

## Klasifikasi Scabies di Kulit Hewan Menggunakan *Uniform Local Binary Pattern* Pada Citra Digital

Annisa Suciati Salsabila<sup>1</sup>, Febryanti Sthevanie, S.T., M.T.<sup>2</sup> Kurniawan Nur Ramadhani, S.T., M.T.<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

<sup>4</sup>Divisi Digital Service PT Telekomunikasi Indonesia

<sup>1</sup>annisasuciati@students.telkomuniversity.ac.id, <sup>2</sup>shevanie@telkomuniversity.ac.id,

<sup>3</sup>kurniawanr@telkomuniversity.ac.id

---

### Abstrak

Scabies adalah penyakit yang disebabkan oleh tungau *Sarcoptes Scabiei* dan dapat menyerang manusia maupun binatang. Pada hewan, penyakit ini dikenali dengan kulit yang berkerak (*crusting*) pada area telinga, hidung, dan kaki, namun jika penyakit ini tidak segera ditangani maka tungau akan menyebar ke seluruh tubuh hewan tersebut dan bahkan dapat menyebabkan kematian.

Pengolahan citra atau *image processing* sudah banyak dilakukan untuk pengklasifikasian penyakit pada manusia maupun tanaman, namun masih sedikit yang melibatkan penyakit scabies pada hewan, sehingga pada tugas akhir ini penulis membangun sistem yang dapat mengklasifikasikan citra kulit hewan menjadi dua kelas yaitu hewan dengan penyakit scabies, dan hewan dengan penyakit kulit lain.

Metode ekstraksi ciri *Uniform Local Binary Pattern* telah banyak terbukti dapat mengoptimalkan hasil ekstraksi ciri dan meminimalkan waktu pengerjaan proses ekstraksi ciri, sehingga sistem dibangun dengan mengolah dataset menggunakan metode *Uniform Local Binary Pattern* dan metode klasifikasi *Random Forest* sehingga kinerja sistem mencapai akurasi sebesar 52%

**Kata kunci :** citra, scabies, uniform local binary pattern, random forest

---

### Abstract

Scabies is a disease caused by *Sarcoptes Scabiei* mites and can infect humans and also animals. For animal this disease can be recognized by crusting skin in the ear, nose, and foot area, but if scabies is not treated immediately then mites will spread throughout the animal's body and can even cause death.

Image processing has been done for many classification of disease in human and plants. But there are still few that involve scabies in animal, so in this final project the author build a system that can classify animal image into two classes, namely animal with scabies, and animal with other skin disease.

The Uniform Local Binary Pattern feature extraction method has been proven to optimize the feature extraction results and the processing time for the feature extraction process, so that the system is built by processing the dataset using the Uniform Local Binary Pattern method and the Random Forest classification method so that the system performance reaches an accuracy of 52%

**Keywords:** image, scabies, uniform local binary pattern, random forest

---

## 1. Pendahuluan

### 1.1. Latar Belakang

Penyakit kulit pada hewan dapat disebabkan oleh berbagai macam faktor salah satunya adalah tungau yang menginfestasi pada kulit hewan. Tungau menyerang dengan menginfestasi kulit inangnya sehingga menyebabkan gatal, kerontokan rambut, dan kerusakan pada kulit. Penyakit ini dapat menyerang banyak jenis hewan seperti kambing, babi, sapi, kuda, bahkan hewan rumahan seperti anjing, kucing, dan kelinci. Jika penyakit kulit pada hewan tidak langsung ditangani maka proses infeksi akan tersebar ke seluruh tubuh hingga dapat menyebabkan kematian pada hewan. Salah satu penyakit kulit yang sering menimbulkan masalah kesehatan pada hewan adalah scabies [1].

Scabies pada hewan adalah infeksi tungau *Sarcoptes Scabies* pada kulit yang mengakibatkan gatal-gatal, kulit mengeropeng, bulu rontok di daerah terinfeksi dan pada stadium lanjut kulit bisa menebal dan berlipat-lipat [2]. Penyakit scabies membuat hewan mengalami penurunan badan, sehingga akan berdampak bagi kualitas daging hewan tersebut. Kerusakan pada kulit hewan akan menyebabkan turunnya kualitas kulit dari hewan tersebut. Hal ini dapat menyebabkan kerugian ekonomis jika scabies menyerang hewan peternakan seperti sapi, kambing, dan babi. Namun, scabies juga dapat menyerang hewan-hewan rumahan seperti anjing, kucing, dan kelinci sehingga dapat membahayakan kesehatan manusia karena penyakit ini bisa ditularkan oleh hewan ke manusia.

Dengan semakin berkembangnya jaman, semakin banyak penggunaan teknologi yang dimanfaatkan untuk melakukan penelitian di berbagai bidang. Namun, masih sedikit pemanfaatan teknologi yang digunakan untuk mengatasi masalah scabies pada hewan. Pengolahan citra digital dapat digunakan untuk membantu proses klasifikasi penyakit scabies ini, dikarenakan ciri yang khas dari penyakit ini adalah kulit yang berkerak di tubuh hewan, maka sistem dapat dibangun dengan mengambil informasi dari citra kulit hewan dan akan mengklasifikasikannya menjadi salah satu dari dua kelas yaitu : scabies, dan penyakit kulit lain. Melihat masih sedikitnya penelitian yang merujuk pada penyakit scabies pada hewan di bidang pengolahan citra digital, penulis berharap penelitian ini dapat membantu lebih banyak penelitian di bidang scabies ke depannya.

### 1.2. Topik dan Batasannya

Rumusan masalah pada Tugas Akhir penulis ini adalah bagaimana membuat suatu sistem yang dapat mengklasifikasikan citra kulit hewan menjadi dua kelas : kulit dengan penyakit scabies, dan kulit dengan penyakit lain.

Batasan masalah pada Tugas Akhir ini adalah :

- Proses pemotongan bagian luka pada citra kulit dilakukan di luar sistem.
- Penyakit lain yang di klasifikasikan adalah penyakit kulit demodex
- Hewan yang digunakan pada penelitian ini adalah kucing, anjing, kelinci, kambing dan sapi

### 1.3. Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai oleh penulis pada Tugas Akhir ini adalah untuk membangun sistem yang dapat mengklasifikasikan citra kulit hewan dengan menggunakan metode *Uniform Local Binary Pattern* dan *Random Forest* serta menguji kinerja dari sistem tersebut.

### 1.4. Organisasi Tulisan

Bab 2 pada jurnal Tugas Akhir ini akan membahas studi terkait yang berhubungan dengan Tugas Akhir. Perancangan sistem yang dibangun akan dibahas pada Bab 3. Bab 4 akan menjelaskan hasil dari sistem yang dibangun. Kesimpulan dari Tugas Akhir ini akan dibahas pada Bab 5.

## 2. Studi Terkait

Untuk mendapatkan vektor ciri dari sebuah citra, diperlukan proses ekstraksi ciri pada citra untuk menghasilkan vektor ciri dari citra tersebut sehingga dapat dilakukan proses klasifikasi berdasarkan vektor ciri yang didapatkan. Terdapat berbagai macam metode untuk melakukan proses ekstraksi ciri pada citra. Pada tahun 2015 dilakukan penelitian untuk pengenalan sirosis pada gambar ultrasound dari hati manusia [4]. Dari sekian percobaan yang dilakukan pada penelitian ini, didapatkan hasil terbaik dengan menggunakan ekstraksi fitur

ULBP dan SVM dengan akurasi sebesar 86.25%. Pada tahun 2018 [5] dilakukan penelitian untuk mengekstrak key frame yang digunakan pada aplikasi untuk manajemen video. Pada penelitian ini didapat hasil terbaik dengan menggunakan ULBP untuk mengekstrak key frame. Pada penelitian ini juga di katakan bahwa ULBP memberikan presentase terdeteksi yang tinggi dan menjanjikan.

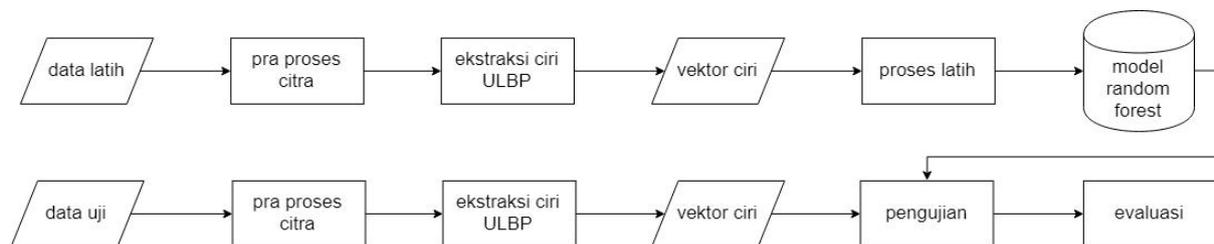
Sebelum dilakukan proses ekstraksi ciri pada citra, lebih baiknya dilakukan preproses pada citra. Preproses ini dilakukan untuk meningkatkan kualitas pada citra, sehingga dapat memudahkan sistem dalam melakukan proses ekstraksi ciri. Preproses yang banyak diterapkan pada citra diantaranya adalah *Sharpening* dan *Clahe*. Pada tahun 2019 Helmi Ani Siregar melakukan penelitian terhadap proses *sharpening* untuk meningkatkan kualitas dari gambar cctv [6]. Pada penelitian ini dibuktikan bahwa proses *sharpening* dapat membuat citra menjadi lebih cerah dan mengurangi noise yang ada pada citra.

Rajesh kumar Rai beserta rekan-rekannya melakukan segmentasi pada citra bawah laut dengan mengimplementasikan CLAHE pada citra sebelum melakukan segmentasi [7]. Terbukti hasil dari CLAHE pada pre proses citra tidak hanya meningkatkan kontras tetapi juga menyamakan histogram citra secara efisien.

Terdapat berbagai metode untuk proses klasifikasi citra, diantaranya adalah metode Random Forest. Proses klasifikasi ini digunakan untuk mengklasifikasikan sebuah citra ke dalam sebuah kelas, dimana pada penelitian ini akan dilakukan terhadap dua kelas, yaitu : penyakit scabies, dan penyakit kulit lain. M.Pal melakukan proses klasifikasi remote sensing dengan menggunakan metode klasifikasi Random Forest [8]. Pada penelitian ini dilakukan perbandingan hasil akurasi dengan metode klasifikasi random forest dan svm. Hasil dari penelitian in menunjukkan bahwa nilai akurasi dengan metode klasifikasi random forest lebih tinggi dibandingkan dengan metode SVM. Klasifikasi Random Forest juga menyediakan kepentingan relatif dari berbagai fitur selama proses klasifikasi, yang dapat berguna dalam pemilihan fitur [8].

### 3. Sistem yang Dibangun

Sistem yang akan dibangun pada penelitian ini akan terbagi menjadi dua proses, yaitu pelatihan dan pengujian. Proses pertama yaitu melakukan pelatihan terhadap dataset dengan melakukan ekstraksi fitur dan klasifikasi untuk mendapatkan model pelatihan. Model pelatihan ini akan digunakan pada proses kedua untuk melakukan klasifikasi pada dataset yang digunakan pada proses pengujian.



Gambar 1. Alur perancangan sistem

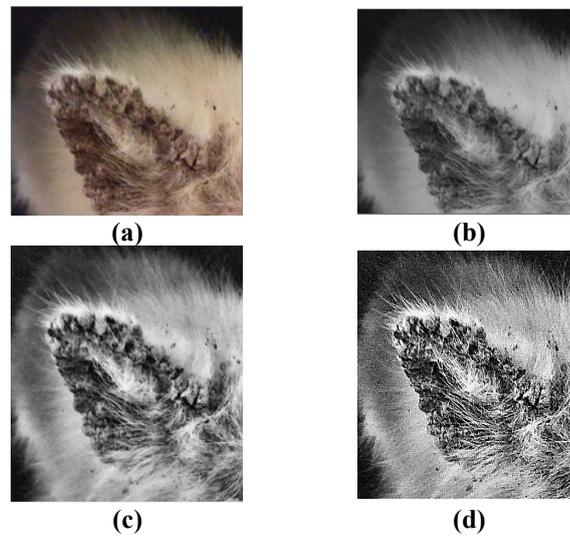
#### 3.1. Dataset

Dataset yang digunakan pada Tugas Akhir ini berjumlah 230 citra , dengan citra scabies berjumlah 103, dan citra penyakit kulit lain berjumlah 127. Citra-citra yang digunakan didapatkan penulis dari internet maupun data pribadi penulis. Citra yang diolah di sistem adalah citra yang menunjukkan bagian luka dari hewan, dimana proses pemotongan bagian luka dari citra sebenarnya dilakukan oleh penulis sendiri. Data-data yang digunakan sudah dievaluasi oleh Dokter Hewan Lela Nurlaela, sehingga citra yang digunakan benar merupakan hewan dengan penyakit scabies, dan penyakit kulit lain.



Gambar 2. (a) citra kulit dengan penyakit kulit lain (demodex) ; (b) citra kulit dengan penyakit scabies

### 3.2. Preproses Citra

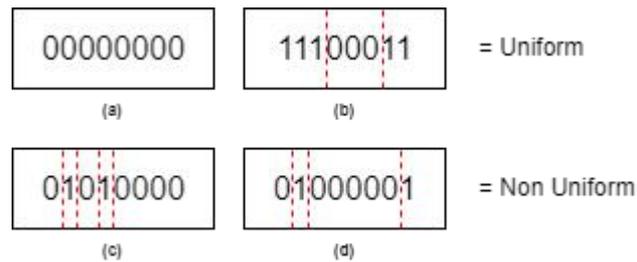


**Gambar 3. (a) citra dengan model warna RGB ; (b) Citra diubah menjadi *grayscale* ; (c) meningkatkan kontras dengan CLAHE ; (d) menghilangkan noise dengan *sharpening***

Pada proses ini dilakukan perubahan model warna dataset yang sebelumnya RGB menjadi model warna *Grayscale*. Hal ini dilakukan agar preproses selanjutnya maupun proses ekstraksi fitur dan klasifikasi dapat dilakukan pada sistem. Setelah citra sudah menjadi citra dengan model warna *grayscale*, maka Pre proses yang dilakukan selanjutnya adalah dengan menerapkan proses CLAHE pada citra, yang berfungsi untuk meningkatkan kontras pada citra. Peningkatan kontras ini dilakukan agar dapat mempermudah membedakan bagian luka dan bagian kulit dari hewan. Proses selanjutnya adalah melakukan proses *sharpening* pada citra. Hal ini dilakukan karena dataset tidak seluruhnya didapat dengan metode yang sama, sehingga terdapat dataset yang memiliki tingkat *noise* yang tinggi. Untuk mengurangi *noise* yang ada pada citra, maka dilakukan proses *sharpening*. Hasil dari proses *sharpening* ini nantinya akan membantu dalam proses klasifikasi.

### 3.2. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri dilakukan untuk mengekstrak bagian bagian unik yang ada pada citra untuk mengambil informasi yang nantinya akan diolah di proses selanjutnya. Ekstraksi ciri yang digunakan dapat dilakukan dengan memanfaatkan fitur warna, fitur tekstur, fitur bentuk, dan masih banyak lagi fitur-fitur lainnya pada citra yang dapat dimanfaatkan. Fitur warna cocok untuk digunakan jika citra yang diproses hanya terdiri dari warna-warna yang solid, namun jika citra terdiri dari tekstur-tekstur lain seperti tekstur bintik, ataupun tekstur bergaris maka fitur warna tidak dapat dengan akurat mendeteksi objek pada gambar [3]. Karena pada tugas akhir ini akan dilakukan penelitian terhadap kulit hewan yang mempunyai ragam tekstur, maka pada tugas akhir ini dilakukan penggunaan fitur tekstur untuk proses ekstraksi cinya. Proses ekstraksi fitur pada tugas akhir ini dilakukan dengan menggunakan Uniform Local Binary Pattern (ULBP). ULBP sendiri adalah perluasan dari metode LBP dengan menggunakan nilai radius yang berbeda-beda [4]. Descriptor LBP dikatakan *uniform* jika dan hanya jika paling banyak dua kali transisi *bitwise* antara 0 dan 1 dari fitur biner yang ada [9]. Sebagai contoh pada gambar :



Gambar 4. (a) 0 iterasi ; (b) 2 iterasi ; (c) 4 iterasi ; (d) 3 iterasi

Operator perhitungan ULBP [10] adalah :

$$LBP_{P,R}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) \\ P + 1 \end{cases} \quad \text{jika } U(LBP_{P,r}) \leq 2 \quad (1)$$

Dimana

$$U(LBP_{P,r}) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{P-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (2)$$

Hasil proses ULBP ini akan menghasilkan P+1 pola uniform dan akan memberikan label unik untuk setiap polanya menyesuaikan dengan banyak bit '1' pada pola. Sedangkan pola non-uniform akan dikelompokkan tersendiri.

### 3.3. Klasifikasi

Untuk menentukan kelas dari setiap citra dilakukan klasifikasi terhadap citra dengan memperhitungkan hasil ekstraksi ciri terhadap ciri dari kelas yang ada. Pada tugas akhir ini proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan metode *Random Forest*. Metode klasifikasi *Random Forest* (RF) adalah metode yang berisi kumpulan pohon *classifier* yang terstruktur dimana setiap pohon memberikan vote terhadap kelas pada setiap variabel prediksi [11]. Metode RF terbukti memprediksi akurasi lebih baik dibandingkan regresi logistic [3]. Penerapan algoritma dapat dilakukan dengan menggunakan algoritma dibawah ini :

---

#### Algoritma 1. Random Forest

---

**Input :** Vektor Ciri

**Output :** Klasifikasi Citra

1. Pilih titik data K acak dari set pelatihan
  2. Bangun pohon keputusan yang terkait dengan titik data yang dipilih (Subset).
  3. Pilih angka N untuk pohon keputusan yang ingin Anda bangun.
  4. Ulangi Langkah 1 & 2.
  5. Untuk poin data baru, temukan prediksi dari setiap pohon keputusan, dan tetapkan poin data baru ke kategori yang memenangkan suara terbanyak.
- 

## 4. Evaluasi

### 4.1. Pisah Data Latih dan Data Uji

Pada pengerjaan tugas akhir ini dilakukan pembagian dataset dengan perbandingan data latih dan data uji adalah 6:4. Data latih terdiri dari 137 Citra yang terdiri dari 61 citra scabies, dan 76 citra penyakit kulit lain. Data uji terdiri dari 93, dengan citra scabies sebanyak 42 dan citra penyakit kulit lain sebanyak 51.

### 4.2. Mengukur Kinerja Sistem

Kinerja sistem yang dibangun akan diukur dengan menggunakan *confusion matrix* untuk melihat seberapa akuratnya hasil prediksi yang dihasilkan oleh sistem. Berikut adalah tabel dari confusion matrix yang menunjukkan kinerja dari sistem yang dibangun.

Tabel 1. *confusion matrix*

	Kelas sebenarnya
--	------------------

		Scabies	Lain
Kelas prediksi	Scabies	SL	SL
	Lain	LS	LL

Tabel diatas menunjukkan berbagai kombinasi dari kelas data dengan kelas prediksi yang dihasilkan oleh sistem. SS menunjukkan data scabies yang benar diprediksi sebagai scabies. SL menunjukkan data scabies yang terprediksi sebagai penyakit kulit lain. LS adalah data penyakit kulit lain yang terprediksi sebagai scabies. LL adalah data penyakit kulit lain yang benar terprediksi sebagai penyakit kulit lain. Dari data yang sesuai dengan tabel 1, diukur nilai kinerja dari sistem ini dengan menggunakan *performance metrics* yaitu *Recall*, *Precision*, *F-Score*, dan *Accuracy*.

#### 4.1. Skenario Pelatihan

Pelatihan pada tugas akhir ini dilakukan dengan menggunakan metode validasi *stratified K-fold classification*. Dimana metode ini akan berfungsi untuk memvalidasi hasil akurasi yang didapatkan. Pada tugas akhir ini digunakan nilai k yaitu 10, sehingga proses validasi akan membagi data menjadi 10 bagian dimana 9 bagian menjadi training dan 1 data menjadi validasi. Pelatihan pada tugas akhir ini dilakukan dengan mengikuti skenario berikut ini :

##### 4.1.1. Pelatihan parameter pada metode ULBP

Scenario pelatihan ini akan dilakukan dengan mencoba berbagai parameter P (Point) dan r (radius) di dalam metode ULBP . Proses ini dilakukan untuk mencari nilai p dan r yang dapat memaksimalkan hasil akurasi dari sistem yang dibuat. Parameter  $P \in \{4,8,16\}$  dan  $R \in \{1,2,3,4,5\}$ . Akurasi pada proses ini didapatkan dengan menggunakan klasifikasi *Random Forest*. Berikut hasil dari percobaan beberapa parameter p dan r pada proses ULBP :

**Tabel 2. Hasil pelatihan parameter ULBP**

P	R	Stratified K-Fold dengan data latih			
		Akurasi	Precision	Recall	F1Score
4	1	55%	50%	50%	50%
4	2	54%	60%	61%	60%
8	1	56%	52%	52%	52%
8	4	56%	51%	53%	51%
<b>16</b>	<b>1</b>	<b>58%</b>	<b>53%</b>	<b>54%</b>	<b>53%</b>
16	5	57%	63%	63%	63%

Dari hasil diatas didapatkan bahwa parameter p dan r yang dapat menghasilkan akurasi maksimal adalah 16 dan 1. Nilai parameter ini akan digunakan pada proses pelatihan berikutnya.

##### 4.1.2. Pelatihan pada berbagai preproses

Scenario pada pelatihan ini dilakukan untuk membandingkan hasil akurasi berdasarkan preproses yang digunakan sebelum citra di klasifikasikan. Scenario ini terbagi menjadi 5 pelatihan yaitu :

- Pelatihan tanpa dilakukan preproses
- Pelatihan dengan preproses Sharpening
- Pelatihan dengan preproses Clahe
- Pelatihan dengan preproses Sharpening kemudian Clahe
- Pelatihan dengan preproses Clahe kemudian Sharpening

Hasil dari pelatihan pada scenario ini dapat dilihat pada tabel 3.

**Tabel 3. Hasil pelatihan pada berbagai preproses**

Preproses	Stratified K-Fold dengan data latih dan ULBP(16,1)			
	Akurasi	Precision	Recall	F1Score
Tanpa preproses	58%	53%	54%	53%

Sharpening	56%	62%	62%	62%
Clahe	54%	55%	54%	54%
<b>Clahe + Sharpening</b>	<b>62%</b>	<b>53%</b>	<b>52%</b>	<b>52%</b>
Sharpening + Clahe	55%	60%	59%	61%

Dari hasil yang diperoleh, dapat ditentukan bahwa preproses Clahe kemudian Sharpening menghasilkan nilai akurasi tertinggi.

#### 4.1.3. Pemilihan *hyperparameter* untuk Random Forest

Pemilihan *hyperparameter* untuk *random forest* dilakukan untuk menentukan parameter terbaik pada *random forest* untuk menghasilkan akurasi yang maksimal. Proses ini dilakukan dengan menggunakan proses *Exhaustive Grid Search* yang akan mencoba setiap kombinasi *hyperparameter* yang diinginkan. Hasil dari proses ini adalah *max\_depth* bernilai 15, *min\_samples\_leaf* bernilai 2, *min\_samples\_split* bernilai 2, *n\_estimators* bernilai 300, dan *bootstrap* bernilai True. Hasil dari proses klasifikasi dengan *random forest* menggunakan *hyperparameter* ini dapat dilihat pada tabel 4.

**Tabel 4. Hasil pemilihan *hyperparameter* untuk Random Forest**

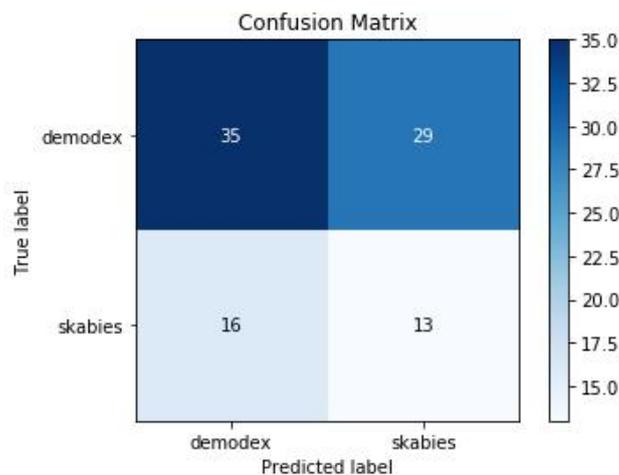
Preproses	Metode	<i>Stratified K-Fold</i> dengan data latih			
		Akurasi	Precision	Recall	F1Score
Clahe + Sharpening	ULBP (16,1)	62%	60%	60%	60%

#### 4.1.4. Pengujian ke data uji

Setelah preproses sharpening dan clahe diterapkan pada model dengan fitur histogram ULBP dengan  $p = 16$  dan  $r = 1$  yang telah melakukan proses klasifikasi dengan pengaturan *hyperparameter* pada *random forest*, maka selanjutnya model tersebut akan diterapkan pada data uji.

## 4.2. Pengujian

Pengujian yang dilakukan pada data uji sebanyak 93 terhadap model latih yang dihasilkan pada proses validasi. *Confusion matrix* dari hasil pada proses pengujian ini adalah sebagai berikut :



**Gambar 5. Confusion matrix**

Dari *confusion matrix* diatas, dihasilkan kinerja sistem yaitu :

**Tabel 5. Kinerja Sistem**

	Precision	Recall	F1Score	Jumlah Data
Scabies	45%	31%	37%	42

Lain	55%	31%	37%	51
Akurasi			52%	93
Weighted avg	50%	52%	50%	93

Nilai weighted avg adalah nilai rata-rata untuk setiap kelas pada nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Melihat tabel 5 maka sistem yang dibangun memiliki kinerja terbaik dengan nilai akurasi yaitu 52% , nilai *precision* 50% nilai *recall* 52% , dan nilai *F1-score* adalah 50%

### 4.3. Analisis Hasil Pelatihan dan Pengujian

#### 4.3.1. Analisis Hasil Pelatihan Parameter Pada Metode ULBP

Pada tabel 2 dilihat hasil dari berbagai parameter p dan r yang diujikan pada data latih, dan menghasilkan akurasi terbaik pada p = 16 dan r = 1 yaitu 58%. Nilai p dan r berfungsi untuk menentukan banyaknya point dan jarak antar point yang diolah saat proses ULBP, sehingga akan mempengaruhi hasil akurasi dari sistem. Parameter ini kemudian dipilih karena dari hasil penelitian ini menunjukkan bahwa dengan 16 point sampel yang ber-radius satu membuat operator ULBP dapat mengekstrak ciri dari citra lebih baik dibandingkan dengan parameter pelatihan lainnya.

#### 4.3.2. Analisis Hasil Pelatihan Pada Berbagai Preproses

Pada tabel 3 dapat dilihat hasil dari diterapkannya berbagai preproses pada dataset sebelum dataset dimasukkan ke dalam model latih. Tanpa preproses apapun sistem menghasilkan nilai akurasi sebesar 58% . Dengan preproses *Sharpening* dan CLAHE sistem menghasilkan nilai akurasi masing-masing adalah 56% dan 54% . Data pada tabel 3 menunjukkan bahwa dilakukannya proses CLAHE yang dilanjutkan dengan preproses *Sharpening* menghasilkan nilai akurasi untuk model training yang terbaik yaitu 62%. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa ketika kontras pada area-area di citra diperbaiki sehingga menghasilkan citra dengan kualitas kontras yang lebih baik, dan kemudian dilanjutkan dengan proses yang akan mengurangi *noise* dan lebih memunculkan detail dan tekstur dari citra akan menghasilkan kinerja yang lebih baik pada proses klasifikasi.

#### 4.3.3. Analisis Hasil Pelatihan Pada Pemilihan Hyperparameter Untuk *Random Forest*

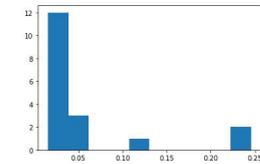
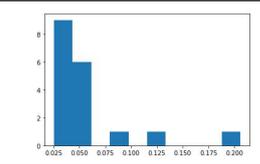
Proses pemilihan *hyperparameter* pada random forest dilakukan untuk mencari *hyperparameter* terbaik untuk proses ekstraksi fitur dengan *random forest*. Pada tabel 4 Dapat dilihat hasil dari proses klasifikasi dengan *hyperparameter* terbaik mengalami kenaikan dari hasil klasifikasi sebelumnya yang dapat dilihat pada tabel 3 . Untuk nilai akurasi tidak mengalami kenaikan, namun untuk nilai *precision* mengalami kenaikan sebesar 7% dari 53% menjadi 60%. Untuk nilai *recall* mengalami kenaikan sebesar 8% dari 52% menjadi 60%. Untuk nilai *F1-Score* mengalami kenaikan sebesar 8% dari 52% menjadi 60%. Hal ini menunjukkan bahwa dengan 300 pohon yang dibentuk pada proses *random forest* ini dapat meningkatkan kinerja dari pelatihan ini. Peningkatan kinerja ini juga dipengaruhi dengan nilai *max\_depth* yang menunjukkan maksimal kedalaman pohon dengan nilai 15. Nilai *min\_samples\_leaf* yang menunjukkan nilai minimal dari sampel untuk melakukan *split* dari internal node juga menjadi faktor dalam peningkatan akurasi pada pelatihan ini.

#### 4.3.4. Analisis Hasil Pengujian

Hasil pengujian pada 93 citra yang telah dilakukan praproses untuk meningkatkan kualitas citra kemudian dilakukan ekstraksi ciri dengan ULBP menggunakan parameter p dan r yaitu 16 dan 1 dan proses klasifikasi dengan *random forest* dengan pohon sebanyak 300 menghasilkan nilai akurasi yaitu 52%. Nilai akurasi didapat dengan nilai k = 10 untuk proses validasinya. Nilai k ini menunjukkan banyaknya perulangan validasi data dengan data uji dan data latih yang berbeda di setiap perulangannya.

Berdasarkan confusion matrix yang ada pada gambar 5, dapat dilihat bahwa terdapat beberapa citra yang terprediksi tidak sesuai dengan kelas sebenarnya. Untuk mengetahui penyebab hal ini terjadi, maka dilakukan pencarian jarak *Euclidean* terhadap histogram dari kelas yang terprediksi terhadap histogram dari kelas sebenarnya.

**Tabel 6. Data kesalahan prediksi citra**

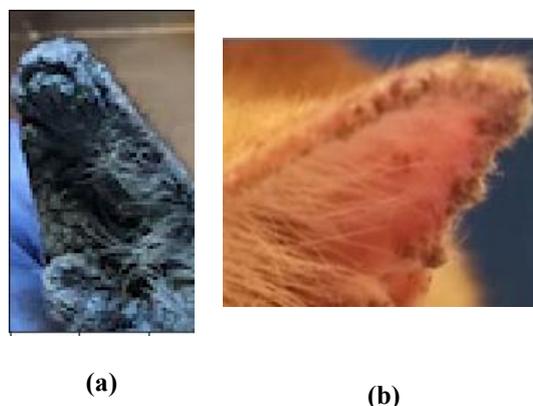
No	Citra	Kelas prediksi/ Kelas sebenarnya	Histogram ULBP	Jarak Euclidean	
				Kelas Prediksi	Kelas Sebenarnya
1		Lain/scabies		0.066	0.072
2		Scabies/Lain		0.034	0.077

Pada tabel 6 dapat dilihat bahwa citra pertama terprediksi menjadi kelas penyakit kulit lain dikarenakan jarak *Euclidean* terhadap kelas penyakit kulit lain lebih dekat dibandingkan terhadap kelas sebenarnya. Begitu juga dengan citra ke dua yang memiliki jarak *Euclidean* lebih dekat dengan kelas scabies, sehingga citra kelas penyakit kulit lain ini terprediksi menjadi kelas scabies .

Rendahnya akurasi pada kinerja sistem ini dapat disebabkan oleh salah satu dari faktor-faktor berikut ini :

a. Kualitas Dataset yang Digunakan

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Valerie Sessions[14] menunjukkan bahwa kualitas dari data yang digunakan sangat berpengaruh besar terhadap hasil kinerja sistem, namun pada penelitian ini dataset tidak memiliki kualitas yang sama. Hal ini terjadi dikarenakan penulis mendapat dataset dari berbagai situs di internet sehingga terdapat data dengan resolusi yang sangat rendah namun terdapat juga citra dengan resolusi yang tinggi. Terlalu beragam nya kualitas dari citra ini yang kemungkinan mempengaruhi proses ekstraksi ciri pada sistem.



**Gambar 6. (a). Contoh citra dengan kualitas rendah ; (b) Contoh citra dengan kualitas tinggi**

b. Kurang Tepatnya Metode yang Digunakan

Terdapat berbagai metode untuk pengekstraksian ciri pada citra, pada penelitian ini citra hanya diuji dengan metode ULBP. Metode ULBP sendiri adalah metode ekstraksi ciri yang tidak *scale-invariant* yang artinya metode ini sensitif terhadap ukuran atau resolusi dari data yang digunakan. Tidak adanya proses normalisasi pada penelitian ini menyebabkan resolusi dari seluruh citra yang digunakan berbeda. Hal inilah yang kemungkinan menyebabkan proses ULBP tidak menghasilkan nilai akurasi yang optimal. Pada tabel 7 dapat dilihat bahwa beberapa citra yang digunakan pada penelitian ini memiliki ukuran yang tidak sama.

**Tabel 7. Data Ukuran Dataset**

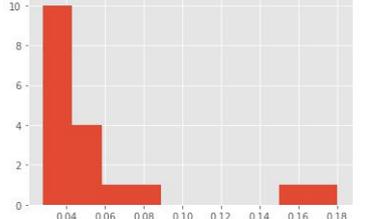
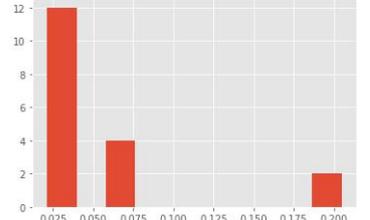
No.	Citra	Ukuran (Panjang X Lebar)
1		236 X 275
2		159 X 274
3		99 X 131
4		125 X 147

c. Ukuran Citra yang Tidak Sama.

Hal ini berpengaruh terhadap parameter yang digunakan pada proses ekstraksi ciri dengan ULBP. Parameter yang digunakan adalah nilai  $p = 16$  dan  $r = 1$ , hal ini menunjukkan bahwa pengekstraksian ciri dilakukan dengan radius yang kecil sehingga pengaruh pada citra yang berukuran besar tidak akan sebesar pengaruh ekstraksi ciri terhadap citra dengan ukuran yang kecil. Pada penelitian ini tidak dilakukan persamaan ukuran citra sehingga mungkin proses ekstraksi ciri tidak mendapatkan vector ciri yang diinginkan secara optimal.

**Tabel 8. Histogram dari hasil ULBP terhadap citra berukuran kecil dan besar**

No.	Citra	Ukuran	Histogram
-----	-------	--------	-----------

1		236 X 275	
2		99 X 131	

## 5. Kesimpulan

Melihat hasil pengujian dari penelitian ini, maka dapat disimpulkan bahwa penulis berhasil membangun sistem pengklasifikasian kulit hewan menjadi 2 kelas yaitu scabies, dan penyakit kulit lain. Sistem dibuat menggunakan metode ULBP dengan nilai p yaitu 16 dan nilai r yaitu 1 yang menghasilkan akurasi sebesar 52% dengan metode klasifikasi *Random Forest* dan nilai k pada *cross validation* adalah 10. Melihat analisis hasil pengujian, maka adapun saran untuk penelitian kedepannya adalah agar menambahkan dataset dan melakukan proses normalisasi pada dataset serta mengembangkan berbagai metode klasifikasi dan metode ekstraksi ciri lainnya terhadap pengklasifikasian scabies ini.

## Daftar Pustaka

- [1] A. Wandira, F. Dian, and Supriadi, "PREVALENSI SCABIES PADA KAMBING DI DESA REMBITAN KECAMATAN PUJUT KABUPATEN LOMBOK TENGAH," pp. 46–50, 2018.
- [2] F. P. Noach, "FUZZY EXPERT SYSTEM PENYAKIT SCABIES PADA KAMBING," pp. 55–66, 2017.
- [3] Priyanto Hidayatullah, *Pengolahan Citra Digital Teori Dan Aplikasi Nyata*. Bandung: Informatika Bandung, 2017.
- [4] Y. Lei, "Cirrhosis Recognition of Liver Ultrasound Images Based on SVM and Uniform LBP Feature."
- [5] B. R. Mounika, "Key Frame Extraction using Uniform Local Binary Pattern," *2018 Second Int. Conf. Adv. Comput. Control Commun. Technol.*, pp. 87–91, 2018.
- [6] J. P. Informatika *et al.*, "IMPLEMENTASI METODE SHARPENING UNTUK MEMPERBAIKI," vol. 18, pp. 344–347, 2019.
- [7] R. Rai, P. Gour, and B. Singh, "Underwater Image Segmentation using CLAHE Enhancement and Thresholding," vol. 2, no. 1, pp. 118–123, 2012.
- [8] P. Taylor, "International Journal of Remote Random forest classifier for remote sensing classification," no. April 2013, pp. 37–41, 2007.
- [9] Y. Mu, S. Yan, Y. Liu, T. Huang, and B. Zhou, "Discriminative Local Binary Patterns for Human Detection in Personal Album," 2008.
- [10] T. Ojala, M. Pietikäinen, and T. Mäenpää, "Multiresolution Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns," pp. 1–35.
- [11] C. Kamarajan *et al.*, *Random Forest Classification of Alcohol Use Disorder Using EEG Source Functional Connectivity, Neuropsychological Functioning, and Impulsivity Measures.* .
- [12] A. Murugan, S. A. H. Nair, and K. P. S. Kumar, "Detection of Skin Cancer Using SVM, Random Forest and kNN Classifiers," 2019.

- [13] “Face Recognition: Understanding LBPH Algorithm | by Kelvin Salton do Prado | Towards Data Science.” [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/face-recognition-how-lbph-works-90ec258c3d6b>. [Accessed: 12-Aug-2020].
- [14] V. Sessions and M. Valtorta, “THE EFFECTS OF DATA QUALITY ON MACHINE LEARNING ALGORITHMS,” *Policy*, vol. 96, no. 5, pp. 1349–1362, 2004.