

Implementasi *Local Binary Pattern* dalam Melakukan Estraksi Fitur Tekstur untuk Pengenalan Klasifikasi pada Ukiran Toraja

Atifa Aini^{a,1,*}, Herman^{a,2}, Fitriyani Umar^{a,3}

^a Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muslim Indonesia, Jl. Urip Sumoharjo KM.05, Makassar 90231, Indonesia

¹ atifaaini.rustam@gmail.com; ² herman@umi.ac.id; ³ fitriyani.umar@umi.ac.id;

*corresponding author

INFORMASI ARTIKEL

Diterima : 01 – 08 – 2023
Direvisi : 30 – 08 – 2023
Diterbitkan : 31 – 08 – 2023

Kata Kunci:
Ukiran Toraja
Pengolahan Citra Digital
Local Binary Pattern
K-Nearest Neighbor
Manhattan Distance

ABSTRAK

Ukiran Toraja adalah seni ukir khas suku Toraja di Sulawesi Selatan. Setiap ukiran Toraja memiliki nama, arti dan makna tersendiri. Namun tidak semua orang mengetahui nama dari ukiran tersebut. Meskipun demikian, tidak semua orang mengenali nama dari seni ukir tersebut. Penelitian ini dilakukan dengan tujuan masih belum banyak diteliti oleh penelitian lainnya dalam pengolahan citra digital pada seni ukir Toraja. Pada penelitian ini jumlah ukiran yang digunakan adalah 10 motif dengan setiap motifnya berjumlah 20 data. Metode yang diterapkan dalam penelitian ini adalah ekstraksi fitur menggunakan metode LBP dengan klasifikasi menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* dengan jarak *Manhattan distance*. Berdasarkan proses pengujian menunjukkan hasil Pada skenario pertama, diperoleh akurasi pada K=1 adalah 100% dan K=2 sebesar 78.3333%. Pada skenario kedua, akurasi mencapai 100% untuk K=1 dan 75% untuk K=2. Dari hasil pengujian yang telah dilakukan diketahui bahwa semakin tinggi nilai K maka hasil dari akurasi makin rendah hal itu dikarenakan makin tinggi nilai K lebih banyak tetangga yang dilibatkan dalam pengambilan keputusan.

This is an open access article under the [CC-BY-SA](#) license



I. Pendahuluan

Hampir setiap suku di Indonesia memiliki kesenian khasnya masing-masing. Misalnya yaitu seni yang banyak ditemukan hampir di setiap daerah ialah ragam hias. Ragam hias pada setiap daerah yang umumnya bersifat tradisional dan dianggap mencerminkan nilai – nilai kehidupan dari daerah atau suku tersebut. Ragam hias dapat berupa seni tulisan seperti pada kain batik, tenunan, ukiran, bordir, dan pahatan yang mempunyai jenis dan bentuk yang bervariasi[1]. Salah satu suku yang memiliki kesenian ragam hias di Indonesia adalah suku Toraja yakni sebuah ukiran. Setiap ukiran Toraja memiliki nama, arti dan makna tersendiri[2]. Namun tidak semua orang mengetahui nama dari ukiran tersebut. Seiring berjalannya waktu, masyarakat pada umumnya mulai melupakan nama dan arti dari ukiran tersebut. Sedangkan generasi muda saat ini sangat sedikit pengetahuan tentang ukiran Toraja karena sangat sulit mencari sumber untuk mempelajari ukiran tersebut. Maka dengan ini diperlukan sebuah solusi yang memungkinkan dokumentasi digital ukiran untuk diturunkan ke generasi berikutnya yang membantu orang mengetahui nama ukiran tersebut.

Dengan bantuan teknologi saat ini, penggunaan pengolahan citra digital (*Image Processing*) dilakukan untuk pengenalan atau identifikasi suatu citra. Pengenalan pola dapat diterapkan pada pengenalan motif ukiran Toraja. Pengolahan citra digital adalah suatu bidang yang mempelajari pembentukan, pengelolaan, dan dapat menganalisis citra sehingga mendapatkan informasi yang dapat dipahami oleh manusia[3]. Tahapan proses pengolahan citra digital diantaranya adalah *pre-processing*, segmentasi, ekstraksi ciri, klasifikasi[4]. Hal yang sangat penting dalam pengenalan pola citra adalah ekstraksi fitur. Ekstraksi fitur tekstur pada citra merupakan tahapan untuk mengekstrak informasi atau ciri dari objek di dalam citra yang ingin dikenali atau dibedakan dengan objek lainnya[5].

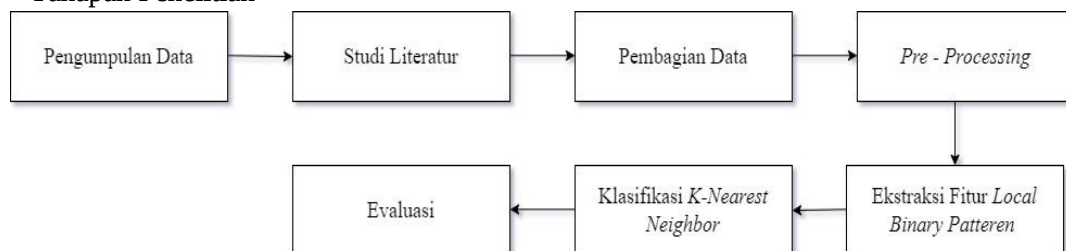
Tujuan ekstraksi fitur tekstur adalah untuk mereduksi data sebenarnya dengan melakukan pengukuran terhadap ciri tertentu yang membedakan pola masukan satu dengan yang lainnya. Pada ekstraksi fitur terdiri dari ekstraksi fitur bentuk, tekstur dan warna. Ciri yang telah diekstrak kemudian digunakan sebagai parameter atau nilai masukan untuk membedakan antara objek satu dengan lainnya pada tahapan identifikasi atau klasifikasi[6]. Terdapat beberapa algoritma ekstraksi ciri tekstur diantaranya filter gabor, Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Local Binary Pattern (LBP). Filter gabor yaitu filter yang mampu mensimulasikan karakteristik sistem visual manusia dalam mengisolasi frekuensi dan orientasi tertentu dari citra. GLCM melakukan analisis terhadap suatu piksel pada citra dan mengetahui tingkat keabuan yang sering terjadi[7]. LBP merupakan suatu metode yang digunakan untuk mencari pola-pola tekstur lokal pada citra. Ekstraksi fitur tekstur LBP adalah salah satu algoritma yang digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur tekstur gambar yang menggunakan statistika dan struktur[8].

Pada penelitian terdahulu yang dilakukan oleh[9] yaitu Penerapan Metode Filter Gabor Untuk Analisis Fitur Tekstur Citra Pada Kain Songket. Dalam penelitian ini data yang digunakan adalah beberapa citra untuk pengujian dimana citra berwarna sebagai citra awal yang beresolusi 200 x 150 dengan 8 bit yang akan dikonversikan menjadi citra grayscale untuk dapat dilakukan proses analisis fitur tekstur citra dengan image size 200 x 150 pixel, selanjutnya citra grayscale akan diproses untuk mendapatkan tepi dan menghasilkan citra baru yang merupakan citra dengan ukuran yang berbeda atau citra hasil (Citra Output), setelahnya sistem akan melakukan konvolusi pada citra grayscale untuk melakukan deteksi tepi pada citra digital menggunakan metode filter gabor. Hasil dari penelitian ini adalah filter gabor berhasil diaplikasikan sehingga dapat digunakan sebagai alat untuk mendeteksi tekstur citra pada kain Songket, sehingga pengguna atau konsumen dapat menentukan kain songket dengan kualitas terbaik. Hasil pengujian tekstur citra menggunakan algoritma filter gabor, menunjukkan hasil yang maksimal sehingga pengguna akan jauh lebih mudah, efektif, dan efisien dalam menentukan pilihan kain songket terbaik.

Hal yang penting lainnya dalam identifikasi citra adalah klasifikasi. Klasifikasi adalah algoritma yang mampu mengklasifikasikan atau meng-cluster objek berdasarkan pada karakteristik ciri-ciri yang diberikan. Pada penelitian ini digunakan metode K-Nearest Neighbor karena dapat melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat atau memiliki persamaan ciri paling banyak dengan objek tersebut. kemudian jarak terdekat inilah yang dapat mengidentifikasi kelas tersebut[10].

II. Metode

A. Tahapan Penelitian

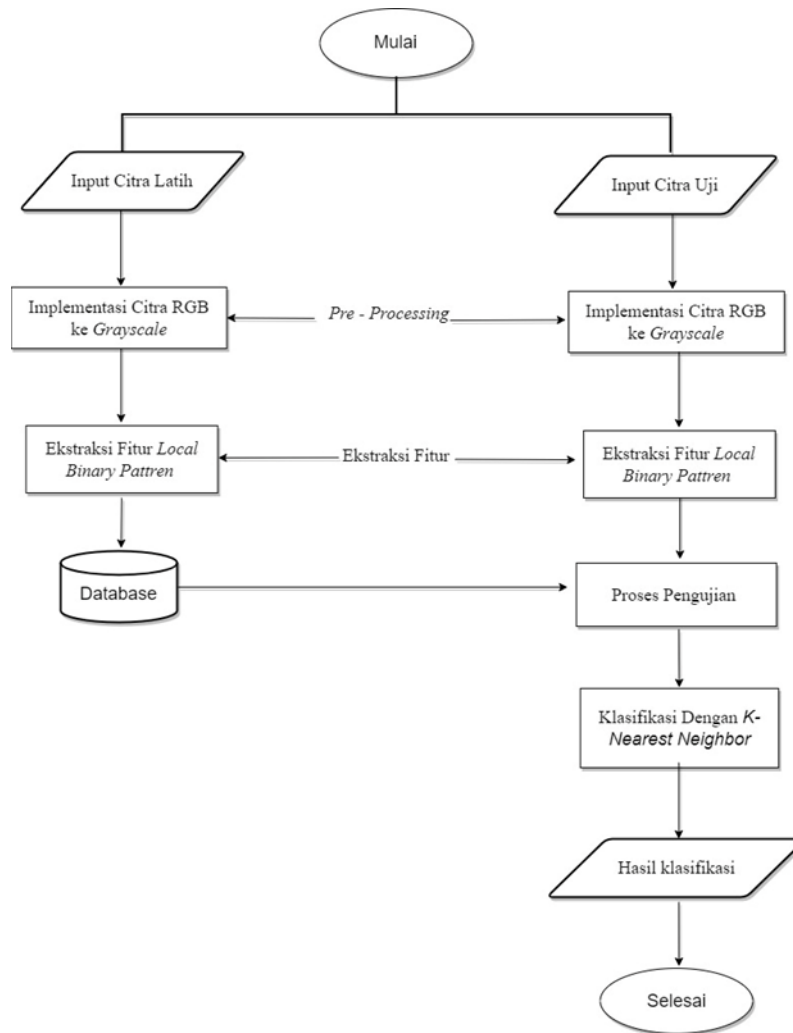


Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada tahap pengumpulan data jumlah motif ukiran Toraja sebanyak 10 kelas yang terdiri dari 20 data setiap ukiran. Data yang digunakan di ambil dari Museum Ne'Gandeng yang berlokasi di Kab. Toraja, Sulawesi Selatan. Selanjutnya yaitu Studi Literatur dimana mempelajari teori dan konsep dari metode yang digunakan seperti KNN dan LBP serta penerapannya yang diambil dari jurnal, buku, dan situs website terkait. Kemudian pembagian data yang digunakan yaitu merupakan teknik evaluasi dengan membagi data sebanyak 140 untuk *training* dan 60 untuk data *testing*. Selanjutnya yaitu *Pre-processing* tahapan ini yang dilakukan adalah menginput citra, kemudian mengubah ukuran *resizing* dan mengubah citra menjadi *grayscale*. Kemudian ekstraksi Ciri LBP untuk memperoleh nilai dari LBP, dimana nilai tersebut akan digunakan dalam tahap klasifikasi. Tahapan klasifikasi menggunakan metode KNN untuk mengenali tingkat kemiripan pada ukiran Toraja dengan baik. Evaluasi adalah tahap terakhir yaitu menghitung akurasi yang dilakukan setelah mengevaluasi keberhasilan terhadap pengujian menggunakan metode KNN. rumus persamaan akurasi dapat dilihat sebagai berikut:

$$\frac{\text{Jumlah Data Benar}}{\text{Jumlah Data Keseluruhan}} \times 100\% \quad (1)$$

1) Metode Algoritma



Gambar 2. Flowchart Perancangan Desain Penelitian

Metode yang diterapkan pada penelitian ini adalah K-Nearest Neighbor dalam pengklasifikasian dataset. KNN tergabung dalam supervised learning, dimana pengklasifikasiannya berdasarkan data latih dan atribut kelas dari suatu objek ke dalam kelas baru[11], [12]. KNN merupakan teknik klasifikasi sebuah objek pada karakteristik tertentu berdasarkan kedekatan jarak antara data uji dan data latih yang sudah ada, dekat dan jauhnya jarak data yang akan dievaluasi dengan K tetangga. Model jarak yang digunakan dalam metode KKN ini yaitu *Manhattan Distance*. *Manhattan* atau *City Distance* digunakan untuk mengambil kasus yang cocok dari basis kasus dengan menghitung jumlah bobot absolute dari perbedaan antara kasus yang sekarang dan kasus yang lain dalam basis kasus[13].

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^n |x_{ik} + x_{jk}| \quad (2)$$

Keterangan:

d_{ij} = Jarak citra

x_2 = Total fitur data uji

x_1 = Total fitur data latih

2) Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan di Museum Ne'Gandeng yang berlokasi di Kab. Toraja, Provinsi Sulawesi Selatan. Pengambilan gambar melalui kamera *smartphone* dengan resolusi 24 MP, dan jarak pengambilan gambar sejauh 30 cm. Selanjutnya dilakukan *cropping*, dan *resize* pada gambar. Adapun

jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 10 kelas motif ukiran Toraja dengan setiap motif terdiri 20 data.

3) Perancangan Sistem

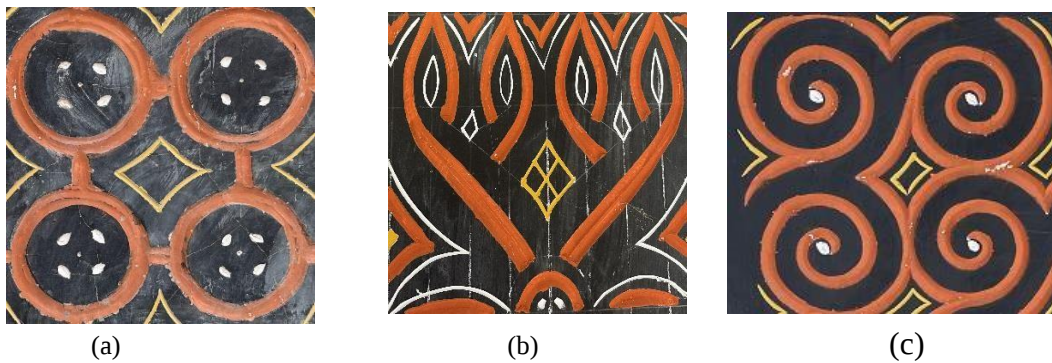
Perancangan dilakukan melalui aplikasi Matlab versi R2021a dengan menggunakan GUI .

III. Hasil dan Pembahasan

A. Hasil Penelitian

1) Pengumpulan Dataset

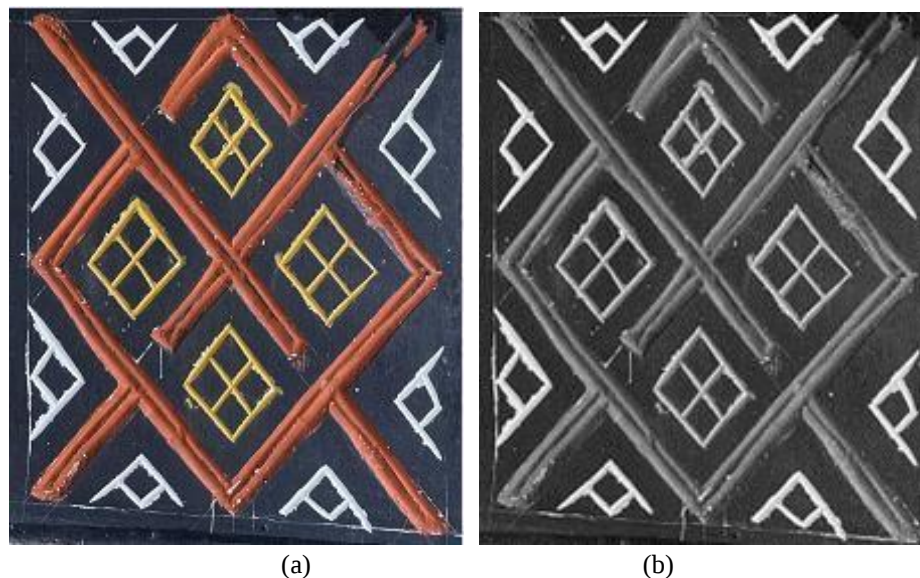
Dari hasil pengumpulan dataset Jumlah data yang digunakan adalah 200 data dengan 10 jenis ukiran yaitu Ne'limbongan, Pa'bulu londong, Pa'daun paria, Pa'don bolu , Pa' tangke rapa' passura, Pa' tedong, Pa'tedong tumuru, Pa'kapu baka, Pa'sulan sangbua, Pa'sulan sangbua. Kemudian dibagi menjadi 140 citra untuk data *training*, dan 60 citra untuk data *testing*. Adapun hasil pengumpulan data yang didapatkan terdapat pada gambar di bawah ini :



Gambar 3. (a) Citra Ukiran Toraja ne'limbongan , (b) Citra Ukiran Torajapa' bulu londong, (c) Citra Ukiran Toraja pa' tangke rapa' passura

2) Hasil Pre-Processing

Tahap awal yang dilakukan yaitu menginput citra asli atau rgb, setelah itu dilakukan tahap *pre-processing* untuk mengubah citra asli atau rgb menjadi *grayscale*. Adapun hasil dari *pre-processing* dengan citra ukiran Toraja yaitu Pa sulan sangbua sebagai berikut :



Gambar 4. (a) Citra Asli dan (b) Citra *Grayscale*

3) Hasil Ekstraksi Fitur LBP

LBP merupakan ekstraksi fitur yang menghasilkan sebuah nilai berupa mean, variance dan entropy

yang digunakan untuk mengenali objek. Adapun hasil nilai ekstraksi LBP pada 140 citra data *training*.

Tabel 1. Nilai Ekstraksi Ciri LBP 140 Citra Data Latih.

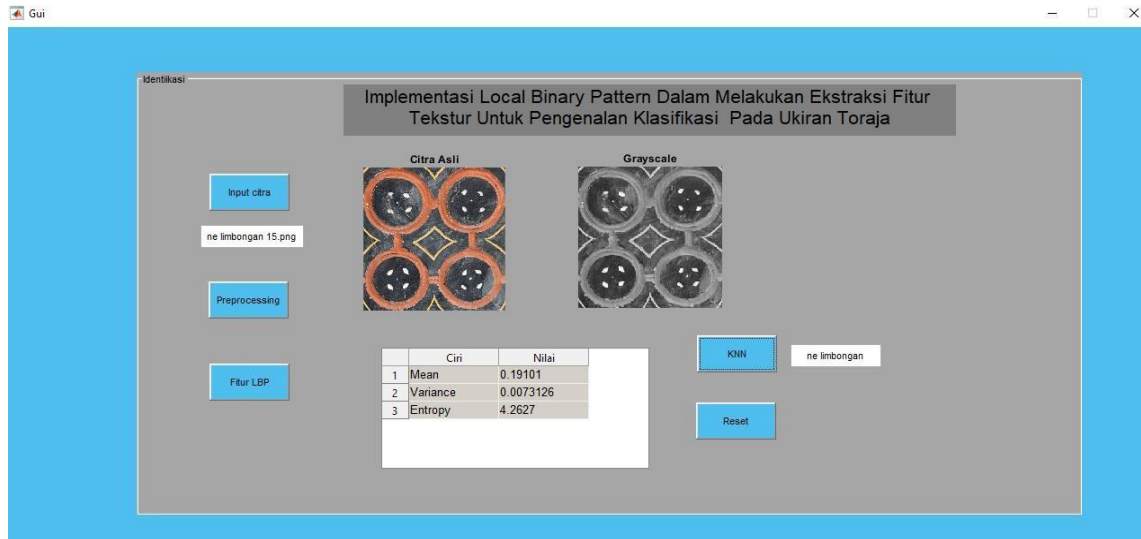
Nama Citra	Kelas	Nilai Ekstraksi Fitur LBP		
		Mean_LB P	Var_LB P	Entropy_LB P
Ne limbongan	1	0.0960	0.0079	4.6022
	2	0.0950	0.0081	4.8505
	--	----	----	----
Pa bulu londong	1	0.0929	0.0085	4.4376
	2	0.0903	0.0090	4.1536
	--	----	----	----
Pa daun paria	1	0.0671	0.0127	4.0969
	2	0.0717	0.0120	4.2780
	--	----	----	----
Pa don bolu	1	0.0834	0.0102	4.5499
	2	0.0994	0.0072	4.3625
	--	----	----	----
Pa doti siluang	1	0.0665	0.0127	4.2660
	2	0.0682	0.0125	4.5158
	--	----	----	----
Pa kapu baka	1	0.0924	0.0086	4.6772
	2	0.0924	0.0086	4.6772
	--	----	----	----
Pa sulan sangbua	1	0.0899	0.0090	4.1069
	2	0.0921	0.0086	4.6578
	--	----	----	----
Pa talinga	1	0.0664	0.0128	4.1293
	2	0.0601	0.0136	3.6872
	--	----	----	----
Pa tangke rapa passura	1	0.0889	0.0092	4.4949
	2	0.0968	0.0077	4.7865
	--	----	----	----
Pa tedong tumuru	1	0.0942	0.0082	4.8650
	2	0.0939	0.0083	4.9456
	--	----	----	----

4) Klasifikasi KNN

Tahapan selanjutnya dilakukan proses klasifikasi pada ukiran Toraja menggunakan klasifikasi KNN dengan metode jarak *manhattan distance* berdasarkan hasil nilai yang telah dilakukan pada ekstraksi ciri LBP.

5) Implementasi Aplikasi

Tahapan selanjutnya adalah contoh tampilan interface GUI yang terdiri beberapa menu contoh sebagai berikut:



Gambar 5. Tampilan Hasil *Interface* GUI

Berdasarkan gambar diatas, merupakan Tampilan citra asli, citra *grayscale*, nilai ekstraksi ciri tekstur LBP, serta menampilkan hasil klasifikasi *K-Nearest Neighbor*.

B. Pembahasan

1. Pengujian

Pengujian dilakukan dengan menggunakan 2 skenario pengujian yaitu 70:30% dan 60:40%. Pengujian diberikan keterangan hasil pengenalan klasifikasi "**Benar**" merupakan hasil pengenalan yang benar atau cocok, sedangkan hasil klasifikasi "**Salah**" diberi warna merah yang merupakan hasil yang pengenalan salah atau tidak cocok.

- 1) Skenario pertama dengan pembagian data 70:30% dari 200 citra menggunakan 140 data latih dan 60 data uji.

Tabel 2. Pengujian *K-Nearest Neighbor* dengan Nilai ($K=2$).

Citra Uji	Kelas Pengenalan	Hasil Pengenalan	Hasil Klasifikasi
Ne limbongan	Ne limbongan	Ne limbongan	Benar
	Ne limbongan	Ne limbongan	Benar
	Ne limbongan	Ne limbongan	Benar
	---	---	---
Pa bulu londong	Pa bulu londong	Pa bulu londong	Benar
	Pa bulu londong	Pa bulu londong	Benar
	Pa bulu londong	Pa bulu londong	Benar
	--	--	---
Pa daun paria	Pa daun paria	Pa daun paria	Benar
	Pa daun paria	Pa daun paria	Benar
	Pa daun paria	Pa daun paria	Benar
	---	---	---
Pa don bolu	Pa don bolu	Pa don bolu	Benar
	Pa don bolu	Pa don bolu	Benar
	Pa don bolu	Pa daun paria	Salah
	--	---	--
Pa doti siluang	Pa doti siluang	Pa doti siluang	Benar
	Pa doti siluang	Pa doti siluang	Benar
	Pa doti siluang	Pa doti siluang	Benar
	---	---	---
Pa kapu baka	Pa kapu baka	Pa kapu baka	Benar
	Pa kapu baka	Pa kapu baka	Benar
	Pa kapu baka	Pa kapu baka	Benar
	---	---	--
Pa sulang sangbua	Pak sulang Sangbua	Pa bulu londong	Salah
	Pak sulang sangbua	Pak sulang sangbua	Benar
	Pak sulang Sangbua	Pak sulang Sangbua	Benar
	---	---	---
Pa talinga	Pa talinga	Pa talinga	Benar
	Pa talinga	Pa bulu londong	Salah
	Pa talinga	Pa sulang sangbua	Salah
	---	---	---
Pa tangke rapa passura	Pa tangke rapa passura	Pa don bolu	Salah
	Pa tangke rapa passura	Pa bulu londong	Salah
	Pa tangke rapa passura	Pa don bolu	Salah
	---	---	---
Pa tedong	Pa tedong tumuru	Pa daun paria	Salah

tumuru	Pa tedong tumuru	Pa tedong tumuru	Salah
	Pa tedong tumuru	Pa tedong tumuru	Benar
	---	---	---

Pada tabel 2, menunjukkan hasil pengujian dengan 60 data ujimenggunakan K=2 dengan hasil akurasi sebesar :

$$\frac{\text{jumlah data benar}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100 = \frac{47}{60} \times 100 = 78.3333\%$$

- 2) Skenario kedua dengan pembagian data 60:40% dari 200 citramenggunakan 120 data latih dan 80 data uji.

Tabel 3. Pengujian *K-Nearest Neighbor* dengan Nilai ($K=2$).

Citra Uji	Kelas Pengenalna	Hasil Pengenalan	Hasil Klasifikasi
Ne limbongan	Ne limbongan	Ne limbongan	Benar
	Ne limbongan	Ne limbongan	Benar
	Ne limbongan	Ne limbongan	Benar
	---	---	---
Pa bulu londong	Pa bulu londong	Pa bulu londong	Benar
	Pa bulu londong	Pa bulu londong	Benar
	Pa bulu londong	Pa bulu londong	Benar
	---	---	---
Pa daun paria	Pa daun paria	Pa daun paria	Benar
	Pa daun paria	Pa daun paria	Benar
	Pa daun paria	Pa daun paria	Benar
	---	---	---
Pa don bolu	Pa don bolu	Pa don bolu	Benar
	Pa don bolu	Pa bulu londong	Salah
	Pa don bolu	Pa don bolu	Benar
	---	---	---
Pa doti siluang	Pa doti siluang	Pa doti siluang	Benar
	Pa doti siluang	Pa doti siluang	Benar
	Pa doti siluang	Pa doti siluang	Benar
	---	---	---
Pa kapu baka	Pa kapu baka	Pa kapu baka	Benar
	Pa kapu baka	Pa kapu baka	Benar
	Pa kapu baka	Pa kapu baka	Benar
	---	---	---
Pa sulang sangbua	Pa sulang sangbua	Pa sulang sangbua	Benar
	Pa sulang sangbua	Ne limbongan	Salah
	Pa sulang sangbua	Pa kapu baka	Salah
	---	---	---
Pa talinga	Pa talinga	Pa sulang sangbua	Salah
	Pa talinga	Pa bulu londong	Salah
	Pa talinga	Pa talinga	Benar
	---	---	---
Pa tangke rapa passura	Pa tangke rapa passura	Ne limbongan	Salah
	Pa tangke rapa passura	Pa bulu londong	Salah
	Pa tangke rapa	Pa don bolu	Salah

Pada tabel 3, menunjukkan hasil pengujian dengan 80 data ujimenggunakan K=2 dengan hasil akurasi sebesar:

$$\frac{\text{jumlah data benar}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100 = \frac{60}{80} \times 100 = 75 \%$$

Berdasarkan pada dua skenario diatas hasil pengenalan pada citrauji menghasilkan akurasi pada beberpa nilai K sebagai berikut:

Tabel 4. Pengujian Nilai K pada KNN

Nilai K	70:30	60:40
1	100 %	100 %
2	78.3333 %	75%
3	68.3333%	70%
4	61.6667 %	68.7500 %
5	65%	66.2500 %
6	60%	61.2500 %
7	55.0000 %	58.7500 %
8	56.6667 %	61.2500 %
9	56.6667 %	62.5000 %
10	55.0000 %	62.5000 %

Berdasarkan tabel pengujian diatas, setelah melakukan pengujian jarak ketetanggaan dengan K=1 sampai dengan K=10 dapat disimpulkan bahwa makin timggi nilai jarak ketetanggaan maka hasil akurasi yang didapatkan akan makin rendah. Haal itu disebabkan semakin tinggi nilai K, semakin banyak titik-titik yang mungkin memiliki label yang berbeda dalam tetangga terdekatnya, sehingga menghasilkan potensi kesalahan prediksi yang lebih tinggi.

2. Hasil Pengujian

Hasil pengujian pengenalan Ukiran Toraja dengan menggunakan KNN ditunjukkan pada tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pengujian KNN

Citra Uji	Hasil Akurasi
Ne limbongan	$\frac{6}{6} \times 100 = 100\%$
Pa bulu londong	$\frac{6}{6} \times 100 = 100\%$
Pa daun paria	$\frac{6}{6} \times 100 = 100\%$
Pa don bulu	$\frac{5}{6} \times 100 = 75\%$
Pa doti siluang	$\frac{6}{6} \times 100 = 100\%$
Pa kapu baka	$\frac{6}{6} \times 100 = 100\%$
Pa sulan sangbua	$\frac{5}{6} \times 100 = 75\%$
Pa talinga	$\frac{2}{6} \times 100 = 37.5\%$
Pa tangke rapa passura	$\frac{0}{6} \times 100 = 0\%$
Pa tedong tumuru	$\frac{5}{6} \times 100 = 62.5\%$

Berdasarkan Tabel pengujian diatas, setelah melakukan pengujian dengan jarak ketetanggaan yaitu $K=2$, maka diperoleh hasil akurasi yaitu jarak KNN dengan data latih 140 dan data uji 60 pada model jarak *Manhattan Distance* menghasilkan tingkat pengenalan yang baik pada ukiran Ne limbongan, Pa bulu londong, pa daun paria, dan Pa doti siluang. Sedangkan ukiran Pa tangke rapa passura tidak menghasilkan pengenalan yang baik.

IV. Kesimpulan dan saran

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa ekstraksi fitur menggunakan metode *Local Binary Pattern* pada citra ukiran Toraja menghasilkan nilai fitur yang signifikan. Hasil ekstraksi fitur ini berperan penting dalam proses identifikasi ukiran. Selanjutnya, hasil klasifikasi menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* dengan jarak *Manhattan distance* menunjukkan bahwa pada skenario pertama, nilai $K=2$ akurasi mencapai 78.3333%. Pada skenario kedua, diperoleh akurasi 75% untuk $K=2$. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa metode yang diterapkan dalam penelitian ini memberikan hasil yang sangat baik.

Berdasarkan kesimpulan yang diperoleh, maka penulis dapat memberikan saran pada penelitian selanjutnya dapat ditingkatkan lagi penelitian menjadi berbasis web atau mobile. Selanjutnya dapat menggunakan dataset dengan jumlah yang lebih banyak atau menggunakan dataset yang berbeda dan mengimplementasikan ekstraksi fitur dan klasifikasi yang lain.

Daftar Pustaka

- [1] Y. Mangolo, Kristanto, and W. Y. Tandirerung, "Ukiran Toraja dan makna teologisnya," *Pros. Semkaristek Semin. Nas. Kepariwisata Berbas. Ris. dan Teknol.*, pp. 168–174, 2018.
- [2] J. Jainuddin, E. Steven Silalong, and A. Syamsuddin, "Eksplorasi Etnomatematika pada Ukiran Toraja," *Delta-Pi J. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 9, no. 2, pp. 31–47, 2020, doi: 10.33387/dpi.v9i2.2273.
- [3] A. S. Anas and A. Rizal, "Deteksi Tepi Dalam Pengolahan Citra Digital," *Semin. Nas. TIK dan Ilmu*

- Sos., vol. 2, no. x, pp. 1–6, 2017.
- [4] M. R. V. Aditya, N. L. Husni, D. A. Pratama, and A. S. Handayani, “Penerapan Sistem Pengolahan Citra Digital Pendeteksi Warna pada Starbot,” *J. Tek.*, vol. 14, no. 02, pp. 185–191, 2020.
 - [5] R. F. Amanullah, A. Pujiyanto, B. T. Pratama, and K. Kusriani, “Deteksi Motif Batik Menggunakan Ekstraksi Tekstur dan Jaringan Syaraf Tiruan,” *CSRID (Computer Sci. Res. Its Dev. Journal)*, vol. 10, no. 2, p. 69, 2021, doi: 10.22303/csrid.10.2.2018.69-79.
 - [6] J. A. Widians, H. S. Pakpahan, E. Budiman, H. Haviluddin, and M. Soleha, “Klasifikasi Jenis Bawang Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Berdasarkan Ekstraksi Fitur Bentuk dan Tekstur,” *J. Rekayasa Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 2, p. 139, 2019, doi: 10.30872/jurti.v3i2.3213.
 - [7] Rahmadwati, E. Yudaningsy, and Subairi, “Implementasi Metode k-Nearest Neighbor pada Pengenalan Pola Tekstur Citra Saliva untuk Deteksi Ovulasi,” *J. EECCIS*, vol. 12, no. 1, pp. 9–14, 2019.
 - [8] N. Wijaya and A. Ridwan, “Klasifikasi Jenis Buah Apel Dengan,” *Sisfokom*, vol. 08, no. 1, pp. 74–78, 2019.
 - [9] L. Leonardo, “Penerapan Metode Filter Gabor Untuk Analisis Fitur Tekstur Citra Pada Kain Songket,” *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 1, no. 2, p. 120, 2020, doi: 10.30865/json.v1i2.1942.
 - [10] E. D. Kurniawan and Mufti, “Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor Dengan Metode Klasifikasi Dan Pengukuran Jarak Manhattan Distance Untuk Prediksi Kelulusan Un Berdasarkan Hasil Nilai Tryout Berbasis Java Desktop Pada Sma Harapan Jaya 2,” *Skanika*, vol. 1, no. 1, pp. 76–81, 2018.
 - [11] F. Bimantoro, A. Aranta, G. S. Nugraha, R. Dwiyanaputra, and A. Y. Husodo, “Pengenalan Pola Tulisan Tangan Aksara Bima menggunakan Ciri Tekstur dan KNN,” *J. Comput. Sci. Informatics Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 60–67, 2021, doi: 10.29303/jcosine.v5i1.387.
 - [12] S. R. Jabir, A. U. Tenripada, M. A. Asis, D. Widyawati, and A. Faradibah, “Pengembangan Solusi Perawatan Kesehatan Terhadap Autism Spectrum Disorder (ASD) Menggunakan Pendekatan Data Analysis,” *Bul. Sist. Inf. dan Teknol. Islam*, vol. 3, no. 2, pp. 157–166, May 2022, doi: 10.33096/busiti.v3i2.1397.
 - [13] J. Wahyudi and I. Maulida, “Pengenalan Pola Citra Kain Tradisional Menggunakan Glcm Dan Knn,” *J. Teknol. Inf. Univ. Lambung Mangkurat*, vol. 4, no. 2, pp. 43–48, 2019, doi: 10.20527/jtiulm.v4i2.37.