


Deteksi Motif Tradisional Bali dengan Algoritma *Learning Vector Quantization*

I Gusti Agung Gede Arya Kadyanan^{1*}, Nyoman Gunantara², Ida Bagus Gede Manuaba³, Komang Oka Saputra⁴ 

¹. Prodi Doktor Ilmu Teknik, Universitas Udayana, Badung, Indonesia

^{2,3,4} Prodi Teknik Elektro, Universitas Udayana, Badung, Indonesia

ARTICLE INFO

Article history:

Received June 02, 2023

Accepted November 13, 2023

Available online April 25, 2024

Kata Kunci:

Kain Tenun, *Learning Vector Quantization*, Sobel

Keywords:

Woven Fabrics, Traditional Bali, *Learning Vector Quantization*, Sobel



This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

Copyright © 2024 by Author. Published by Universitas Pendidikan Ganesha.

ABSTRAK

Tidak semua orang mengenal motif tradisional yang beragam hanya melalui ciri-ciri yang tampak secara visual. Sering kali mereka salah dalam mengenali motif tertentu, dikarenakan motif yang bervariasi dan hampir serupa. Penelitian ini dilakukan dengan tujuan merancang dan mengimplementasikan sistem informasi deteksi motif kain yang mampu mengenali citra dari kain tenun dengan cepat dan tepat menggunakan algoritma *Learning Vector Quantization*. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Learning Vector Quantization* untuk proses deteksi motif tradisional Bali dan ekstraksi fitur tepi dengan metode Sobel. Jenis data yang digunakan pada penelitian ini dilihat dari cara memperolehnya adalah data primer. Pada penelitian ini data motif yang digunakan sebanyak 210 citra, dengan citra yang digunakan sebagai data training sebanyak 80% atau 168 citra dan data testing sebanyak 20% atau 42 citra. Data tersebut dibagi menjadi 6 kelas dari masing-masing motif yang digunakan. Teknik pengumpulan data yang digunakan yaitu wawancara dan observasi langsung ke objek penelitian. Teknik pengujian yang digunakan yaitu pengujian akurasi pada algoritma *Learning Vector Quantization*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem yang dibangun mampu melakukan deteksi motif tradisional Bali dengan mengimplementasikan algoritma *Learning Vector Quantization* dan metode ekstraksi fitur tepi Sobel dimana hasil ekstraksi fitur Sobel berpengaruh terhadap citra yang akan di klasifikasi dan di deteksi.

ABSTRACT

Not everyone recognizes diverse traditional motifs only through visual characteristics. Often they are wrong in recognizing certain motifs, because the motifs are varied and almost similar. This research was conducted with the aim of designing and implementing a fabric motif detection information system that is able to recognize images of woven fabrics quickly and precisely using the *Learning Vector Quantization* algorithm. The method used in this research is the *Learning Vector Quantization* method for the detection process of traditional Balinese motifs and edge feature extraction with the Sobel method. The type of data used in this study in terms of how to obtain it is primary data. In this study, the motif data used were 210 images, with the images used as training data as much as 80% or 168 images and testing data as much as 20% or 42 images. The data is divided into 6 classes from each motif used. The data collection techniques used are interviews and direct observation to the object of research. The testing technique used is accuracy testing on the *Learning Vector Quantization* algorithm. The results showed that the system built was able to detect traditional Balinese motifs by implementing the *Learning Vector Quantization* algorithm and the Sobel edge feature extraction method where the results of Sobel feature extraction affect the image to be classified and detected.

1. PENDAHULUAN

Tenun merupakan salah satu jenis seni kriya Nusantara yaitu kriya tekstil. Tenun merupakan salah satu kerajinan seni yang patut dilestarikan. Kain tenun merupakan hasil kerajinan berupa kain yang terbuat dari benang (kapas, sutra, dan bahan lainnya) dengan cara memasukkan bahan secara melintang pada lusi. Proses menenun adalah proses pengerjaan dari bahan berupa kapas sampai menjadi kain. Proses tersebut dibagi menjadi tiga bagian yaitu membuat benang dari kapas, persiapan menenun dan menenun (Astuti & Ernawati, 2020; Baso et al., 2022; Nurcahyani, 2018). Kain tenun sudah banyak di produksi di Indonesia khususnya pulau Bali. Kain atau *wastra* dalam adat di masyarakat Bali memiliki keanekaragaman jenis dan motif. Masing-masing daerah di Bali memiliki ciri khas kainnya sendiri yang mempunyai macam-macam tenun salah satunya seperti tenun gringsing, tenun endek, kain cepuk, kain songket dan tenun rangrang yang menjadi penanda sebagai salah satu identitas budaya sehingga dapat dijadikan sebagai aset kekayaan budaya dari pulau Bali. Untuk menghasilkan sebuah kain tenun yang bagus memerlukan waktu pembuatan yang lama. Sebuah kain tenun yang bagus dan berusia sangat tua dianggap sebagai warisan keramat yang

*Corresponding author.

E-mail addresses: gungde@unud.ac.id (I Gusti Agung Gede Arya Kadyanan)

hanya dikeluarkan dan digunakan pada waktu tertentu. Motif-motif kain tenun yang digunakan umumnya memiliki arti yang menunjukkan adanya asosiasi dengan symbol kepercayaan yang dianut oleh masyarakat setempat (Dwisapta & Wulan, 2022; Hou et al., 2021).

Di Bali, kain tenun tidak hanya digunakan sebagai pakaian untuk upacara agama namun menjadi salah satu komoditas penting di sektor industri kerajinan pariwisata Bali yang banyak diminati oleh wisatawan. Kain tenun dijadikan sebagai media pembelajaran serta sebagai cinderamata yang sangat diminati (Mujaddidah & Wahyurini, 2017; Sudana et al., 2020; Sudarmanto, 2022). Namun sekarang ini tidak semua masyarakat maupun wisatawan mengenal motif kain tenun yang beragam hanya melalui ciri-ciri yang hanya tampak secara visual. Dampak dari hal tersebut adalah sering kali masyarakat dan wisatawan salah dalam membeli kain tenun, dikarenakan motif dari tiap kain tenun yang bervariasi dan memiliki motif yang hampir serupa. Hal inilah yang mendasari diperlukannya sebuah sistem informasi deteksi motif kain tenun Bali dengan menggunakan algoritma *Learning Vector Quantization* untuk mendeteksi citra motif tenun, dimana dengan adanya sistem tersebut dapat membantu mengenali citra dari motif tenun serta sebagai media penyampaian informasi mengenai jenis, asal dan makna dari tiap kain tenun.

Terdapat sejumlah jurnal penelitian dengan topik serupa mengenai Pengenalan Motif Batik Pekalongan Menggunakan Algoritma *Backpropagation* dengan tingkat akurasi yang diperoleh mencapai 88,62%, dalam penelitian ini ruang lingkup pengenalan motif batik yang digunakan terbatas yakni hanya batik pekalongan saja, sehingga diperlukan sebuah sistem yang dapat mengenali motif kain selain kain batik (Lamasigi, 2021; Pebrianasari et al., 2015; Surya et al., 2019). Masih dalam domain citra Batik Lamazigi dengan metode DCT memperoleh capaian akurasi maksimal sebesar 84,88%. Adapun pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Hasan & Liliana, 2020; Imelda, 2021; Yodha & Kurniawan, 2014) mengenai Pengenalan Motif Batik Menggunakan Deteksi Tepi *Canny* dan *K-Nearest Neighbor* mencapai akurasi sebesar 66,67%, namun metode tersebut memiliki kekurangan yaitu citra batik yang digunakan tidak memiliki kemiripan motif dan sangat berbeda satu dengan lain, sehingga diperlukan sebuah sistem yang dapat mengklasifikasikan kain yang memiliki kemiripan tiap motif kain. Selain itu terdapat pula penelitian mengenai Pengenalan Motif Batik Menggunakan Deteksi Tepi *Canny* dan *K-Nearest Neighbor* (Hasan & Liliana, 2020; Imelda, 2021; Yodha & Kurniawan, 2014). Pada penelitian tersebut digunakan 6 motif batik yang dijadikan kelas dalam proses klasifikasi dengan algoritma *K-Nearest Neighbor*. Uji akurasi sangat rendah dengan prosentase akurasi hanya mencapai 56.67% serta terdapat beberapa motif yang tidak dapat di klasifikasikan secara sempurna oleh sistem karena adanya pengaruh kedekatan antara satu motif dengan motif lainnya. Penelitian berikutnya berjudul Implementasi Segmentasi Citra dan Algoritma *Learning Vector Quantization (LVQ)* Dalam Pengenalan Bentuk Botol (Andri, 2012; Sudibyo et al., 2018). Dari hasil pengujian proses pengenalan didapatkan akurasi sebesar 88% dimana proses deteksi tepi didapatkan hasil pengenalan yang optimal dengan menggunakan nilai *threshold* sebesar 250, karena nilai *threshold* memiliki pengaruh dalam melakukan deteksi tepi, dimana nilai *threshold* yang rendah membuat semakin banyak piksel yang dianggap sebagai tepi dari citra. Perbandingan metode *Backpropagation* dengan Metode *Learning Vector Quantization (LVQ)* pada pengenalan citra *barcode* (Aprizal et al., 2019; Hendriyani, 2020). Dalam penelitian ini, dilakukan implementasi sebuah sistem informasi mengenai deteksi corak kain tenun tradisional dari daerah Bali dengan algoritma yang diusulkan adalah algoritma *Learning Vector Quantization* untuk fitur pengenalan corak pada kain tenun.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini dilaksanakan untuk mendeteksi corak kain tenun tradisional Bali, serta seberapa besar prosentase keakuratan dari implementasi algoritma *Learning Vector Quantization* yang digunakan dalam mendeteksi corak kain tenun tradisional Bali. Tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini yaitu, merancang dan mengimplementasikan sistem informasi deteksi motif kain yang mampu mengenali citra dari kain tenun dengan cepat dan tepat menggunakan algoritma *Learning Vector Quantization* yang tentunya dengan nilai akurasi yang lebih tinggi dari sejumlah penelitian sebelumnya.

2. METODE

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Learning Vector Quantization* untuk proses deteksi motif tradisional Bali dan ekstraksi fitur tepi dengan metode *Sobel*. Langkah-langkah dalam penelitian ini memiliki 4 tahapan yaitu tahap penyiapan dataset, tahap perancangan model, tahap implementasi sistem, dan tahap pengujian sistem (Aisuwarya, 2018; Humeau-Heurtier, 2019). Untuk mendukung kebenaran dari data yang diperoleh, dilakukan melalui teknik wawancara. Teknik wawancara dilakukan melalui diskusi dengan beberapa ahli yang menguasai seluk beluk mengenai kain tenun tradisional bali, sehingga pengetahuan dan pengalaman yang dimiliki dapat dipercaya. Selanjutnya dilakukan

observasi dengan memperoleh data secara langsung ke objek penelitian yang dilakukan dengan mendatangi pengrajin-pengrajin kain tenun yang ada di Bali, Dinas Kebudayaan Provinsi Bali serta Museum Bali.

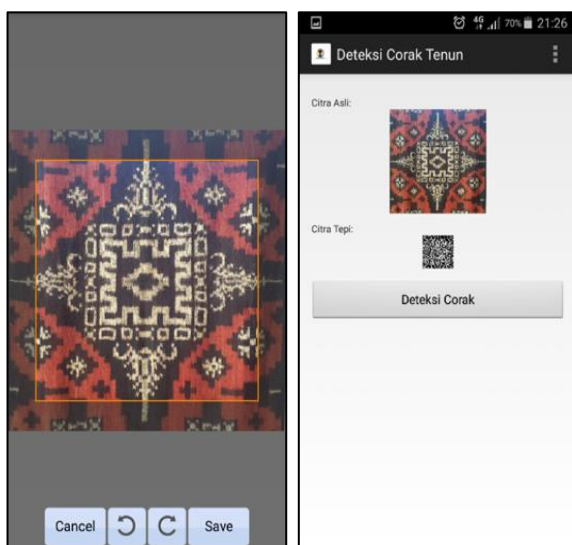
Jenis data yang digunakan pada penelitian ini dilihat dari cara memperolehnya adalah data primer. Data primer adalah data yang diambil langsung dari objek penelitian atau merupakan data yang berasal dari sumber asli atau pertama. Data primer tersebut harus dicari melalui narasumber atau responden yaitu orang yang dijadikan objek penelitian atau orang yang dijadikan sebagai sarana informasi maupun data (Evriani & Antoni, 2022; Suhono & Al Fatta, 2021). Pada penelitian ini data motif kain yang digunakan sebanyak 210 citra kain, dengan citra yang digunakan sebagai data training sebanyak 80% atau 168 citra dan data testing sebanyak 20% atau 42 citra. Perbandingan jumlah data training dan data testing yaitu sebesar 80% data training dan 20% data testing diperoleh dari kajian beberapa artikel sebelumnya (Hasan & Liliana, 2020; Imelda, 2021; Yodha & Kurniawan, 2014). Pada penelitian ini dilakukan pengujian terhadap kinerja algoritma dan pengujian sistem. Program akan diuji secara keseluruhan sebagai sistem yang lengkap untuk memastikan bahwa persyaratan perangkat lunak telah dipenuhi dan sesuai dengan kebutuhan serta keinginan pengguna. Pada penelitian ini teknik pengujian yang digunakan yaitu pengujian akurasi pada algoritma *Learning Vector Quantization*. Pengujian Akurasi didefinisikan sebagai pengujian untuk mengetahui kinerja dari sistem. Akurasi dihitung dari jumlah hasil pengenalan yang tepat dibagi dengan jumlah data. Perhitungan nilai prosentase akurasi sebagai berikut (Kosasih, 2021; Lee & Kwon, 2021; Maitre et al., 2019).

Pengujian dilakukan dengan data testing sebanyak 42 citra uji yang akan diuji dengan perubahan parameter epoch 20, 50, 100, 1000 dan 10000. Epoch maksimum yang menjadi Standar Internasional bernilai 10.000, sebagaimana telah dibahas pada penelitian (Santoso & Irawan, 2016; Semadi & Pulungan, 2019; Vyas et al., 2018). Pengujian akurasi algoritma dilakukan dengan beberapa variasi dari *learning rate* dan *epoch* yang bertujuan untuk mengetahui kinerja algoritma apabila diinputkan dengan variasi parameter yang berbeda-beda apakah akan berpengaruh dengan hasil pengenalan, dan variasi parameter terbaik untuk mendapatkan hasil akurasi yang optimal. Pada pengujian ini dilakukan variasi perubahan nilai *learning rate* dengan rentang dari 0.001 sampai 0.1. dan epsilon 0.0001..

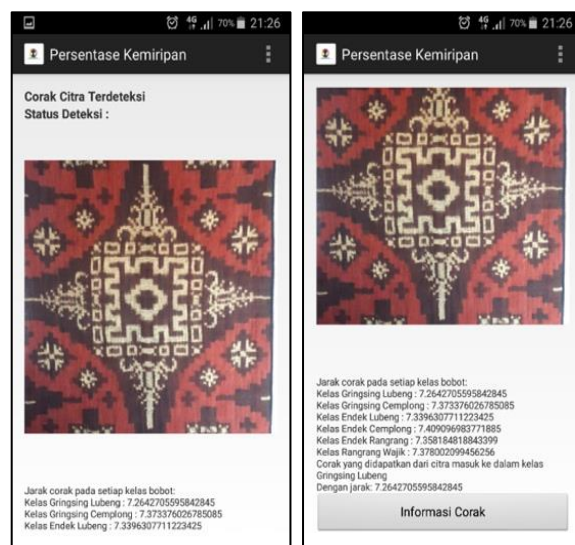
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Tampilan antarmuka setelah user memilih citra yang ingin di deteksi dapat dilihat pada Gambar 1. Pada tampilan ini user dapat melakukan proses rotasi citra, *zoom in*, *zoom out* dan *cropping* citra sebelum dilakukan *preprocessing* dan deteksi tepi *Sobel*, sehingga citra yang akan di deteksi memiliki rasio ukuran yang sama. Tampilan antarmuka yang menampilkan *output* hasil deteksi corak dapat dilihat pada Gambar 2. *Output* yang didapat user adalah berupa gambar dari kelas citra yang memiliki jarak terdekat dengan inputan citra user, jarak kedekatan citra terhadap semua kelas yang ada, serta nama corak yang memiliki jarak terdekat dengan inputan user.



Gambar 1. Proses *Cropping* dan Deteksi Corak Tenun



Gambar 2. Antarmuka Prosentase Hasil Deteksi

Pada pengujian ini dilakukan variasi perubahan nilai *learning rate* dengan rentang dari 0.001 sampai 0.1. dan *epsilon* 0.0001, dimana pengambilan nilai tersebut didasarkan atas penelitian dari (Santoso & Irawan, 2016; Semadi & Pulungan, 2019). Pengujian dilakukan dengan data *testing* sebanyak 42 citra uji. Berikut adalah hasil pengujian berupa tabel yang dilakukan dengan variasi perubahan nilai *learning rate*. Hasil secara detail dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian *Learning Rate*

<i>Learning Rate</i>	<i>Epsilon/Target Error</i>	Jumlah Data		Prosentase	
		<i>True</i>	<i>False</i>	<i>True</i>	<i>False</i>
0,001	0,0001	23	19	54.80%	45.20%
0,002	0,0001	22	20	52.40%	47.60%
0,003	0,0001	26	16	61.90%	38.10%
0,004	0,0001	25	17	59.50%	40.50%
0,005	0,0001	28	14	66.70%	33.30%
0,006	0,0001	28	14	66.70%	33.30%
0,007	0,0001	28	14	66.70%	33.30%
0,008	0,0001	28	14	66.70%	33.30%
0,009	0,0001	28	14	66.70%	33.30%
0,01	0,0001	29	13	69.10%	30.90%
0,02	0,0001	32	10	76.20%	23.80%
0,03	0,0001	35	7	83.30%	16.70%
0,04	0,0001	35	7	83.30%	16.70%
0,05	0,0001	35	7	83.30%	16.70%
0,06	0,0001	39	3	92.86%	7.14%
0,07	0,0001	37	5	88.10%	11.90%
0,08	0,0001	37	5	88.10%	11.90%
0,09	0,0001	36	6	85.70%	14.30%
0,1	0,0001	36	6	85.70%	14.30%

Dari Tabel 1. dapat diamati bahwa presentase nilai akurasi tertinggi yang dihasilkan dalam pengujian *Learning Rate* adalah 92.86% pada nilai 0.06 dari 42 data yang digunakan, terdapat 39 data yang dikenali dengan benar dan 3 data tidak dikenali. Pada Variasi perubahan *learning rate* akan mempengaruhi terhadap akurasi yang dihasilkan oleh sistem. Terlihat pada Tabel 1. bahwa parameter *learning rate* optimal yaitu di nilai 0.06. Penggunaan nilai *learning rate* berpengaruh terhadap proses perubahan bobot dalam *training data*. Berikutnya dilakukan pengujian berdasarkan nilai *epoch*, pengujian ini dilakukan setelah mendapatkan parameter *learning rate* terbaik yaitu 0.06 dengan *epsilon* sebesar 0.0001 sesuai hasil pada Tabel 1. diatas. Pengujian dilakukan dengan melibatkan data *testing* sebanyak 42 citra uji yang akan diuji dengan perubahan parameter *Max epoch* secara berturut-turut yaitu sebesar 5, 10, 20, 50, 100, 1000 dan 10000, dimana rentang nilai tersebut merujuk penelitian dari (Santoso & Irawan, 2016; Semadi & Pulungan, 2019). Berikut adalah hasil pengujian dengan variasi perubahan nilai *Max epoch* dapat dilihat pada Tabel 2. berikut ini.

Tabel 2. Hasil Pengujian *Epoch*

<i>Max epoch</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Epsilon/Target Error</i>	Jumlah Data		Prosentase	
			<i>True</i>	<i>False</i>	<i>True</i>	<i>False</i>
5	0,06	0,0001	11	31	26.19%	73.81%
10	0,06	0,0001	35	7	83.33%	16.67%
20	0,06	0,0001	39	3	92.86%	7.14%
50	0,06	0,0001	38	4	90.47%	9.53%
100	0,06	0,0001	37	5	88.10%	11.90%
1000	0,06	0,0001	37	5	88.10%	11.90%
10000	0,06	0,0001	37	5	88.10%	11.90%

Dari Tabel 2. dapat diamati bahwa jumlah *epoch* maksimum untuk mendapatkan akurasi tertinggi adalah pada *epoch* 20 yaitu sebesar 92.86% dari 42 data yang digunakan, terdapat 39 data yang dikenali dengan benar dan 3 data tidak dikenali. Berdasarkan kajian literatur, kesalahan pengenalan tersebut kemungkinan terjadi dikarenakan motif yang kurang cerah dan memiliki kemiripan yang tinggi dengan

motif lainnya. *Epo*h maksimum yang menjadi Standar Internasional bernilai 10.000 (Santoso & Irawan, 2016; Semadi & Pulungan, 2019). Namun dengan menggunakan parameter-parameter lainnya seperti *learning rate* dan *epsilon*, perhitungan yang dihasilkan telah mencapai *error* minimal ($learning\ rate \leq eps$). Pada pengujian ini dapat dilihat bahwa *epoch* ketika mencapai *error* minimal, belum mencapai *epoch* ke 1.000 sehingga mulai dari *epoch* bernilai 1.000 hingga 10.000 perhitungan telah terhenti sebelum mencapai *epoch* maksimal. Dengan demikian nilai *epoch* maksimal bernilai 20 untuk digunakan pada pengolahan data selanjutnya.

Berdasarkan hasil yang diraih pada Tabel 2. diatas, maka berikutnya dilakukan pengujian untuk data *testing* dengan *epoch* 20. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui dan mengukur akurasi ketepatan kinerja dari algoritma yang digunakan. Pengujian ini dilakukan setelah medapatkan parameter *learning rate*, *epoch*, dan *epsilon* terbaik. Nilai terbaik yang didapatkan dalam penelitian ini adalah *learning rate* 0.06, *epoch* 20 serta *epsilon* 0.0001. Pengujian dilakukan dengan data *testing* sebanyak 42 citra uji yang akan dilakukan *testing* dengan LVQ. Skenario pengujian ini yaitu terdapat 42 data *testing* yang dilakukan pengujian terhadap algoritma LVQ ke dalam sistem. Terdapat 6 kelas motif yang terdiri dari 7 jenis motif yang sama. Hasil pengujian data *testing* pada *epoch* 20 dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Testing Epoch 20

Corak	Target Corak	Nilai C _j Hasil Perhitungan Corak dan Kelas Yang Ada						Hasil
		0	1	2	3	4	5	
Gringsing Lubeng 1	0	6.284	6.288	6.379	6.352	6.422	6.442	T
Gringsing Lubeng 2	0	5.869	6.183	6.151	6.197	6.184	6.207	T
Gringsing Lubeng 3	0	5.597	6.035	5.904	6.019	5.95	5.958	T
Gringsing Lubeng 4	0	5.808	6.099	6.029	6.088	6.06	6.069	T
Gringsing Lubeng 5	0	5.844	6.127	6.095	6.112	6.113	6.119	T
Gringsing Lubeng 6	0	5.921	6.124	6.094	6.141	6.138	6.123	T
Gringsing Lubeng 7	0	5.967	6.146	6.133	6.172	6.152	6.186	T
Gringsing Cemplong 1	1	6.32	6.28	6.335	6.29	6.346	6.358	T
Gringsing Cemplong 2	1	6.363	6.154	6.373	6.326	6.394	6.412	T
Gringsing Cemplong 3	1	6.426	6.173	6.407	6.356	6.418	6.476	T
Gringsing Cemplong 4	1	6.315	6.224	6.317	6.25	6.298	6.328	T
Gringsing Cemplong 5	1	6.366	6.217	6.386	6.311	6.34	6.383	T
Gringsing Cemplong 6	1	6.267	6.211	6.223	6.23	6.236	6.242	T
Gringsing Cemplong 7	1	6.362	6.276	6.325	6.3	6.354	6.363	T
Endek Lubeng 1	2	6.106	6.112	5.851	6.079	6.013	6.039	T
Endek Lubeng 2	2	6.062	6.094	5.915	6.035	5.989	5.984	T
Endek Lubeng 3	2	6.343	6.283	6.231	6.293	6.367	6.404	T
Endek Lubeng 4	2	6.314	6.219	6.253	6.206	6.192	6.199	F
Endek Lubeng 5	2	6.082	6.133	5.898	6.039	6.035	6.026	T
Endek Lubeng 6	2	6.03	6.108	5.867	6.059	6.011	6.029	T
Endek Lubeng 7	2	6.069	6.081	5.887	6.064	5.991	6	T
Endek Cemplong 1	3	6.122	6.148	6.082	6.021	6.036	6.048	T
Endek Cemplong 2	3	6.013	6.047	5.908	5.958	5.886	5.849	F
Endek Cemplong 3	3	6.425	6.326	6.411	6.285	6.422	6.468	T
Endek Cemplong 4	3	6.304	6.253	6.292	6.22	6.29	6.308	T
Endek Cemplong 5	3	6.408	6.308	6.366	6.092	6.355	6.408	T
Endek Cemplong 6	3	6.243	6.227	6.236	6.16	6.228	6.246	T
Endek Cemplong 7	3	5.982	6.039	5.854	5.637	5.837	5.824	T
Endek Rangrang 1	4	6.126	6.129	5.993	6.014	5.964	5.989	T
Endek Rangrang 2	4	6.028	6.045	5.888	5.967	5.719	5.817	T
Endek Rangrang 3	4	6.026	6.079	5.99	6.047	5.878	5.968	T
Endek Rangrang 4	4	6.341	6.242	6.333	6.286	6.199	6.329	T
Endek Rangrang 5	4	6.123	6.112	6.06	6.038	5.859	5.93	T
Endek Rangrang 6	4	6.07	6.062	5.916	5.956	5.813	5.847	T
Endek Rangrang 7	4	6.244	6.189	6.176	6.157	6.08	6.166	T
Rangrang Wajik 1	5	6.053	6.091	5.995	6.023	5.955	5.954	T
Rangrang Wajik 2	5	5.951	6.013	5.864	5.962	5.824	5.794	T
Rangrang Wajik 3	5	5.63	5.821	5.312	5.582	5.215	5.104	T
Rangrang Wajik 4	5	6.308	6.237	6.328	6.258	6.268	6.306	F
Rangrang Wajik 5	5	6.074	6.06	5.951	5.974	5.888	5.803	T

Corak	Target Corak	Nilai C _j Hasil Perhitungan Corak dan Kelas Yang Ada						Hasil
		0	1	2	3	4	5	
Rangrang Wajik 6	5	5.965	6.016	5.839	5.921	5.779	5.743	T
Rangrang Wajik 7	5	6.08	6.072	5.987	6.014	5.926	5.822	T

Keterangan :

- Target Corak 0 : Corak Gringsing Lubeng
- Target Corak 1 : Corak Gringsing Cemplong
- Target Corak 2 : Corak Endek Lubeng
- Target Corak 3 : Corak Endek Cemplong
- Target Corak 4 : Corak Endek Rangrang
- Target Corak 5 : Corak Rangrang Wajik

Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian, berhasil untuk melakukan deteksi corak kain tenun tradisional Bali. Pada proses testing, gambar inputan dapat diambil melalui kamera atau *gallery* kemudian gambar akan melalui tahap *crop* citra, *preprocessing* dan ekstraksi tepi *Sobel*. Kemudian dilakukan *preparation* dengan mengambil nilai dari *vector* inputan data testing setelah proses pengolahan citra, nilai ini digunakan sebagai bobot awal *testing* dan bobot akhir dari proses *training*. Dalam proses *testing*, kedua nilai tersebut digunakan dalam perhitungan. Dari hasil perhitungan nilai tersebut akan dicari jarak terdekat, dimana jarak tersebut yang akan digunakan untuk menentukan kelas motif dari citra yang diuji. Dilakukan pengujian terhadap waktu hitung algoritma ketika dilakukan penambahan data *training*. Penambahan data citra dimulai dari 30 data hingga 210 data yang *training* dengan rentang penambahan sebanyak 30 data citra untuk setiap proses *training*. Hal ini bertujuan untuk mengetahui kinerja sistem apabila jumlah data citra corak terus bertambah. Pengujian kinerja algoritma LVQ dilakukan dengan beberapa skenario pengujian dimana masing-masing skenario memiliki tujuan untuk mengetahui kinerja algoritma LVQ. Pengujian dilakukan dengan variasi data sebesar 80:20 dimana 168 citra *training* dan 42 citra *testing*. Pada pengujian ini dilakukan variasi perubahan nilai *learning rate* dengan rentang dari 0.001 sampai 0.1. dan epsilon 0.0001. Dari Tabel 1. dapat diamati bahwa prosentase nilai akurasi tertinggi yang dihasilkan dalam pengujian *Learning Rate* adalah 92.86% pada nilai 0.06 dari 42 data yang digunakan, terdapat 39 data yang dikenali dengan benar dan 3 data yang tidak dapat dikenali.

Hasil akurasi ini relatif lebih baik dari penelitian pada domain citra batik sebelumnya yaitu Pengenalan Motif Batik Pekalongan Menggunakan Algoritma *Backpropagation* yang hanya mencapai 84,88% hingga 88,62 (Lamasigi, 2021; Pebrianasari et al., 2015; Surya et al., 2019). Begitupula pada penelitian mengenai Pengenalan Motif Batik Menggunakan Deteksi Tepi *Canny* dan *K-Nearest Neighbor* mencapai akurasi sebesar 66,67% (Hasan & Liliana, 2020; Imelda, 2021; Yodha & Kurniawan, 2014). Raihan nilai akurasi yang lebih rendah juga diperoleh dari penelitian Pengenalan Motif Batik Menggunakan Deteksi Tepi *Canny* dan *K-Nearest Neighbor* yang menghasilkan nilai uji akurasi sangat rendah dengan prosentase akurasi hanya mencapai 56.67% serta terdapat beberapa motif yang tidak dapat di klasifikasikan secara sempurna oleh sistem karena adanya pengaruh kedekatan antara satu motif dengan motif lainnya (Hasan & Liliana, 2020; Imelda, 2021; Yodha & Kurniawan, 2014). Penelitian berikutnya berjudul Implementasi Segmentasi Citra dan Algoritma *Learning Vector Quantization (LVQ)* Dalam Pengenalan Bentuk Botol menggunakan deteksi tepi *sobel* sebagai fitur untuk menghasilkan citra tepi dari botol didapatkan akurasi sebesar 88% (Andri, 2012; Sudibyoy et al., 2018). Pada penelitian berikutnya yang berjudul Perbandingan metode *Backpropagation* dengan Metode *Learning Vector Quantization (LVQ)* pada pengenalan citra *barcode* dengan akurasi tertinggi yang didapatkan dari algoritma *Backpropagation* mencapai 75,5% dengan waktu *training* selama 102 detik sedangkan dengan menggunakan algoritma *Learning Vector Quantization* didapatkan akurasi tertinggi sebesar 94% dengan waktu *training* selama 0,3 detik, dimana variasi dari parameter *learning rate* dan *hidden layer* yang digunakan menjadi pengaruh terhadap akurasi yang dihasilkan serta tingkat kecocokan pada proses klasifikasi (Aprizal et al., 2019; Hendriyani, 2020).

Penelitian ini memiliki kelebihan karena meneliti potensi LVQ sebagai alat yang efektif untuk mengenali dan mengklasifikasikan motif-motif tradisional Bali dengan akurasi tinggi, sehingga dapat membantu dalam upaya digitalisasi dan pelestarian budaya Bali (Pourghasemi et al., 2020; Putra et al., 2022). Implikasinya, temuan ini dapat digunakan untuk mengembangkan aplikasi yang mendukung industri kreatif, seperti desain kain, pariwisata, dan pendidikan, dengan menyediakan alat yang dapat mengidentifikasi dan mereproduksi motif tradisional secara otomatis. Namun tentunya penelitian ini masih memiliki beberapa kekurangan. Kekurangan penelitian ini mungkin terletak pada keterbatasan data yang digunakan untuk pelatihan algoritma, yang mungkin tidak mencakup semua variasi motif tradisional Bali. Saran untuk penelitian selanjutnya adalah memperluas dataset dengan lebih banyak sampel motif tradisional dari berbagai daerah di Bali, serta menguji algoritma dengan metode lain untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi.

4. SIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat diambil kesimpulan bahwa sistem yang dibangun mampu melakukan deteksi motif tradisional Bali dengan mengimplementasikan algoritma *Learning Vector Quantization* dan metode ekstraksi fitur tepi *Sobel* dimana hasil ekstraksi fitur *Sobel* berpengaruh terhadap citra yang akan di klasifikasi dan di deteksi. Semakin jelas dan unik citra tepi yang dihasilkan maka akan semakin besar citra tersebut dapat dikenali dengan benar. Berdasarkan hasil pengujian, sistem telah mampu digunakan oleh user untuk melakukan deteksi corak kain tenun tradisional Bali. Dengan adanya sistem tersebut terbukti dapat digunakan dalam mengenali corak tenun serta sebagai media penyampaian informasi mengenai jenis, asal dan makna dari tiap kain tenun dengan baik.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Aisuwarya, R. (2018). Rancang Bangun Instrumentasi Elektrokardiograf (EKG) dan Klasifikasi Kenormalan Jantung Pada Pola Sinyal EKG Menggunakan Learning Vector Quantization (LVQ). *Journal of Information Technology and Computer Engineering (JITCE)*, 2(01), 19–26. <https://doi.org/10.25077/jitce.2.01.19-26.2018>.
- Andri. (2012). Implementasi Segmentasi Citra dan Algoritma Learning Vector Quantization (LVQ) dalam Pengenalan Bentuk Botol. *Jurnal SIFO Mikroskil*, 13(2), 123–132. <https://doi.org/10.55601/jsm.v13i2.77>.
- Aprizal, Y., Zainal, R., & Afriyudi, A. (2019). Perbandingan Metode Backpropagation dan Learning Vector Quantization (LVQ) Dalam Menggali Potensi Mahasiswa Baru di STMIK PalComTech. *Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer (MATRIK)*, 18(2), 294–301. <https://doi.org/10.30812/matrik.v18i2.387>.
- Astuti, D., & Ernawati, S. (2020). Strategi Promosi dan Word Of Mouth Dalam Upaya Peningkatan Keputusan Pembelian Produk Tenun. *Distribusi. Journal of Management and Business*, 8(2), 225–238. <https://doi.org/10.29303/distribusi.v8i2.126>.
- Baso, B., Nababan, D., Risald, R., & Kolloh, R. Y. (2022). Segmentasi Citra Tenun Menggunakan Metode Otsu Thresholding dengan Median Filter. *Jurnal Teknologi Dan Ilmu Komputer Prima (JUTIKOMP)*, 5(1), 1–6. <https://doi.org/10.34012/jutikomp.v5i1.2586>.
- Dwisapta, M., & Wulan, T. (2022). Identification Of Glaucoma Through Retina Images Using The Learning Vector Quantization (LVQ) Method. *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi (JURTEKSI)*, 8(3), 329–334. <https://doi.org/10.33330/jurteksi.v8i3.1559>.
- Evriani, N., & Antoni, F. (2022). Landasan Pokok Manajemen Bisnis Syariah. *Journal of Educational and Language Research (JOEL)*, 1(8), 1129–1136. <https://www.bajangjournal.com/index.php/JOEL/article/view/1740>.
- Hasan, M., & Liliana, D. (2020). Pengenalan Motif Songket Palembang Menggunakan Deteksi Tepi Canny, PCA dan KNN. *MULTINETICS*, 6(1), 1–7. <https://doi.org/10.32722/multinetics.v6i1.2700>.
- Hendriyani, Y. (2020). Perbandingan Algoritma Backpropagation Dan Learning Vector Quantization (LVQ) dalam Pengenalan Pola Bangun Ruang Geometri. *Jurnal Inovasi Vokasional dan Teknologi (INVOTEK)*, 20(2), 59–66. <https://doi.org/10.24036/invotek.v20i2.746>.
- Hou, Y., Fu, J., Liu, C., Zhou, Q., Feng, W., Huang, P., & Chen, D. (2021). Analysis of Crosstalk Effect in Multi-Pixel Thermopile Sensors With Networked Arrangement. *IEEE Sensors Journal*, 21(12), 13350–13355. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3070551>.
- Humeau-Heurtier, A. (2019). Texture feature extraction methods: A survey. *IEEE Access*, 7, 8975–9000. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2890743>.
- Imelda, R. (2021). Pengenalan Motif Batik Pandeglang Menggunakan Deteksi Tepi Canny dan Metode K-NN Berbasis Android. *Jurnal Ilmiah Tekonologi Informasi (RESPATI)*, 16(2), 83–93. <https://doi.org/10.35842/jtir.v16i2.404.g350>.
- Kosasih, R. (2021). Klasifikasi Tingkat Kematangan Pisang Berdasarkan Ekstraksi Fitur Tekstur dan Algoritme KNN. *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi informasi*, 10(4), 383–388.
- Lamasigi, Z. (2021). DCT Untuk Ekstraksi Fitur Berbasis GLCM Pada Identifikasi Batik Menggunakan K-NN. *Journal of Electrical and Electronics Engineering (JAMBURA)*, 3(1), 1–6. <https://doi.org/10.37905/jjee.v3i1.7113>.
- Lee, J., & Kwon, S. (2021). Proposal of A New Resolution Representation for Several Pixel Arrangements. *Digest of Technical Papers - SID International Symposium*, 52(1), 462–464. <https://doi.org/10.1002/sdtp.14717>.
- Maitre, J., Bouchard, K., & Bedard, L. (2019). Mineral grains recognition using computer vision and machine learning. *Computers and Geosciences*, 130, 84–93. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2019.05.009>.
- Mujaddidah, V., & Wahyurini, O. (2017). Perancangan Buku Visual Tenun Bali Sebagai Upaya Pelestarian

- Tenun. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 5(2), 411–416. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v5i2.20743>.
- Nurchayani, L. (2018). Strategi Pengembangan Produk Kain Tenun Ikat Sintang. *Jurnal Pendidikan Dan Kebudayaan*, 3(1), 56–72. <https://doi.org/10.24832/jpnk.v3i1.530>.
- Pebrianasari, V., Mulyanto, E., & Dolphina, E. (2015). Analisis Pengenalan Motif Batik Pekalongan Menggunakan Algoritma Backpropagation. *Techno.COM*, 14(4), 281–290. <https://doi.org/10.33633/tc.v14i4.973>.
- Pourghasemi, H., Gayem, A., Lasaponara, R., & Tiefenbacher, J. (2020). Application of learning vector quantization and different machine learning techniques to assessing forest fire influence factors and spatial modelling. *Environmental Research*, 184. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2020.109321>.
- Putra, I., Peradhyana, W., & Wardika, I. (2022). Analisis Etnomatematika pada Kain Tenun Bali. *Jurnal Edukasi Matematika dan Sains*, 11(1), 1–11. <https://doi.org/10.5281/zenodo.6415265>.
- Santoso, S., & Irawan, M. (2016). Classification of Poverty Levels Using k-Nearest Neighbor and Learning Vector Quantization Methods. *International Journal of Computing Science and Applied Mathematics (IJCSAM)*, 2(1), 8–13. <https://doi.org/10.12962/j24775401.v2i1.1578>.
- Semadi, P., & Pulungan, R. (2019). Improving learning vector quantization using data reduction. *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*, 5(3), 1–6. <https://doi.org/10.26555/ijain.v5i3.330>.
- Sudana, O., Witarsyah, D., Putra, A., & Raharja, S. (2020). Mobile application for identification of coffee fruit maturity using digital image processing. *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, 10(3), 980–986. <https://doi.org/10.18517/ijaseit.10.3.11135>.
- Sudarmanto, I. (2022). Eksistensi Tenun Gringsing Bali Dalam Era New Normal Pandemi Covid-19. *Journal of Comprehensive Science (JCS)*, 1(3), 216–227. <https://doi.org/10.36418/jcs.v1i3.46>.
- Sudibyo, U., Kusumaningrum, D., Rachmawanto, E., & Sari, C. (2018). Optimasi Algoritma Learning Vector Quantization (Lvq) Dalam Pengklasifikasian Citra Daging Sapi Dan Daging Babi Berbasis GLCM dan HSV. *Jurnal Teknik Industri, Mesin, Elektro*, 9(1), 1–10. <https://doi.org/10.24176/simet.v9i1.1943>.
- Suhono, T., & Al Fatta, H. (2021). Penyusunan Data Primer Sebagai Dasar Interoperabilitas Sistem Informasi Pada Pemerintah Daerah Menggunakan Diagram RACI (Studi Kasus: Pemerintah Kabupaten Purworejo). *JNANALOKA*, 2(1), 35–44. <https://doi.org/10.36802/jnanaloka.2021.v2-no1-35-44>.
- Surya, R., Fadlil, A., & Yudhana, A. (2019). Identification of Pekalongan Batik Images Using Backpropagation Method. *Journal of Physics: Conference Series*, 1373(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1373/1/012049>.
- Vyas, A., Yu, S., & Paik, J. (2018). *Fundamentals of digital image processing*. Springer Singapore.
- Yodha, J., & Kurniawan, A. (2014). Pengenalan Motif Batik Menggunakan Deteksi Tepi Canny dan K-Nearest Neighbor. *Techno.COM*, 13(4), 251–262. <https://doi.org/10.33633/tc.v13i4.607>.