

Implementasi *Learning Vector Quantization* untuk Klasifikasi Jenis Buah Kelapa menggunakan *Image Processing***Desi Puspita**

desiofira1@gmail.com

Institut Teknologi Pagar Alam, Sumatera Selatan

Informasi Artikel

Diterima : 31 Okt 2022

Direview : 17 Des 2022

Disetujui : 30 Des 2022

Kata Kunci*Learning Vector Quantization (LVQ), Klasifikasi, Buah Kelapa, Image Processing.***Abstrak**

Buah kelapa merupakan tanaman yang serba guna karena seluruh bagian dari batang hingga buah kelapa memiliki manfaat tersendiri, Buah kelapa adalah bagian paling bernilai ekonomi. Permasalahan selama ini yang terjadi yaitu proses pengklasifikasian jenis kelapa masih dilakukan secara manual dan belum terkomputerisasi, yakni pengklasifikasian jenis kelapa masih berdasarkan pengalaman, warna dan bentuk dari kelapa. Hal ini tentu saja membutuhkan waktu yang lama dan masih sering terjadi kesalahan. Sehingga penelitian ini dapat membantu mengklasifikasi kelapa dengan *Learning Vector Quantization (LVQ)*. Tujuan penelitian adalah untuk mengklasifikasi jenis buah kelapa dengan *image processing* dan *Learning Vector Quantization (LVQ)* dengan menggunakan ekstraksi *mean* dari RGB (*Red, Green, Blue*) dan standar *deviasi* dari RGB (*Red, Green, Blue*). Hasil penelitian diambil dari 2 jenis buah kelapa yang berbeda terhadap data latih 80 data didapatkan nilai akurasi data latih sebesar 83,75%. Hasil evaluasi dengan *Confusion Matrix* dengan nilai akurasi pengujian 90 % dari 20 data uji.

Keywords*Learning Vector Quantization (LVQ), Classification, Coconut, Image Processing***Abstrak**

Coconut fruit is a versatile plant because all parts from the stem to the coconut fruit have their benefits. Coconut fruit is the most valuable part of the economy. The problem so far that has occurred is that the process of classifying coconut species is still done manually and has not been computerized, namely the classification of coconut types is still based on experience, color, and shape of the coconut. This of course takes a long time and errors still occur frequently. So this research can help classify coconuts with Learning Vector Quantization (LVQ). The purpose of this research is to organize the types of coconuts with image processing and Learning Vector Quantization (LVQ) by using mean extraction from RGB (Red, Green, Blue) and standard deviation from RGB (Red, Green, Blue). The results of the study were taken from 2 different types of coconuts against the 80 training data, the accuracy of the training data was 83.75%. The evaluation results with the Confusion Matrix with a test accuracy value of 90% of the 20 test data.

A. Pendahuluan

Perkembangan teknologi terus meningkat sejak tahun terakhir saat dimulainya revolusi industri 4.0 yang menggabungkan kinerja teknologi *cyber* dan teknologi otomatisasi. Dengan adanya teknologi tersebut kecepatan dan ketepatan manusia dalam menyelesaikan pekerjaannya semakin mudah, salah satu contoh dari perkembangan revolusi industri 4.0 adalah *Artificial Intelligence* (AI) yang digunakan untuk membantu dalam penyelesaian tantangan industri. *Artificial Intelligence* (AI) atau kecerdasan buatan merupakan salah satu bagian ilmu computer yang membuat agar mesin (komputer) dapat melakukan pekerjaan seperti dan sebaik yang dilakukan oleh manusia [1]. Salah satu contoh penerapan *Artificial Intelligence* pada bidang pertanian yaitu pemanfaatan AI yang dapat mengenali jenis-jenis buah kelapa dengan memanfaatkan pengolahan citra (*photo processing*).

Image Processing mewujudkan bayangan dua perspektif yang dihasilkan mulai sejak bayangan ekuivalen dua perspektif yang kontinu bekerja bayangan diskrit menelusuri taktik sampling [2] [3]. Hal ini nantinya bisa diterapkan hadirat pengarsipan khayalan digital kurun membereskan bentuk, desain dan dasar hadirat akhir kelapa. *Image processing* memiliki beberapa aplikasi pada suatu bidang seperti: penajaman gambar, pendeteksian objek pada gambar, pengurangan *noise*, konversi gambar berwarna ke *grayscale* dan sebaliknya, Untuk mengidentifikasi objek citra virtual buah kelapa dengan pengelompokan jenis buah kelapa perlu mempersiapkan beberapa komponen buah kelapa. Buah kelapa merupakan tanaman yang serba guna karena seluruh bagian dari batang hingga buah kelapa memiliki manfaat tersendiri, Buah kelapa adalah bagian paling bernilai ekonomi [4]. Dinas Pertanian Kota Pagar Alam melakukan pemilihan buah kelapa hanya mengidentifikasi dengan melihat warna dan ukuran dengan cara yang mudah untuk dilakukan. Meskipun mudah hal tersebut memiliki permasalahan yang terkadang membuat proses pemilihan jenis buah kelapa menjadi tidak optimal, karena hal tersebut dilakukan secara manual. Selain itu untuk menentukan jenis-jenis kelapa perlu melibatkan beberapa kriteria misalnya pada warna buah kelapa, bentuk kelapa, dan tekstur dari buah kelapa, penentuan jenis kelapa dilakukan dengan cara terjun kelapangan secara langsung dimana hal ini memakan waktu yang cukup lama hingga 2 sampai 3 hari. Peneliti mencoba menerapkan *Learning Vector Quantization* (LVQ) untuk Klasifikasi Jenis Buah Kelapa menggunakan *Image Processing*.

Learning Vector Quantization (LVQ) suatu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi [5]. LVQ merupakan jaringan yang mengklasifikasikan pola sehingga setiap unit keluaran menyatakan suatu kelas atau kategori. Vektor bobot untuk unit keluaran sering disebut vektor referensi untuk kelas yang dinyatakan oleh unit tersebut [6]. Berdasarkan penelitian terdahulu oleh Winarto & Sela dengan *Learning Vector Quantization* (LVQ) mampu mendeteksi jenis buah-buahan dengan baik pada nilai *learning rate* 0.025, 0.075, 0.05 dan 0.1, pengurangan *learning rate* 0.1, minimum 0.01, 0.001, 0.0001 dan 0.00001 dengan jumlah iterasi/epoch maksimum 10 menggunakan fitur rerata *Red Green Blue*, Area dan Perimeter [7]. Penelitian yang dilakukan oleh Nanda Erlita Chandra dan Supatman pada proses metode LVQ menggunakan 100 citra gula untuk identifikasi dengan rincian 60 citra dijadikan sebagai pelatihan dan 40 citra dijadikan sebagai data uji. Berdasarkan pelatihan 60 data, terdiri dari 30 data tipe 1

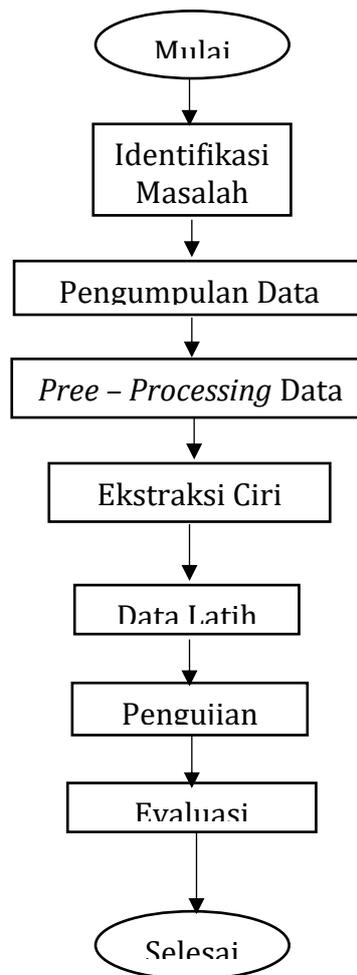
(gula jawa asli) dan 30 data tipe 2 (gula jawa campuran), dan 100% efek Pelatihan. Untuk kelas 1 dan 96,66% untuk kelas 2, jumlah kumulatifnya mencapai 98,33%. Sedangkan untuk pengujian sebanyak 40 data yang terdiri dari 20 data kelas 1 (gula jawa mentah) dan 20 data kelas 2 (gula jawa campuran). dengan total kumulatif 95%, Parameter alpha 0,001 dan dec alpha 0,9 minimal iterasi 3 total hasil pengujian 27 kali [8]. Dari penelitian terdahulu peneliti menerapkan *Learning Vector Quantization* untuk Klasifikasi Jenis Buah Kelapa menggunakan *Image Processing*.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasi jenis buah kelapa dengan *image processing* dengan metode *Learning Vector Quantization* dengan menggunakan ekstraksi *mean* dari RGB (*Red, Green, Blue*) dan standar *deviasi* dari RGB, Selain itu ekstraksi berupa bentuk (kebulatan dan kerampingan) dan ukuran (perimeter, luas, panjang dan lebar)[9].

B. Metode Penelitian

1. Tahapan Penelitian

Untuk mencapai tujuan dari penelitian yang dilakukan, disusun tahapan penelitian dapat dilihat pada gambar 1 dibawah ini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada gambar 1 dapat dijelaskan tahapan-tahapan yang dilakukan pada penelitian adalah sebagai berikut :

- a. Identifikasi masalah, yaitu masalah yang ditemukan saat melakukan pemilihan jenis kelapa, masih dilihat dari bentuk dan terawang warna berdasarkan informasi yang didapat.
- b. Pengumpulan data, yaitu melakukan pengumpulan data dengan cara observasi, wawancara, dokumentasi dan literatur.
- c. Pre-Processing Data, yaitu langkah awal menentukan klasifikasi jenis buah kelapa. Setelah data sampel didapat kemudian dilakukan *resize* untuk menyamakan ukuran agar mempermudah melakukan ekstraksi ciri dan klasifikasi.
- d. Ekstraksi Ciri, yaitu pembagian ciri dan pemberian ciri menurut gambar dan jenis buah kelapa itu sendiri, untuk dapat dengan mudah menentukan klasifikasi jenis buah kelapa.
- e. Data Latih atau pelatihan *information*, yaitu melakukan *information* latih dengan metode *holdout validation* untuk membagi *information trying out* dan *education*. Dari 100 data jumlah *information* dibagi menjadi 2 (dua) bagian 80 *information education* dan 20 *information trying out*.
- f. Pengujian, yaitu proses pengujian dilakukan menggunakan arsitektur jaringan syaraf tiruan dengan akurasi tertinggi sebelumnya
- g. Evaluasi, evaluasi yang dilakukan menggunakan metode *Confusion Matrix* untuk menghitung akurasi klasifikasi.

2. Teknik Pengumpulan Data

Adapun teknik pengumpulan data dalam penelitian ini sebagai berikut [10] :

- a. Observasi yaitu pengumpulan *information* bersumber dari objek penelitian.
- b. Studi pustaka yaitu pendekatan dengan referensi seperti jurnal atau buku-buku yang sesuai dengan topik penelitian.
- c. Wawancara yaitu melakukan diskusi kepada pihak yang terkait untuk bisa memperoleh informasi terhadap apa yang dibutuhkan sebagai bahan penelitian.

3. Metode *Learning Vector Quantization (LVQ)*

LVQ adalah metode yang melakukan pembelajaran terarah agar mampu mengenali pola suatu objek. Konsep dari metode ini adalah *competitive learning neural networks*, maksudnya dalam metode ini terjadi proses training sel agar terbentuknya lapisan masukan (*input layer*) [11]. LVQ merepresentasikan output unit sebagai *particular class* atau kategori. Bobot vector dalam sebuah unit merupakan *reference vector* ke suatu kelas [12].

Langkah-langkah algoritma pelatihan LVQ (Fausett, 1994) [13]:

- a. Tahap awal adalah menginisialisasi nilai *learning rate* (α), pengurangan *learning rate* ($\text{Dec } \alpha$), maksimal epoch yang digunakan dan minimal *learning rate* ($\text{Min } \alpha$) yang akan digunakan serta menentukan bobot awal setiap kelas atau target.
- b. Masukkan data input serta kelas atau kategori target.
- c. Kerjakan apabila ($\text{epoch} \leq \text{max epoch}$ dan $\alpha \geq \text{min } \alpha$):
 1. $\text{Epoch} = \text{epoch} + 1$;

2. Melakukan perhitungan jarak minimum dengan menggunakan *Euclidean distance*.

$$D_i = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - w_{ij})^2} \dots\dots\dots (1)$$

3. Melakukan update bobot untuk memperbaiki nilai bobot dengan kondisi :

- 1) Jika $T = C_j$ maka:

$$W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) + \alpha(X_i - W_j(\text{lama})) \dots\dots\dots (2)$$

- 2) Jika $T \neq C_j$ maka:

$$W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) - \alpha(X_i - W_j(\text{lama})) \dots\dots\dots (3)$$

4. Melakukan pengurangan pada nilai α dengan cara :

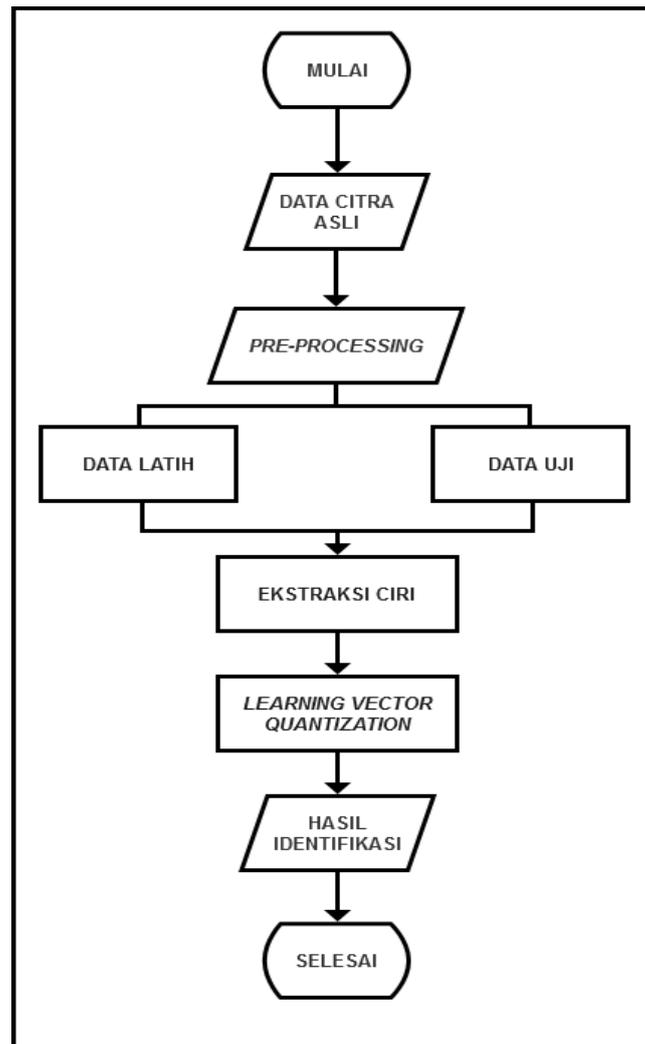
$$\alpha(\text{baru}) = (\alpha * \text{dec } \alpha) \dots\dots\dots (4)$$

- d. Proses akan berhenti setelah mencapai maksimum epoch.

- e. Setelah proses pelatihan selesai, maka akan di peroleh bobot-bobot akhir(w).

4. Flow Chart Sistem

Flowchart sistem menjelaskan alur dari simbol-simbol yang digunakan untuk menggambarkan proses kerja sistem pada klasifikasi jenis buah kelapa, *flowchart* akan memudahkan dalam proses pembuatan implementasi sistem. *Flowchart* sistem klasifikasi jenis kelapa terlihat pada gambar 2.



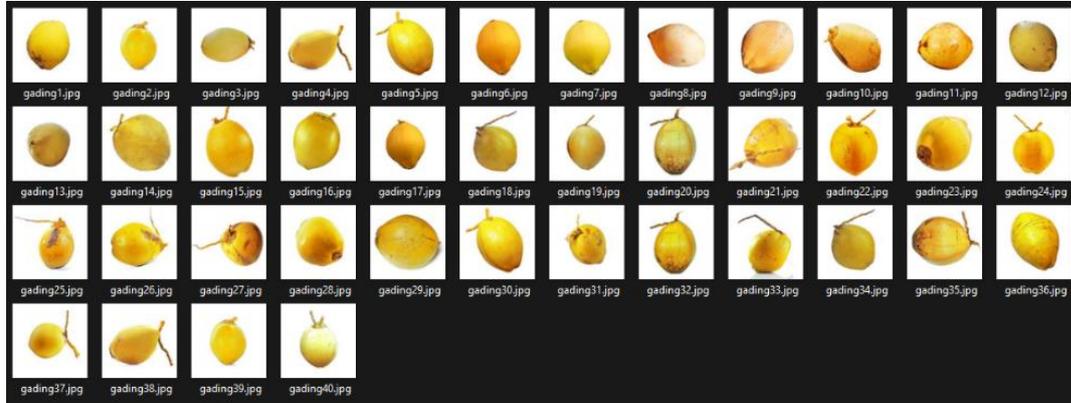
Gambar 2 : Flowchart Sistem

Flowchart pada gambar 2 diatas ada beberapa tahapan yang digambarkan saat menjalankan system yaitu citra asli, *pre-processing*, ekstraksi, dan hasil. Citra asli proses pengambilan data citra yang akan digunakan yaitu kelapa asli yang telah disiapkan, kemudian kelapa diletakan pada kotak dengan layar hitam dan pengambilan gambar menggunakan media kamera *smartphone* dengan alat bantu *tripod* untuk penstabilan *smartphone* dengan format jpg. Proses *pre-rocessing* yakni enter statistics sampel akan disamakan ukurannya untuk menyeimbangkan gambar satu dengan gambar lainnya. Setelah itu dari resize akan dilakukan 2 bagian yaitu *cropping* dan binerisasi menggunakan dilasi. *Cropping* dilakukan untuk menghitung statistik warna dari RGB. Proses yang dilakukan pada ekstraksi ciri bagian warna, citra hasil diolah dengan mencari jumlah *pixel* dari setiap warna red, *inexperenced* dan blue (RGB). Dari jumlah *pixel* yang ditemukan maka akan dihitung dari setiap warna tersebut. Kemudian setelah didapat mean dari setiap warna, maka dilakukan perhitungan untuk mencari jumlah dari setiap warna yang digunakan sebagai ekstraksi ciri, dan selesai.

C. Hasil dan Pembahasan

1. Data Kelapa

Buah Kelapa yang digunakan pada penelitian ini yaitu terdiri dari 2 jenis kelapa, kelapa gading dan kelapa hijau. Berikut ini merupakan contoh data kelapa tersebut.



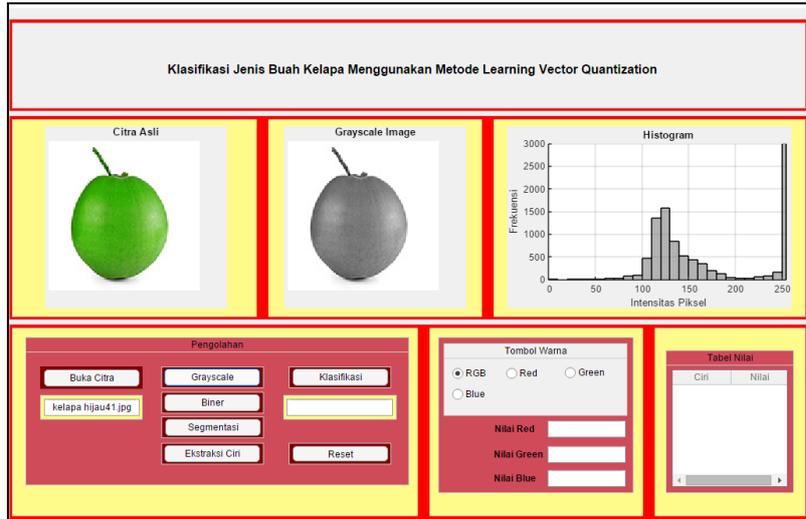
Gambar 3. Sampel Citra Kelapa Gading



Gambar 4. Sampel Citra Kelapa Hijau

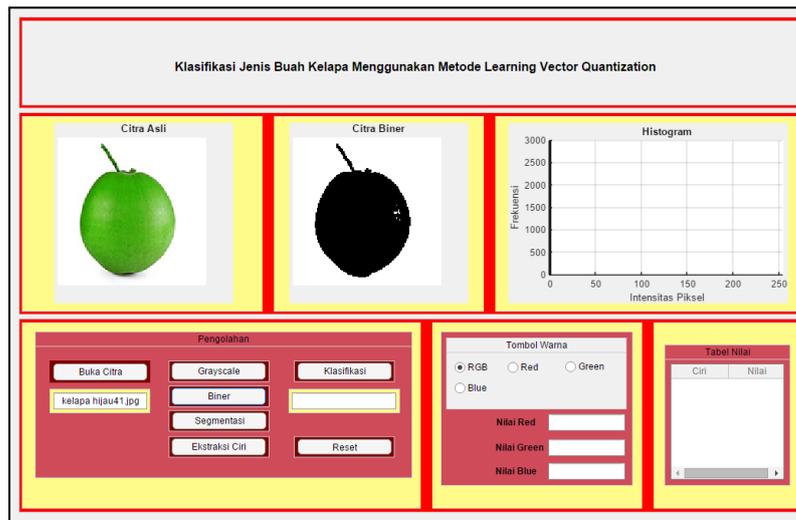
2. *Pre-processing*

Proses *Pre-Processing* inputkan file citra asli ke dalam program, pada bagian pengolahan terdapat *pushbutton* "Grayscale" untuk mendapatkan nilai ekstraksi ciri maka program akan menampilkan *user interface* sebagai berikut.



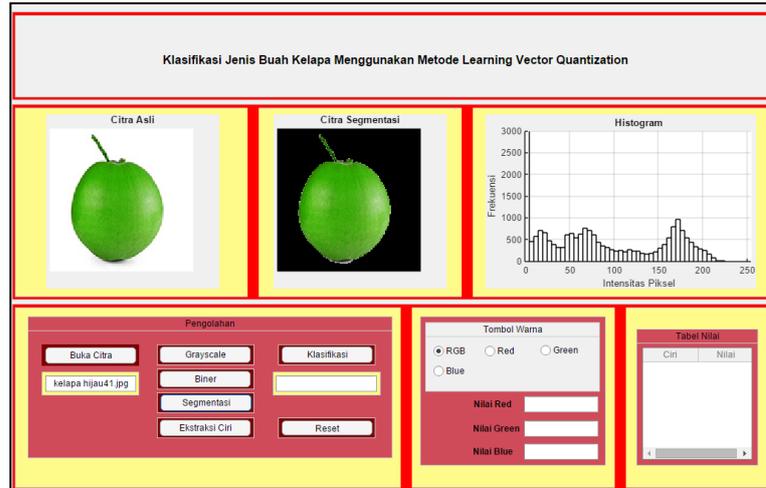
Gambar 4. Citra *Grayscale*

Setelah file citra asli telah di lakukan konversi menjadi *Grayscale* maka dilanjutkan dengan proses *binerisasi* yang terdapat pada *pushbutton* “*Biner*” di bagian *Pengolahan*, maka program akan menampilkan *user interface* sebagai berikut.



Gambar 5. Citra *Biner*

Setelah file citra asli telah di lakukan *Binerisasi* maka dilanjutkan dengan proses *Segmentasi* yang terdapat pada *pushbutton* “*Segmentasi*” di bagian *Pengolahan*, maka program akan menampilkan *user interface* sebagai berikut.



Gambar 6. Citra Segmentasi

Pengolahan untuk konversi citra buah kelapa menjadi Citra RGB dengan menampilkan nilainya sebagai berikut :



Gambar 7. Citra Red



Gambar 8. Citra Green



Gambar 9. Citra Blue

Setelah file citra asli dikonversi menjadi citra RGB maka dilanjutkan dengan melakukan ekstraksi ciri. Dimana akan menampilkan ciri dan nilai dari citra asli yang telah di lakukan pengolahan sebelumnya.

3. Ekstraksi Ciri

Tahap ekstraksi ciri peneliti menggunakan 6 neuron masukan yaitu nilai *mu*, *deviasi*, *skewness*, *energi*, *entropi*, dan *smoothness*. Untuk ekstraksi ciri nilai *mu*, *deviasi*, *skewness*, *energi*, *entropi*, dan *smoothness* menggunakan *image* hasil

Segmentasi yang telah di konversi dari *grayscale* ke biner menjadi citra RGB. Sehingga mendapat hasil pada table 1 sebagai berikut.

Tabel 1: Hasil ekstraksi ciri

Ciri	Nilai
mu	208.7551
deviasi	61.5107
skewness	-2.5041
energi	0.30062
entropi	2.7221
smoothness	0.9674

4. Data Training

Pada pengkajian ini memperuntukkan holdout validation kepada membagi informasi ujian dan penataran [14]. 100 informasi dibagi bekerja mengharamkanmenepis bagian. Jumlah informasi yang di penataran ialah 80, dan informasi yang di ujian ialah 20. 20 informasi ujian ini mempunyai kandungan semenjak mengharamkanmenepis ragam imbangan kelambir yang akan diujicobakan. Percobaan ini dilakukan kepada menangkap epoch dan learning rate yang hagur tunduk bagian dalam akurasi. Berikut menjadikan risiko pengkajian tersebut.

Tabel 2 : Tabel Percobaan Pelatihan

No	Epoch	Learning Rate	Akurasi
1	50	0,01	77,50 %
2			81,25 %
3			81,25 %
4			80 %
5			80 %
6			83,75 %
7			81,25 %
8			75 %
9			78,75 %
10			80 %

Dari susunan 2 diatas bisa dilihat bahwa epoch pakai taksiran 50 memegang presisi tertinggi yakni terlintas 83.75%. Grafik berusul pengejawantahan diatas bisa dilihat seumpama berikut.



Gambar 10 : Grafik Performa

Dari gambar 10 grafik performa diatas dapat dilihat bahwa akurasi **version** dari 10 kali percobaan variasi neuron dengan jumlah akurasi tertinggi terbanyak yakni 83,75% dan 3 tertinggi lainnya memiliki rata-rata akurasi yang sama yaitu 81,25%.

5. Pengujian

Setelah dilakukan pelatihan pada *application* dengan *records* yang sudah ada, maka langkah selanjutnya yakni melakukan pengujian terhadap *records*. Proses pengujian dilakukan menggunakan arsitektur jaringan syaraf tiruan dengan akurasi tertinggi sebelumnya [15]. Data yang akan di ujikan sebanyak 10 gambar dengan masing-masing jenis. Berikut ini merupakan tabel hasil uji *records* tersebut.

Tabel 3 : Tabel Akurasi

No.	Gambar Asli	Hasil pengenalan	Status
1.	gading41	Gading	Benar
2.	gading42	Gading	Benar
3.	gading43	Gading	Benar
4.	gading44	Gading	Benar
5.	gading45	Hijau	Salah
6.	gading46	Gading	Benar
7.	gading47	Gading	Benar

No.	Gambar Asli	Hasil pengenalan	Status
8.	gading48	Hijau	Salah
9.	gading49	Gading	Benar
10.	gading50	Gading	Benar
11.	hijau41	Hijau	Benar
12.	hijau42	Hijau	Benar
13.	hijau43	Hijau	Benar
14.	hijau44	Hijau	Benar
15.	hijau45	Hijau	Benar
16.	hijau46	Hijau	Benar
17.	hijau47	Hijau	Benar
18.	hijau48	Hijau	Benar
19.	hijau49	Hijau	Benar
20.	hijau50	Hijau	Benar

Dari tabel 3 diatas dapat dilihat bahwa dari 20 gambar, 18 gambar benar diklasifikasikan, dan 2 gambar salah. Program klasifikasi ini bisa dikatakan baik jika dilihat dari pengujian diatas.

6. Evaluasi

Evaluasi model *performa* menggunakan *Confusion Matrix*, *confusion matrix* adalah untuk menghitung *accuracy*, *precision*, dan *recall*. Nilai akurasi merupakan perbandingan antara data yang terklasifikasi benar dengan keseluruhan data [16]. Adapun Tabel evaluasi *confusion matrix* sebagai berikut :

Tabel 4 : Tabel Evaluasi Model *Confusion Matrix*

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Hasil Prediksi	
		<i>True</i>	<i>False</i>
Kelas	<i>Positive</i>	TP = 18	FP = 2
Sebenarnya	<i>Negative</i>	TN = 0	FN = 0

$$\begin{aligned}
 \text{Accuracy} &= \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100 \% \\
 &= \frac{18+0}{18+0+0+2} \times 100 \% \\
 &= \frac{18}{20} \times 100 \% \\
 \text{Accuracy} &= 90 \%
 \end{aligned}$$

Dari hasil evaluasi model *confusion matrix* di atas maka di dapat hasil akurasi sebesar 90 % pada pengujian 10 masing-masing data uji dari 2 jenis buah kelapa yang berbeda.

D. Simpulan

Klasifikasi buah kelapa dengan algoritma *Learning Vector Quantization* yang dicocokkan di *Spreadsheet* didapat hasil untuk version jaringan syaraf tiruan yang dihasilkan sudah mampu mengenali jenis buah kelapa dengan sangat baik. Hal ini dapat dilihat dari hasil akurasi pelatihan sebesar 83,75% terhadap 80 data statistics latih masing-masing dari 2 jenis buah kelapa yang berbeda. Untuk hasil uji statistics yang datanya tidak tergabung dalam proses training mampu mengenali 18 yang bernilai benar dan 2 yang bernilai salah. Setelah dilakukan proses pengolahan pada *interface* kemudian didapat evaluasi dengan akurasi pengujian 90% dari 20 data uji.

E. Ucapan Terima Kasih

Terima kasih penulis ucapkan kepada pihak kampus Institut Teknologi Pagar Alam telah mendukung peneelitan ini terlaksana sampai selesai. Kepada Dinas Pertanian kami ucapkan terima kasih sebagai objek penelitian dan pengambilan data pada penelitian ini. Selain itu kepada semua penulis yang terlibat dan ikut membantu dalam proses penelitian ini dari awal hingga selesai. Semoga bisa bermanfaat untuk peneliti di luar sana dalam mengembangkan metode *Learning Vector Quantization (LVQ)*.

F. Referensi

- [1] R. Pakpahan, "Analisa Pengaruh Implementasi Artificial," *J. Inf. Syst. Informatics Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 506–513, 2021, doi: 10.52362/jisicom.v5i2.616.
- [2] K. Karnadi, "Pengembangan Aplikasi Digital Image Processing Dengan Microsoft Visual Basic," *J. Digit. Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 1, p. 15, 2018, doi: 10.32502/digital.v1i1.933.
- [3] G. Vito and P. H. Gunawan, "Enhancement of White Blood Cells Images using Shock Filtering Equation for Classification Problem," *J. Online Inform.*, vol. 6, no. 2, p. 182, 2021, doi: 10.15575/join.v6i2.739.
- [4] Abdullah and Usman, "Sistem Cerdas untuk Klasifikasi Buah Kelapa Menggunakan Metode Backpropagation," *Selondang Mayang*, pp. 87–94, 2016.
- [5] V. T. W. Ahmad Sahru Romadhon, "李松杰 1 刘红娜 2 (1,2,," vol. 8, no. 2, p. 121, 2015.
- [6] I. N. Yuwono, R. Krismanto, and A. Sugianto, "Penentuan Kualitas Kayu Jati Secara Visual Menggunakan Metode Learning Vector Quantization," vol. 6, no. 1, pp. 7–14, 2022.
- [7] Winarto, "Implementasi Image Processing Dengan Metode Learning Vector Quantization Untuk Aplikasi Pengenalan Buah-Buahan," 2020.
- [8] N. E. Chandra, "Identifikasi Gula Jawa Asli Dengan Gula Jawa Campuran Menggunakan Metode Learning Vector Quantization Identification of Genuine Javanese Sugar with Javanese Sugar Mixture Using Methods Learning Vector Quantitative," *Pros. Semin. Nas. Multimed. Artif. Interlligence*, no. 84, pp. 126–

- 132, 2018.
- [9] R. Rosihan and S. Lutfi, "Pendataan Koperasi Pada Dinas Koperasi Dan Ukm Kota Ternate Berbasis Web," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 1, no. 1, pp. 13–20, 2018, doi: 10.33387/jiko.v1i1.1166.
- [10] J. Khatib *et al.*, "Indonesian Journal of Computer Science," vol. 11, no. 1, pp. 566–576, 2022.
- [11] S. Ramzini, D. E. Ratnawati, and S. Anam, "Penerapan Metode Learning Vector Quantization (LVQ) untuk Klasifikasi Fungsi Senyawa Aktif Menggunakan Notasi Simplified Molecular Input Line System (SMILES)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 12, pp. 6160–6168, 2018, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [12] R. Tantiati, M. T. Furqon, and C. Dewi, "Implementasi Metode Learning Vector Quantization (LVQ) untuk Klasifikasi Persalinan," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 10, pp. 9701–9707, 2019.
- [13] E. Setyowati and S. Mariani, "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Metode Learning Vector Quantization (LVQ) untuk Klasifikasi Penyakit Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA)," *Prism. Pros. Semin. Nas. Mat.*, vol. 4, pp. 514–523, 2021.
- [14] I. Romadhona, I. Cholissodin, and Marji, "Penerapan Algoritme Particle Swarm Optimization-Learning Vector Quantization(PSO-LVQ) Pada Klasifikasi Data Iris," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 12, pp. 6418–6428, 2018, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [15] M. F. Mubarokh, M. Nasir, and D. Komalasari, "Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Penjualan Pakaian Menggunakan Algoritma Backpropagation," *J. Comput. Inf. Syst. Ampera*, vol. 1, no. 1, pp. 29–43, 2020, doi: 10.51519/journalcisa.v1i1.3.
- [16] Yuyun, Nurul Hidayah, and Supriadi Sahibu, "Algoritma Multinomial Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Pemerintah Terhadap Penanganan Covid-19 Menggunakan Data Twitter," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 4, pp. 820–826, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i4.3146.