukan untuk mendapatkan citra mutiara berdasarkan deteksi tepi dan bentuk mutiara.

b. Ekstraksi ciri

Pada tahapan ini dilakukan pengambilan fitur dari mutiara yaitu cacat dan diameter mutiara menggunakan metode *regionprops* dan metode statistik.

2.3. Artificial Neural Network (ANN) & (Support vector machine) SVM

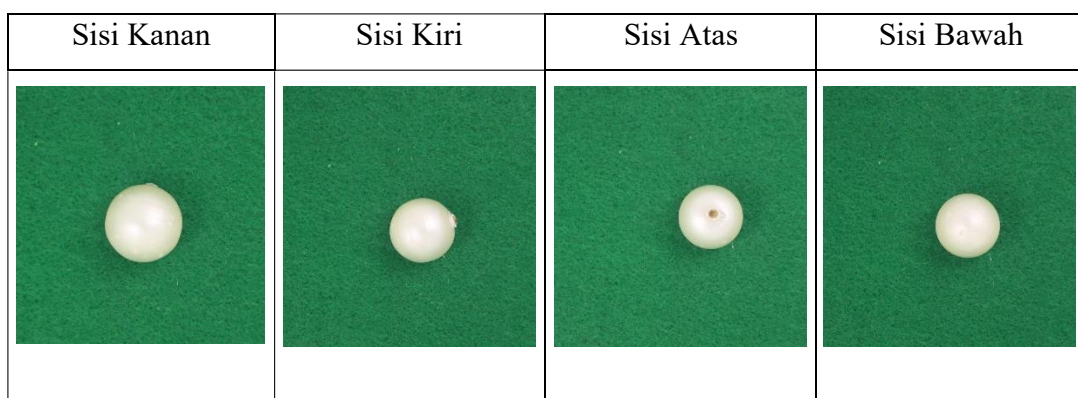
Klasifikasi pada penelitian ini menggunakan metode jaringan syaraf tiruan dan *support vector machine (SVM)*. Klasifikasi menggunakan metode jaringan syaraf tiruan dilakukan dengan beberapa kali cobaan dengan iterasi yang berbeda sehingga mendapatkan beberapa nilai akurasi, akurasi yang nilainya tinggi dijadikan sebagai nilai akurasi proses akhir dimana hasil dari klasifikasi citra mutiara menggunakan jaringan syaraf tiruan ini akan dibandingkan dengan metode pembanding yaitu metode *Support vector machine*. Hasil segmentasi dan ekstraksi ciri dijadikan inputan pada ANN dan SVM selanjutnya diklasifikasikan berdasarkan kriteria mutu mutiara, yaitu AAA, AA dan A dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu objek yang labelnya tidak diketahui. Seperti telah dijelaskan sebelumnya, untuk memberikan penilaian pada citra mutiara maka dibutuhkan suatu sistem klasifikasi, dari hasil sistem klasifikasi inilah didapatkan kategori jenis mutu mutiara berdasarkan label dari masing- masing mutiara itu sendiri.

2.4. Evaluasi

Pada tahap ini, akan dilakukan pengujian terhadap hasil klasifikasi. Metode yang akan digunakan yaitu *confusion matrix*[10], [11], [12] yang dimana akan mencari nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f-1 score*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data citra mutiara yang sudah di bagi berdasarkan labelnya memiliki masing masing 30 folder dengan isi setiap folder terdapat 4 gambar mutiara *Multiview* (sisi kiri, sisi kanan, sisi atas dan sisi bawah) Adapun contoh dari setiap label mutiara *Multiview* seperti berikut ini :



Gambar 2. Mutiara label A



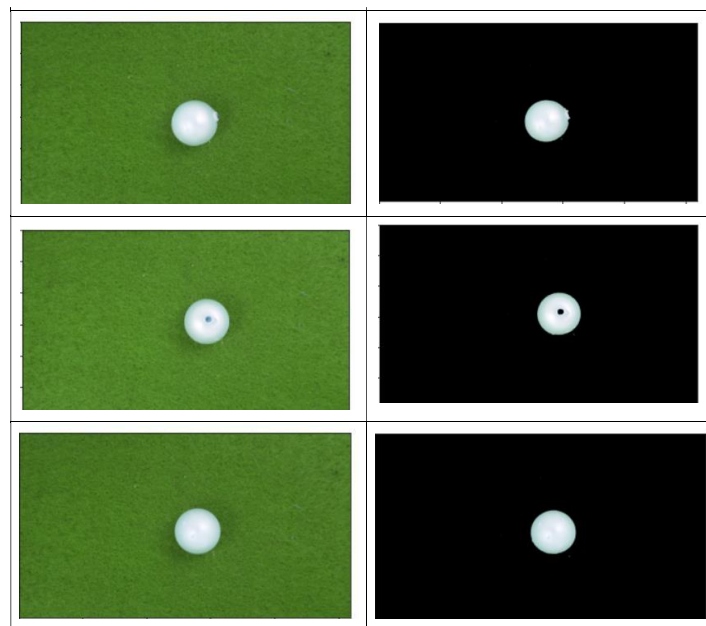
Gambar 3. Mutiara Label AA



Gambar 4. Mutiara Label AAA

3.1. *Segmentasi Citra*

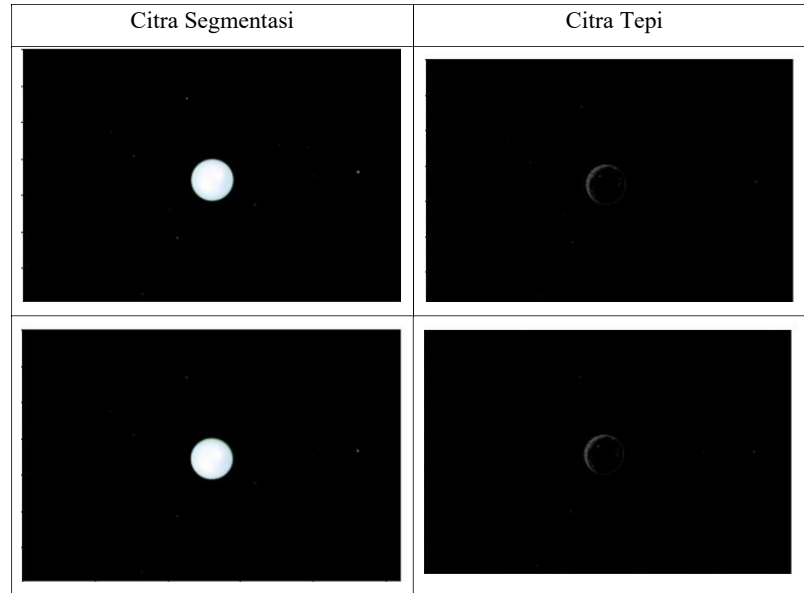
Proses *segmentasi citra* dilakukan menggunakan metode *thresholding* untuk mempermudah pemisahan antara objek dan latar belakang. Latar belakang citra berwarna hijau, sedangkan objek mutiara berwarna putih. Secara umum, hasil segmentasi citra menghasilkan objek dengan warna putih atau nilai biner 1, sementara latar belakang berwarna hitam atau bernilai 0. Segmentasi ini bertujuan untuk mempermudah proses deteksi bentuk mutiara, sehingga menjadi langkah penting dalam pengolahan citra mutiara.



Gambar 5. Segmentasi Citra

3.2. Deteksi Tepi

Setelah *segmentasi*, citra mutiara diproses untuk deteksi tepi guna mempermudah *ekstraksi fitur*. Metode *Canny* digunakan karena mampu mendeteksi tepi dengan akurasi tinggi. Deteksi tepi ini penting untuk menilai tingkat kebulatan mutiara, yang secara visual mudah dikenali oleh manusia, namun perlu didefinisikan secara jelas bagi komputer agar dapat mengenali bentuk objek dalam citra.



Gambar 6. Deteksi Tepi citra mutiara

3.3. Ukuran Mutiara

Mutiara yang ideal memiliki bentuk bulat sempurna. Setiap mutiara memiliki variasi bentuk dan ukuran, yang memengaruhi jenis, label, kualitas, dan harga jualnya. Oleh karena itu, penting untuk mengukur ukuran setiap citra mutiara Lombok. Pengukuran ini mencakup beberapa kategori *morfologi*, seperti *area*, *perimeter*, *diameter*, *roundness*, *d-major*, *d-minor*, cacat bentuk (*shape defect*) dan cacat warna (*color defect*).

Tabel 1. Ukuran mutiara label A

NO	area	perimeter	diameter	roundness	d _{major}	d _{minor}	cacat _{shape}	cacat _{color}	class
0	358.71429	380.30025	10.68561	53.09456	10 mm	7 mm	1	0	A
1	495.000000	519.72017	12.55243	44.1889	10 mm	7 mm	1	0	A
2	472.83333	496.97855	12.26815	18.01685	10 mm	7 mm	1	0	A
3	329.28571	344.818300	10.23792	45.18082	10 mm	7 mm	1	0	A
4	400.71429	421.24369	11.29386	25.7269	10 mm	7 mm	1	0	A
...
115	459.800000	485.4900	12.09789	41.93091	10 mm	6 mm	1	0	A
116	487.66667	510.91256	12.4591	41.83018	10 mm	7 mm	1	0	A
117	389.42857	403.17247	11.13369	55.71822	10 mm	7 mm	1	0	A
118	526.250000	559.2112	12.94259	2.278642	10 mm	7 mm	1	0	A
119	375.66667	405.23286	10.93519	46.65304	10 mm	7 mm	1	0	A

Tabel 2. Ukuran mutiara label AA

NO	area	perimeter	diameter	roundness	d _{major}	d _{minor}	C _{shape}	C _{color}	class
120	400.42857	424.49981	11.28984	55.5457	10.3 mm	9.2 mm	0%	0	AA
121	338.800000	354.726320	10.38477	67.9369	10.3 mm	9.2 mm	0%	0	AA
122	273.000000	277.94499	9.321942	85.7126	10.3 mm	9.2 mm	0%	0	AA
123	264.750000	272.30579	9.180008	13.025	10.3 mm	9.2 mm	0%	0	AA
124	343.88889	357.84966	10.46247	62.9019	10.3 mm	9.2 mm	0%	0	AA
...
235	317.45455	328.5764	10.05231	72.923	10.3 mm	9.2 mm	0%	0	AA
236	265.42857	274.33628	9.191765	88.5652	10.3 mm	9.2 mm	0%	0	AA

237	438.66667	462.02677	11.81660	52.287	10.3 mm	9.2 mm	0%	0	AA
238	326.400000	341.68429	10.19296	69.7562	10.3 mm	9.2 mm	0%	0	AA
239	473.200000	505.346840	12.27291	44.193	10.3 mm	9.2 mm	0%	0	AA

Tabel 3. Ukuran mutiara label AAA

NO	area	perimeter	diameter	roundness	d_major	d_minor	cacat_shape	cacat_color	class
240	228.07018	224.05952	8.52039	9.341373	17 mm	17 mm	bulat	0	AAA
241	218.03704	215.3937	8.33087	9.262536	17 mm	17 mm	bulat	0	AAA
242	210.85714	206.29891	8.19255	25.255941	17 mm	17 mm	bulat	0	AAA
243	184.79105	181.14846	7.66947	10.986991	17 mm	17 mm	bulat	0	AAA
244	227.32143	230.8415	8.50639	8.708274	18 mm	18 mm	bulat	0	AAA
...
355	208.36667	206.73181	8.14403	37.699112	17 mm	17 mm	bulat	0	AAA
356	248.35294	250.00659	8.89119	127.28517	16 mm	16 mm	bulat	0	AAA
357	229.12	227.98593	8.53997	142.13961	16 mm	16 mm	bulat	0	AAA
358	248.16667	249.93129	8.88785	130.21964	16 mm	16 mm	bulat	0	AAA
359	240.30435	239.6335	8.74593	161.08284	16 mm	16 mm	bulat	0	AAA

3.4. Kecacatan

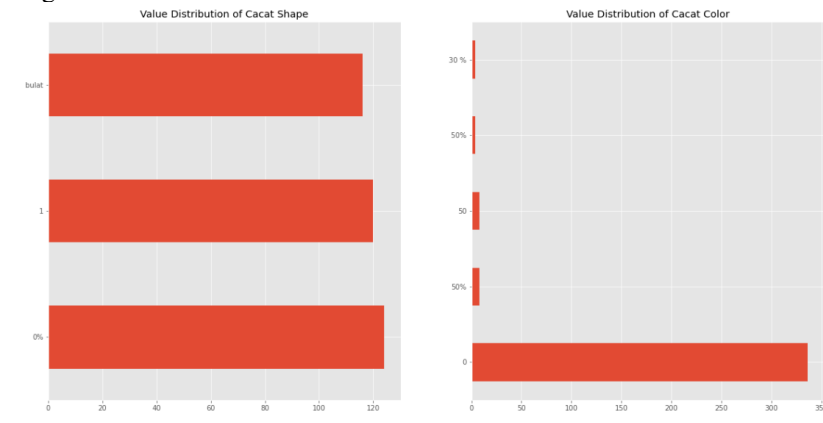
Citra mutiara memiliki variasi bentuk yang memengaruhi kualitasnya. Dari 360 citra yang digunakan, dibagi menjadi tiga label berdasarkan bentuk. Beberapa citra menunjukkan cacat bentuk yang memengaruhi pengelompokan. Hasil ekstraksi ditampilkan pada tabel berikut.

Tabel 4. Nilai Kecacatan Mutiara

	area	perimeter	diameter	roundness	d_major	d_minor	cacat_shape	cacat_color
count	360	360	360	360	360	360	360	360
mean	299.01096	308.79996	9.616347	40.18619	12.344444	11.07778	0.655556	3.111111
std	107.3326	118.53158	1.646678	34.265251	2.8807730	3.8473020	0.475848	11.815145
min	157.91667	157.76198	7.089883	2.278642	10.0000000	6.0000000	0.0000000	0.0000000
25%	218.42967	218.50395	8.338364	10.826282	10.3000000	9.0000000	0.0000000	0.0000000
50%	263.10526	266.87971	9.151448	36.516905	10.3000000	9.2000000	1.0000000	0.0000000
75%	361.57143	384.03223	10.72808	57.115967	15.0000000	15.0000000	1.0000000	0.0000000
max	753.000000	801.92899	15.48184	167.05557	18.0000000	18.0000000	1.0000000	50.0000000

3.5. Regionprops

Dari nilai area dan roundness ini dijadikan sebagai nilai x_{major} dan x_{minor} sebagai inputan dalam pada proses klasifikasi citra mutiara. Adapun hasil dari perhitungan dalam mencari nilai $area$ dan $roundness$ dalam kecacatan Mutiara seperti gambar berikut :



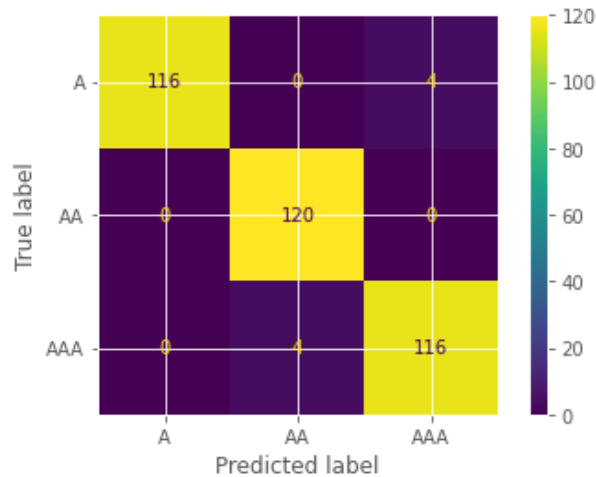
Gambar 7. Hasil cacat Mutiara

3.6. Klasifikasi

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) digunakan dalam penelitian ini karena mampu melakukan klasifikasi *multiview* pada citra mutiara berdasarkan bentuk, ukuran, dan kecacatan. Proses klasifikasi dilakukan dengan beberapa iterasi untuk memperoleh hasil terbaik, dan dibandingkan dengan metode *Support Vector Machine (SVM)*. Dari 360 citra mutiara yang terbagi rata ke dalam tiga label (A, AA, AAA), hasil terbaik diperoleh pada iterasi ke-10 dengan 50 data latih, menghasilkan akurasi 98%. Rincian performa model.

	precision	recall	f1-score	support
A	1.00	0.97	0.98	120
AA	0.97	1.00	0.98	120
AAA	0.97	0.97	0.97	120
accuracy			0.98	360
macro avg	0.98	0.98	0.98	360
weighted avg	0.98	0.98	0.98	360

Gambar 8. Hasil Akurasi ANN

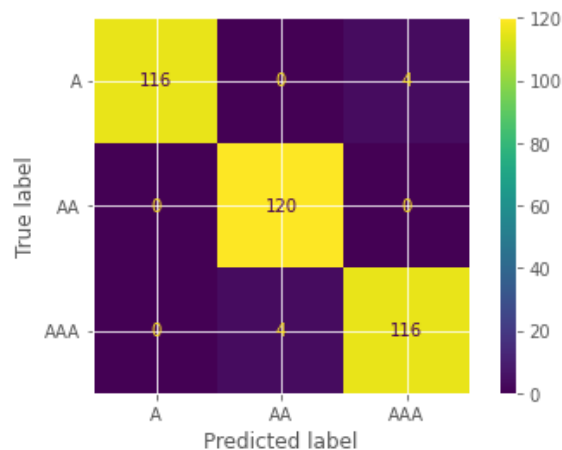


Gambar 9. Prediksi klasifikasi ANN

Adapun hasil klasifikasi citra mutiara Lombok menggunakan metode *Support Vector Machine* pada fungsi kernel mendapatkan akurasi yang paling tinggi menggunakan fungsi *kernel* sebesar 96% dengan rincian pada citra mutiara label A mendapatkan *precision* 100% dengan *recall* 92% sedangkan pada *F1-score* 96%, sedangkan pada citra mutiara label AA mendapatkan *precision* 97% dengan *recall* 99% sedangkan pada *F1-score* 98% dan pada citra mutiara label AAA mendapatkan *precision* 91% dengan *recall* 97% sedangkan pada *F1-score* 94%

	precision	recall	f1-score	support
A	1.00	0.92	0.96	120
AA	0.97	0.99	0.98	120
AAA	0.91	0.97	0.94	120
accuracy			0.96	360
macro avg	0.96	0.96	0.96	360
weighted avg	0.96	0.96	0.96	360

Gambar 10. Hasil Akurasi SVM



Gambar 11. Prediksi klasifikasi SVM

4. KESIMPULAN

Berdasarkan dari beberapa percobaan yang dilakukan pada klasifikasi citra Mutiara Lombok diatas sudah menjawab rumusan masalah yang ada pada penelitian ini dan dapat di tarik beberapa kesimpulan sebagai berikut: Pada proses ekstraksi ciri menggunakan metode *regionprops* sangat baik dalam menentukan nilai dari *area*, *perimeter*, *roundness* dan *diameter* dalam mendeteksi bentuk, ukuran dan kecacatan citra mutiara sedangkan pada hasil *segmentasi* berdasarkan bentuk, deteksi tepi dan ekstraksi ciri berdasarkan cacat dan ukuran dapat menjadi *variable* dalam melakukan klasifikasi citra mutiara. Peningkatan nilai akurasi pada pengolahan citra mutiara dapat ditingkatkan dengan menggunakan metode *regionprops* dan klasifikasi jaringan syaraf tiruan memiliki nilai akurasi yang tinggi serta mengungguli metode *Support Vector Machine* dalam Multiview berdasarkan kelas atau label mutiara. Akurasi tertinggi yang didapatkan pada klasifikasi citra mutiara Lombok menggunakan jaringan syaraf tiruan sebesar 98% sedangkan pada *Support Vector Machine* mendapatkan akurasi tertinggi yaitu dengan akurasi 96%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. N. Karim, R. A. Pramunendar, M. A. Soeleman, P. Purwanto, and B. Imran, "Classification of Lombok Pearls using GLCM Feature Extraction and Artificial Neural Networks (ANN)," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 14, no. 3, pp. 209–217, 2022, doi: 10.33096/ilkom.v14i3.1317.209-217.
- [2] B. Imran, A. Yani, R. Muslim, and Z. Zaeniah, "Lombok Pearl Quality Classification Using a Combination of Feature Extraction and Artificial Neural Networks Based on Shape," *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, vol. 18, no. 2, pp. 167–172, 2022, doi: 10.33480/pilar.v18i2.3507.
- [3] Q. Xuan, Z. Chen, Y. Liu, H. Huang, G. Bao, and D. Zhang, "Multiview Generative Adversarial Network and Its Application in Pearl Classification," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 66, no. 10, pp. 8244–8252, 2019, doi: 10.1109/TIE.2018.2885684.
- [4] Q. Xuan *et al.*, "Automatic Pearl Classification Machine Based on a Multistream Convolutional Neural Network," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 65, no. 8, pp. 6538–6547, 2018, doi: 10.1109/TIE.2017.2784394.
- [5] A. Mathur and G. M. Foody, "Multiclass and binary SVM classification: Implications for training and classification users," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 5, no. 2, pp. 241–245, 2008, doi: 10.1109/LGRS.2008.915597.
- [6] X. Liu, S. Jin, Z. Yang, G. Królczyk, and Z. Li, "Measuring Shape Parameters of Pearls in Batches Using Machine Vision: A Case Study," *Micromachines (Basel)*, vol. 13, no. 4, pp. 1–14, 2022, doi: 10.3390/mi13040546.
- [7] C. K. Jha and M. H. Kolekar, "Cardiac arrhythmia classification using tunable Q-wavelet transform based features and support vector machine classifier," *Biomed Signal Process Control*, vol. 59, p. 101875, 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2020.101875.
- [8] W. F. Schreiber and O. J. Tretiak, "Image Processing," vol. 59, no. 11, 1971.
- [9] L. Luo *et al.*, "Grape berry detection and size measurement based on edge image processing and geometric morphology," *Machines*, vol. 9, no. 10, 2021, doi: 10.3390/machines9100233.
- [10] M. Ohsaki, P. Wang, K. Matsuda, S. Katagiri, H. Watanabe, and A. Ralescu, "Confusion-matrix-based kernel logistic regression for imbalanced data classification," *IEEE Trans Knowl Data Eng*, vol. 29, no. 9, pp. 1806–1819, 2017, doi: 10.1109/TKDE.2017.2682249.

- [11] M. Hasnain, M. F. Pasha, I. Ghani, M. Imran, M. Y. Alzahrani, and R. Budiarto, "Evaluating Trust Prediction and Confusion Matrix Measures for Web Services Ranking," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 90847–90861, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2994222.
- [12] Suharjito, B. Imran, and A. S. Girsang, "Family relationship identification by using extract feature of gray level co-zoccurrence matrix (GLCM) based on parents and children fingerprint," *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 7, no. 5, pp. 2738–2745, 2017, doi: 10.11591/ijece.v7i5.pp2738-2745.