

KLASIFIKASI TANAMAN OBAT UNTUK PENYAKIT ASAM URAT DENGAN METODE *LOCAL BINARY PATTERN* (LBP)

Sarah Ashari¹, Iin Ernawati²
Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta
Jl. Rs. Fatmawati, Pondok Labu, Jakarta Selatan, DKI Jakarta, 12450, Indonesia
azharsarah250@gmail.com¹, iinerti@gmail.com²

Abstrak. Tumbuhan yang tumbuh di tanah Indonesia terdapat 9.600 populasi yang dapat berguna untuk mengobati manusia, salah satunya dapat bermanfaat untuk penyakit asam urat. Banyaknya jenis pepohonan yang di mana terkadang memiliki karakteristik yang sama sehingga membuat orang yang membutuhkannya sulit untuk mengidentifikasi dan mengenalinya. Berdasarkan permasalahan yang dijelaskan, oleh karena itu sistem ini dibuat untuk mengidentifikasi tanaman obat yang bermanfaat untuk penyakit asam urat dengan menggunakan algoritma ekstraksi fitur tekstur *Local Binary Pattern* (LBP) dan klasifikasi menggunakan *K-Nearest Neighbor* (K-NN) yang di mana data uji coba dilakukan dengan menggunakan empat skenario. Hasil dari keluaran sistem ini akan menunjukkan daun mana yang merupakan target dari data *testing* yang akan berguna untuk mengobati asam urat. Hasil akhir dari empat skenario terpilih akurasi yang tertinggi yaitu dengan rata-rata akurasi 51,83% dengan nilai K yang digunakan pada algoritma, yaitu K=1, K=3, dan K=5.

Kata Kunci: Tanaman Obat, *Local Binary Pattern* (LBP), *K-Nearest Neighbor* (K-NN).

1. Pendahuluan

Keanekaragaman tumbuh-tumbuhan yang ada di Indonesia sangat beragam dan pemanfaatannya di mana dapat digunakan dibidang kesehatan untuk manusia. Pemanfaatan tumbuh-tumbuhan dan tanaman obat ini sudah dipergunakan sejak jaman dahulu kala dan banyak ilmuwan yang melakukan penelitian yang berhubungan dengan khasiat tanaman obat untuk mengobati penyakit yang ditujukan untuk manusia, salah satunya untuk mengobati penyakit asam urat. Tumbuh-tumbuhan yang dipergunakan daunnya dan sudah diteliti dapat berkhasiat untuk mengobati penyakit asam urat diantaranya, yaitu daun sambung nyawa, daun keji beling, daun belimbing wuluh, daun sirih, daun gandarusa, dan daun pandan.

Beragamnya karakteristik dan bentuk antara daun yang satu dengan yang lainnya dan memiliki kesamaan antar bentuknya, oleh karena itu dipergunakannya pemanfaatan teknologi komputer untuk mempercepat masyarakat dalam mengidentifikasi dan mengenali daun obat untuk penyakit asam urat yang sesuai dengan yang dibutuhkan. Dalam hal ini, metode yang dipergunakan dalam penelitian yaitu algoritma *Local Binary Pattern* (LBP) dan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Algoritma *Local Binary Pattern* (LBP) dipergunakan untuk mengekstraksi fitur tekstur daun tersebut dan selanjutnya dilakukan klasifikasi dengan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Alasannya dipergunakan kedua metode tersebut ialah, karena algoritma *Local Binary Pattern* (LBP) sangat efisien dalam memberikan label pada setiap piksel dan membandingkan antar ketetanggaan dengan mengeluarkan nilai matriks yang baru. Alasan dari penggunaannya algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) adalah karena algoritma ini membandingkan jarak antara data uji dan data latih dari citra yang dimiliki sehingga cukup efisien. Keluaran dari penelitian ini merupakan hasil identifikasi dan informasi atas citra yang diujikan mengenai klasifikasi kelas daun untuk mengobati asam urat dan bukan daun untuk mengobati asam urat berdasarkan fitur ekstraksi tekstur.

2. Landasan Teori

2.1 Tanaman Obat

Tanaman obat di Indonesia memiliki karakteristik dan beranekaragaman bentuk. Jumlah populasi tanaman obat herbal di Indonesia sekitar 9.600 yang dapat dipergunakan khasiatnya untuk mengobati penyakit pada manusia. “Obat tradisional merupakan warisan turun menurun dari nenek moyang yang berakar kuat dalam budaya bangsa, oleh karena itu baik dalam ramuan ataupun dalam penggunaannya sebagai obat tradisional masih berdasarkan pengalaman yang diturunkan dari generasi ke generasi baik secara lisan maupun tulisan”[1].

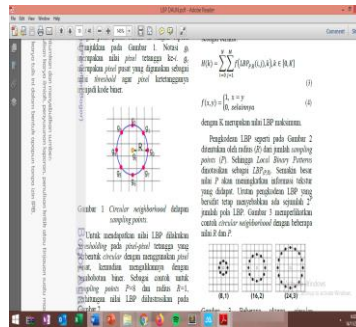
Penggunaan tanaman obat yang bertujuan untuk mengobati penyakit manusia pada umumnya tidak memiliki efek samping yang di mana aman dipergunakan dalam jangka waktu yang panjang. Tanaman obat ini pula dapat mengatasi berbagai keluhan penyakit yang diderita oleh manusia, salah satunya yaitu untuk mengobati penyakit asam urat. Tumbuhan yang daunnya dimanfaatkan untuk mengobati asam urat, yaitu daun sambung nyawa, daun keji beling, daun belimbing wuluh, daun sirih, daun gandarusa, dan daun pandan.

2.2 Local Binary Pattern (LBP)

Local Binary Pattern (LBP) merupakan ekstraksi fitur tekstur yang efisien dalam memberikan pelabelan atas pikselnya dan melakukan *thresholding* terhadap piksel ketetanggannya yang di mana akan menghasilkan nilai piksel ketetanggaan yang baru. Cara kerja dari algoritma *Local Binary Pattern* (LBP), yaitu dengan melakukan masking matriks 3x3 terhadap data citra matriks yang sudah di praproses (dalam penelitian ini tahapan praprosesnya, yaitu *grayscale* dan *resize*). Selanjutnya dilakukan proses *thresholding* dengan membandingkan titik ketetanggaan matriks dengan titik pusat matriks seperti persamaan (1).

$$s(x) = \begin{cases} 0 & \wedge x < 0 \\ 1 & \wedge x \geq 0 \end{cases} \begin{cases} 0 & \wedge x < 0 \\ 1 & \wedge x \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

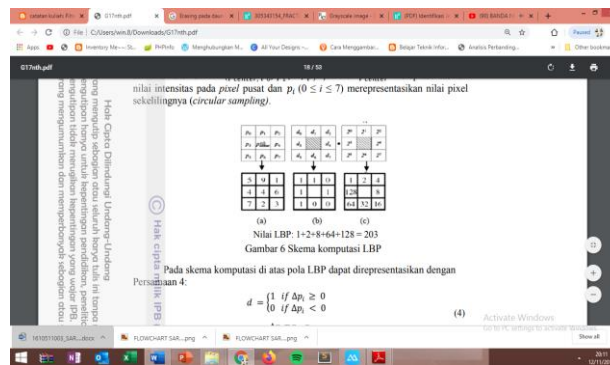
Pada persamaan (1) merupakan proses *thresholding* di mana syarat dari proses ini, yaitu apabila titik pusat matriks lebih besar daripada titik ketetanggaan matriks maka diberi nilai baru 0 pada titik pusat ketetanggaan yang dibandingkan, sedangkan apabila titik ketetanggaan matriks lebih besar daripada titik pusat maka titik ketetanggaan matriks yang dibandingkan tersebut diberi nilai 1. Untuk symbol “s” di sini merupakan “sign” yang melambangkan *thresholding*. Pada penelitian ini menggunakan *radius circular neighbor* (8,1) di mana 8 disimbolkan dengan banyaknya ketetanggannya dan 1 disimbolkan banyaknya titik pusat yang dipergunakan untuk membandingkan matriks ketetanggannya tersebut.



Gambar. 1. Titik R di sini merupakan “radius” atas titik pusat matriks yang dikelilini oleh piksel P . Titik gp merupakan titik pusat sama maksudnya seperti dengan titik R , sedangkan untuk titik gc terdapat nilai $g0$ sampai dengan $g7$ yang merupakan titik ketetanggan atas matriks tersebut. Proses thresholding dilakukan dengan searah jarum jam.

Setelah dilakukan perbandingan dengan menggunakan proses thresholding secara sistematis selanjutnya masuk ke dalam tahapan proses perhitungan dengan menggunakan rumus *Local Binary Pattern* (LBP) proses perhitungan dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan (2) di bawah ini.

$$LBP_{P,R}(x_c, x_y) = \sum_{p=0}^{p-1} (g_p - g_c)^2 \sum_{p=0}^{p-1} (g_p - g_c)^2 \quad (2)$$



Gambar. 2. Titik $p0$ sampai dengan $p1$ merupakan titik ketetanggan dari titik pusat p center. Di dalam contoh gambar di atas proses perhitungan dilakukan dengan searah jarum jam.

2.3 K-Nearest Neighbor (K-NN)

Algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang di mana sistem proses perhitungannya dengan menghitung jarak data uji dan data latih. Prosesnya yaitu dengan mencari kedekatan dengan data latih yang dimiliki terhadap data uji dengan menggunakan nilai K yang telah ditentukan. Dalam penelitian ini menggunakan *K-Nearest Neighbor* dengan rumus *euclidian distance*. Nilai K yang digunakan dalam penelitian ada tiga, yaitu $K=1$, $K=3$, dan $K=5$. “Alasan dipilih dengan k ganjil karena, agar mengurangi kesalahan algoritma jika peluang kemiripannya sama” [2].

Langkah-langkah untuk perhitungan dengan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) diantaranya, yaitu

1. Menentukan nilai bilangan k .

2. Menghitung Euclidean distance untuk setiap parameter terhadap data latih.
Rumus Euclidean distance:

$$de = \sqrt{\sum_{k=1}^m (fd_{i,j} - kj)^2} \quad (3)$$

Keterangan pada persamaan (3):

de: Jarak euclidean

fdi: data latih citra daun

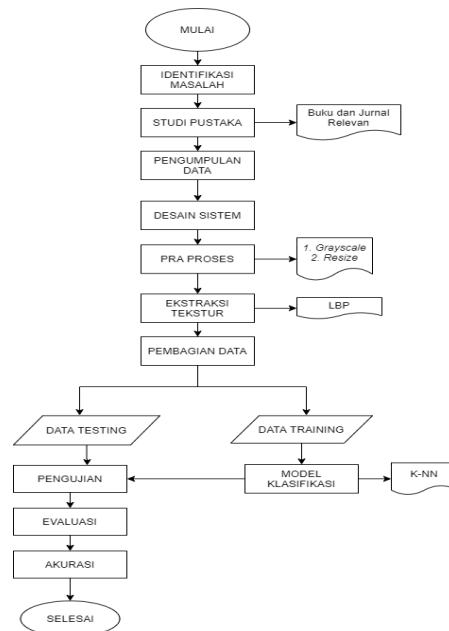
kj: data uji citra daun

m: jumlah data latih

1. Urutkan jarak hasil perhitungan euclidean distance ke dalam ketetanggaan yang terdekat dengan jarak minimum k.
2. Menentukan kategori dari ketetanggaan yang terdekat.
3. Gunakan kategori ketetanggaan terdekat tersebut untuk nilai prediksi data baru.

3. Metodologi Penelitian

3.1 Metode Penelitian



Gambar. 3. Identifikasi jenis tanaman obat asam urat berdasarkan ekstraksi fitur tekstur daun dibuat dengan berdasarkan kerangka pikir di atas.

3.2 Identifikasi Masalah

Tahapan ini adalah untuk mengidentifikasi masalah yang muncul dengan cara menggali permasalahan yang muncul dan membuat suatu solusi yang bertujuan untuk mengatasi masalah yang ada. Berdasarkan pengamatan yang ditemukan bahwa banyak masyarakat yang mengalami kesulitan dalam menemukan daun yang tepat untuk mengobati penyakit asam urat melalui indera penglihatan mata.

3.3 Pengumpulan Data

Pengumpulan data yang dilakukan dengan melakukan observasi secara langsung terhadap citra daun yang di mana daunnya tersebut terdiri atas daun sambung nyawa, daun keji beling, daun belimbing wuluh, daun sirih, daun gandarusa, dan daun pandan. Keseluruhan data diambil dan dipotret langsung dengan menggunakan kamera digital. Tempat melakukan pengambilan foto untuk data set citra di Balitro (Balai Tanaman Rempah dan Obat) Bogor.

3.4 Data Praproses

Pada tahap ini sebelum data diolah menggunakan ekstraksi fitur tekstur *Local Binary Pattern* (LBP) dan diklasifikasikan dengan *K-Nearest Neighbor* (K-NN), data citra terlebih dahulu dilakukan praproses data. Tahapan yang dilakukan dalam praproses data, yaitu dilakukannya *grayscale* dan *resize*. Pada tahap ini sebelum data diolah menggunakan ekstraksi fitur tekstur *Local Binary Pattern* (LBP) dan diklasifikasikan dengan *K-Nearest Neighbor* (K-NN), data citra terlebih dahulu dilakukan praproses data. Tahapan yang dilakukan dalam praproses data, yaitu dilakukannya *grayscale* dan *resize*.

3.5 Pembagian Data

Pada penelitian ini menggunakan empat skenario yang dipergunakan untuk melihat nilai akurasi mana yang menghasilkan keluaran nilai yang baik. Pembagian data latih dan data uji terbagi empat skenario, yaitu

a. Skenario Satu

Penggunaan jumlah data citra yang dipergunakan dalam proses pembagian data *training* dan data *testing*, yaitu 80% untuk data *training* dan 20% untuk data *testing*. Sehingga total jumlah yang dipergunakan untuk data *training* sebanyak 192 data citra sedangkan, untuk menggunakan data *testing* yang dipergunakan sebanyak 48 data citra.

b. Skenario Dua

Penggunaan jumlah data citra yang dipergunakan dalam proses pembagian data *training* dan data *testing*, yaitu 70% untuk data *training* dan 30% untuk data *testing*. Sehingga total jumlah yang dipergunakan untuk data *training* sebanyak 168 data citra sedangkan, untuk menggunakan data *testing* yang dipergunakan sebanyak 72 data citra.

c. Skenario Tiga

Penggunaan jumlah data citra yang dipergunakan dalam proses pembagian data *training* dan data *testing*, yaitu 40% untuk data *training* dan 60% untuk data *testing*. Sehingga total jumlah yang dipergunakan untuk data *training* sebanyak 96 data citra sedangkan, untuk menggunakan data *testing* yang dipergunakan sebanyak 144 data citra.

d. Skenario Empat

Penggunaan jumlah data citra yang dipergunakan dalam proses pembagian data training dan data testing, yaitu 90% untuk data training dan 10% untuk data testing. Sehingga total jumlah yang dipergunakan untuk data training sebanyak 216 data citra sedangkan, untuk menggunakan data testing yang dipergunakan sebanyak 24 data citra.

3.6 Ekstraksi tekstur dan Klasifikasi

Data citra pada tahapan ini akan dibagi menjadi data latih dan data uji, kemudian setelah data citra diubah menjadi citra *grayscale* dilanjutkan ke tahap ekstraksi citra berdasarkan tekstur menggunakan *Local Binary Pattern* (LBP). Nilai dari hasil ekstraksi menggunakan LBP akan direpresentasikan melalui nilai histogram yang di mana nilai histogram akan dipergunakan untuk klasifikasi menggunakan algoritma yang telah ditentukan.

3.7 Proses Histogram

Setelah dilakukannya proses mendapatkan nilai ciri yang baru dari proses perhitungan *Local Binary Pattern* (LBP) selanjutnya masuk kedalam tahapan histogram yang bertujuan untuk mengetahui frekuensi atas intensitas cahaya pada citra tersebut yang di mana hasil nilai normalisasi histogram ini berguna untuk proses klasifikasi dengan menggunakan *K-Nearest Neighbor* (K-NN)

3.8 Evaluasi

Dalam melakukan pengujian dengan data latih dan data uji diperlukan pengujian untuk memperoleh akurasi yang di mana manfaat diperolehnya nilai akurasi untuk melihat seberapa besar keberhasilan sistem yang dibuat dan data yang dimiliki.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Data

Proses pengambilan data dilakukan dengan sistem data *primer* di mana sistem pengambilan data dilakukan secara langsung dengan melakukan observasi dan pengambilan data di Balai Penelitian Tanaman Rempah dan Obat (Balitro) yang beralamat di Jalan Tentara Pelajar No. 3, Kampus Penelitian Pertanian Cimanggu Bogor, 1611 – Jawa Barat. Pengambilan dilakukan dengan menggunakan kamera digital dengan jarak antara lensa dan objek berjarak 10 cm. Background latar belakang citra yang digunakan berwarna putih menggunakan kertas HVS A4 dan dengan bantuan pencahayaan alami dari sinar matahari. Setelah itu, data disimpan dengan menggunakan format JPEG (*.JPG). Jumlah total data citra yang diperoleh sebanyak 240 data citra yang terdiri atas daun tampak depan dan daun tampak belakang.

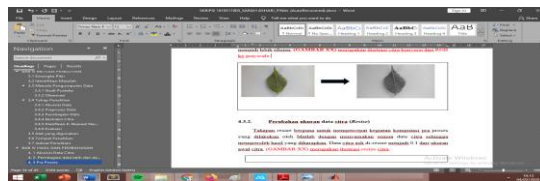
4.2 Praproses

Tahapan pra proses yang dilakukan terhadap data citra daun tanaman obat untuk asam urat, yaitu dengan mengkonversi citra RGB ke *grayscale* setelah itu dilakukan *resize*.

4. 2. 1 Konversi data citra RGB ke Grayscale

Tahapan konversi citra dari RGB ke *grayscale* merupakan tindakan untuk melakukan penyederhanaan terhadap model citra, sehingga proses waktu pra proses menjadi lebih efisien. Persamaan pada pra-proses RGB (*Red, Green, and Blue*) ke dalam *grayscale* menggunakan bobot nilai yang sudah ditentukan oleh NTSC (*National Television System Committee*), yaitu pada persamaan (4).

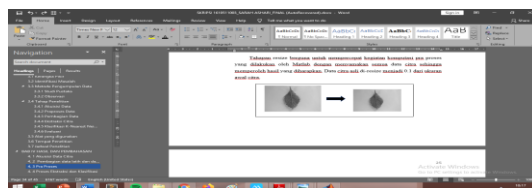
$$Gray = (0, 2989 \times R) + (0, 5870 \times G) + (0, 1140 \times B) \quad (4)$$



Gambar 4. Ilustrasi citra konversi dari RGB ke grayscale

4. 2. 2 Perubahan ukuran data citra (*resize*)

Tahapan *resize* berguna untuk mempercepat kegiatan komputasi pra proses yang dilakukan oleh Matlab dengan menyamakan semua data citra sehingga memperoleh hasil yang diharapkan. Data citra asli di-*resize* menjadi 0.2 dari ukuran citra sebelumnya. Tujuan dari dilakukannya *resize* data citra ialah untuk menyamakan nilai keseluruhan dimensi ukuran data citra yang dimiliki antara baris dan kolomnya. Diilustrasikan seperti gambar di bawah ini sebagai berikut.



Gambar 5. Ilustrasi Pra proses *resize* dari *grayscale*

Tahapan ekstraksi fitur tekstur menggunakan algoritma *Local Binary Pattern* (LBP) di mana data citra yang di ekstraksi merupakan data citra yang telah melewati tahapan pra proses Di bawah ini merupakan contoh ilustrasi dengan citra yang telah ditentukan sebagai data testing, nilai perhitungan algoritma LBP menggunakan ukuran 6 x 6 piksel yang di mana tujuan melakukan *resize* matriks 6 x 6 piksel untuk mempermudah menampilkan ilustrasi agar pembaca memahami maksud dari konsep perhitungan *Local Binary Pattern* (LBP).

Citra daun yang telah melewati tahapan pra proses dan ekstraksi Local Binary Pattern (LBP) gambar (5).

165	176	177	194	204	203
169	180	138	176	203	204
173	176	97	137	203	204
177	173	93	119	202	204
179	185	113	148	205	201
180	190	173	192	206	199

Langkah-langkah dalam perhitungan manual untuk mendapatkan nilai Local Binary Pattern (LBP), yaitu

1. Masking kernel matriks menjadi 3x3 bandingkan nilai titik pusat yang berwarna kuning dengan nilai ketetanggannya.

a. Perhitungan kernel kesatu

165	176	177
169	180	138
173	176	97

b. Perhitungan kernel kedua

176	177	194
180	138	176
176	97	137

c. Perhitungan kernel ketiga

177	194	204
138	176	203
97	137	203

Lakukan proses masking kernel sampai dengan tahapan selesai.

2. Selanjutnya ke tahapan thresholding. Hitung nilai antara titik pusat dengan titik ketetanggan, apabila nilai titik pusat lebih besar daripada titik ketetanggan maka titik ketetanggan tersebut diberi nilai “0” dan apabila nilai ketetanggan lebih besar dari titik pusat diberi nilai “1”. Pada proses *thresholding* 3x3 bandingkan nilai titik pusat yang berwarna kuning dengan symbol “X”, bandingkan dengan nilai ketetanggannya. Rumus seperti persamaan (5) di bawah ini.

$$s(x) = \begin{cases} 0 & \text{jika } x < 0 \\ 1 & \text{jika } x \geq 0 \end{cases} \quad (5)$$

- e. Thresholding kernel kesatu

0	0	0
0	X	0
0	0	0

- f. Thresholding kernel kedua

1	1	1
1	X	1
1	0	0

- g. Thresholding kernel ketiga

1	1	1
0	X	1
0	0	1

Lakukan proses masking kernel sampai dengan tahapan ketetanggan matriks 6 x 6 ini selesai.

3. Setelah melakukan tahapan thresholding urutkan nilai bit searah dengan jarum jam dimulai dari titik pojok kiri atas. Setelah itu, hitung nilai bit dari nilai yang sudah didapatkan tersebut.

2^0	2^1	2^3
2^8	X	2^4
2^7	2^6	2^5

Pada matriks di atas dijelaskan bahwa perhitungan arah kernel dilakukan dengan searah jarum jam, di mana titik awal untuk memulai berada di koordinat matriks (0,0) lalu dilanjutkan searah jarum jam kemudian dilakukan penjumlahan yang sebelumnya harus dikalikan nilai bit.

a. Perhitungan nilai bit kernel pertama

0	0	0
0	X	0
0	0	0

$$=0(20)+0(21)+0(22)+0(23)+0(24)+0(25)+0(26)+0(27) = 0$$

b. Perhitungan nilai bit kernel kedua

1	1	1
1	X	1
1	0	0

$$=1(20)+1(21)+1(22)+0(23)+0(24)+0(25)+1(26)+1(27) = 207$$

c. Perhitungan nilai bit kernel ketiga

1	1	1
0	X	1
0	0	1

$$=1(20)+1(21)+1(22)+1(23)+1(24)+0(25)+0(26)+0(27) = 31$$

4. Tahap akhir ganti nilai titik pusat tersebut dengan nilai LBP baru.

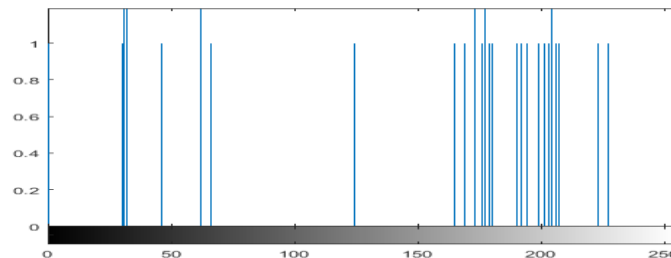
165	176	177	194	204	203
169	0	207	31	62	204
173	66	223	31	30	204
177	227	255	62	46	204

179	32	253	124	32	201
180	190	173	192	206	199

Pada matriks di atas merupakan hasil perhitungan akhir dari ekstraksi fitur tekstur *Local Binary Pattern* (LBP) yang di mana sudah melewati tahapan perbandingan antara gp dan gc, kemudian tahapan thresholding dan yang terakhir perhitungan nilai bit.

4.3 Proses Histogram

Tahapan yang dilakukan setelah melakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan Local Binary Pattern (LBP), yaitu mengeluarkan nilai histogram atas suatu citra. Histogram dalam penelitian ini mewakili nilai intensitas cahaya dari 0 hingga 255 atas banyaknya intensitas dari suatu objek.



Gambar 6. Histogram citra

Pada gambar (6) penjelasan pada gambar atas nilai berada pada garis vertical yaitu menjelaskan intensitas cahaya 0 sampai 255, sedangkan pada garis horizontal menjelaskan atas banyaknya intensitas cahaya dari suatu objek citra. Setelah itu dilakukan normalisasi histogram dengan menggunakan rumus pada persamaan (6).

$$\text{Histogram} = \frac{ni}{N} \quad (6)$$

Penjelasan mengenai persamaan (6), yaitu di mana ni diartikan dengan menerangkan jumlah piksel yang memiliki derajat keabuan dan N diartikan sebagai jumlah keseluruhan piksel di citra yang terdiri atas dimensi panjang dan lebar atas citra itu sendiri.

4.4 Klasifikasi K-Nearest Neighbor (K-NN)

Setelah dilakukan proses ekstraksi dengan Local Binary Pattern (LBP) dan menghasilkan nilai histogram dari setiap citra selanjutnya dilakukan tahap klasifikasi dengan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN).

Tahapan yang dilakukan dengan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN):

1. Menentukan nilai K yang digunakan, sehingga pada penelitian ini nilai parameter K yang digunakan yaitu 1, 3, dan 5. Alasan penggunaan nilai K ganjil karena, pada penelitian terdahulu nilai K dengan angka ganjil

menghasilkan tingkat akurasi yang baik. Dalam ilustrasi laporan ini menggunakan proses KNN dengan K yaitu 1.

2. Melakukan perhitungan dengan rumus *euclidean distance* antara data latih dan data uji.
3. Setelah itu, hasil diurutkan berdasarkan dengan nilai ketetangaan terdekat atas parameter K yang telah ditentukan.

Table 1. Ilustasi Perhitungan Manual KNN

No data	Ciri 1	Ciri 2	Ciri 3	Perhitungan Jarak	Hasil
1	0.024 6	0.002 6	0.002 5	$\sqrt{(0.0410 - 0.0246)^2 + (0.0041 - 0.0026)^2 + (0.0044 - 0.0025)^2}$	0.0163 0
1	0.022 3	0.002 4	0.002 4	$\frac{\sqrt{(0.0410 - 0.0223)^2 + (0.0041 - 0.00024)^2 + (0.0044 - 0.0024)^2}}{\sqrt{(0.0410 - 0.0223)^2 + (0.0041 - 0.00024)^2 + (0.0044 - 0.0024)^2}}$	0.0591 3
...
16	0.027 4	0.003 0	0.003 1	$\frac{\sqrt{(0.0410 - 0.0274)^2 + (0.0041 - 0.0031)^2 + (0.0044 - 0.0031)^2}}{\sqrt{(0.0410 - 0.0274)^2 + (0.0041 - 0.0031)^2 + (0.0044 - 0.0031)^2}}$	0.0137 0
16	0.025 7	0.002 7	0.002 8	$\frac{\sqrt{(0.0410 - 0.0257)^2 + (0.0041 - 0.002)^2 + (0.0044 - 0.0028)^2}}{\sqrt{(0.0410 - 0.0257)^2 + (0.0041 - 0.002)^2 + (0.0044 - 0.0028)^2}}$	0.0154 4

Pada tabel (1) merupakan ilustrasi proses perhitungan K-Nearest Neighbor pada tabel ciri 1, ciri 2, dan ciri 3 merupakan nilai ciri dari nilai data training yang akan di masukkan kedalam rumus Euclidean distance. Di mana nilai masing-masing ciri data training akan dikurangi dengan nilai dari masing-masing ciri data testing.

Table 2. Nilai Ciri Data Testing

Ditanyakan Citra testing 03B-DSCF4133.JPG	
Ciri 1	0.0410
Ciri 2	0.0041
Ciri 3	0.0044

Berdasarkan pada tabel (2) di atas merupakan nilai ciri dari data testing 03B-DSCF4133.JPG yang dipergunakan untuk menguji data training.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan dengan penelitian yang telah dibuat menggunakan data citra daun tanaman obat untuk penyakit asam urat dapat dijelaskan pada penarikan kesimpulan sebagai berikut:

1. Penelitian yang telah dilakukan menggunakan data citra penggunaan data yang digunakan dalam rentang 200 sampai dengan 240 data citra. Algoritma yang dipakai untuk klasifikasi adalah algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dan diekstraksi fitur tekstur dengan menggunakan algoritma *Local Binary Pattern* (LBP).
2. Hasil terbaik yang dikeluarkan berdasarkan empat skenario yang telah dilakukan yaitu dengan menggunakan pembagian data 90% untuk data latih dan 10% untuk data uji di mana menghasilkan rata-rata akurasi 51,83% dengan nilai K yang digunakan K=1 dan K=3.
3. Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dan *Local Binary Pattern* (LBP) dengan menggunakan data set citra daun tanaman obat untuk penyakit asam urat belum optimal dikarenakan tidak adanya induksi metode algoritma yang dapat memungkinkan menunjang hasil yang lebih optimal.

5.2 Saran

Berdasarkan dengan penelitian yang telah dibuat menggunakan data citra daun tanaman obat untuk penyakit asam urat dapat dijelaskan pada penarikan kesimpulan sebagai berikut:

1. Penulis memberi saran untuk melakukan induksi terhadap metode ekstraksi lainnya akan tetapi tetap menggunakan metode klasifikasi, sehingga diharapkan adanya induksi ini dapat meningkatkan hasil akurasi lebih optimal.
2. Melakukan ekstraksi fitur dengan pilihan lainnya, seperti warna daun, bentuk daun, dan tulang daun.

Referensi

- [1] Mabel, Yuliana., Herny Simbala, dan Roni Koneri. 2016. *Identifikasi Dan Pemanfaatan Tumbuhan Obat Suku Dani Di Kabupaten Jayawijaya Papua*. Jurnal MIPA UNSRAT ONLINE 5 (2), 103-107.
- [2] Sari, Ida Ayu Dian Purnama., Bambang Hidayat, dan Unang Sunarya. 2015. *Pengenalan Aksara Bali Dengan Metode Local Binary Pattern*. e-Proceeding of Engineering 2 (2).