

Klasifikasi Bekas Gigitan Ular Menggunakan *Active Contour Model* dan *K Nearest Neighbor*

Chiara Janetra Cakravana¹, Adiwijaya², Dody Qori Utama³

^{1,2,3}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹chiarajanetra@students.telkomuniversity.ac.id, ²adiwijaya@telkomuniversity.ac.id,

³dodyqori@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Indonesia termasuk salah satu negara tropis yang memiliki tingkat risiko terkena gigitan ular yang tinggi. Penyebab utama kematian dari kasus gigitan ular tentunya adalah karena racun yang disemprotkan oleh ular berbisa tersebut melalui gigi taringnya. Penyebab lainnya adalah kesalahan dalam mengidentifikasi bekas gigitan tersebut secara visual. Terdapat perbedaan anatomi gigitan pada ular berbisa dan tidak sehingga mengakibatkan perbedaan bekas gigitan pada korban. Pada penelitian ini dibangun sistem identifikasi bekas gigitan ular yang dapat mengidentifikasi bekas gigitan ular tersebut oleh ular berbisa atau tidak dengan metode *Active Contour Model* dan *K Nearest Neighbor*. Dengan melakukan beberapa pengujian terkait parameter yang digunakan pada metode tersebut, didapat nilai akurasi tertinggi pada metode *K Nearest Neighbor* adalah dengan menggunakan aturan jarak *correlation*, nilai $K = 3$, dan sistem klasifikasi tidak menggunakan *distance weight*.

Kata kunci : bite mark, active contour, k nearest neighbor

Abstract

Indonesia is categorized as one of tropical countries that have a high risk of snakebites. This surely may endanger rural citizens' lives for there are still many snakes found in rural areas. The main cause of death from snakebite cases is by reason of the venom squirted from snake's canine teeth. Others causes are errors in identifying the bite marks visually. There are anatomical differences between puncture wounds from venomous and non-venomous snakes. This study established a snakebite identification system using *Active Contour Model* and *K Nearest Neighbor (KNN)* methods. By performing some tests related to the parameters used in the method, the highest accuracy value on *K Nearest Neighbor* method was obtained by using the *correlation distance* rule, the K value = 3, without using *distance weight* in the classification system.

Keywords: bite mark, active contour, k nearest neighbor

1. Pendahuluan

Indonesia sebagai salah satu negara tropis terbesar juga memiliki tingkat risiko terkena gigitan ular yang sangat tinggi. Selain itu, banyak orang Indonesia yang berkerja pada bidang pertanian yang juga memiliki risiko tinggi terkena gigitan ular. Berdasarkan data, pada tahun 2017 terjadi 12,739 – 214,883 kasus gigitan ular dengan perkiraan 20 – 11,581 meninggal dunia. Tentu perkiraan tersebut hanya berdasar pada laporan rumah sakit – rumah sakit tertentu saja dan mungkin angka tersebut berbeda dengan angka sebenarnya. Faktor yang mempengaruhi adalah banyaknya kasus gigitan ular yang terjadi di perdesaan, diobati secara tradisional, dan mungkin tidak pernah sampai ke rumah sakit. Oleh sebab itu, mungkin saja kasus gigitan ular lebih besar dari angka perkiraan tersebut[1].

Penyebab utama kematian dari kasus gigitan ular tentunya adalah karena racun yang disemprotkan oleh ular berbisa tersebut melalui gigi taringnya. Namun, penanganan yang salah serta pengetahuan masyarakat sekitar akan pengidentifikasian ular tersebut berbisa atau tidak itu juga merupakan salah satu faktor penyebabnya, karena dengan hal itu mereka tidak mengetahui perbedaan bekas gigitan tersebut oleh ular berbisa atau tidak. Terkait hal tersebut, saat ini belum adanya sistem berbasis teknologi untuk membantu masyarakat sekitar atau orang awam untuk menangani hal tersebut.

Bekas gigitan ular sangat membantu tim medis dalam identifikasi gigitan berasal dari ular berbisa atau tidak[2][3], dan hasilnya akan terlihat bagus jika dilakukan oleh seseorang yang sangat mengerti cara identifikasi bekas gigitan ular. Diperlukan sebuah sistem dengan berbasis teknologi untuk memudahkan proses identifikasi ular melalui bekas gigitannya. Dalam penelitian ini menghasilkan klasifikasi berupa bekas gigitan tersebut apakah oleh ular berbisa atau tidak menggunakan *Active Contour Model* untuk *preprocessing* dan *K Nearest Neighbor* untuk klasifikasi. Metode *Active Contour Model* dipilih berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Haijun Li pada "Contour Extraction of Hand-wrist Skeletal Based on Active Contour Model"[4]. *K Nearest Neighbor* dipilih sebagai metode klasifikasi karena KNN sangat cepat dalam melakukan training data, simpel

dan mudah untuk dipelajari, serta efektif dalam proses training data latih yang besar[5]. Metode pengukuran kinerja pada penelitian ini menggunakan *confusion matrix*[6].

Adapun batasan masalah pada penelitian adalah data merupakan gambar bekas gigitan ular sebanyak 20 gambar, terdiri dari 13 gambar gigitan ular berbisa dan 7 gambar gigitan ular tidak berbisa. Gambar tersebut memiliki kualitas dan kondisi gambar yang tidak merata. Gambar didapatkan dari penulis penelitian sebelumnya[7]. Seluruh gambar sebelumnya telah dipotong pada area bekas gigitan dengan ukuran 400x400 piksel. Fokus pada penelitian ini adalah sistem dapat memiliki tahapan *preprocessing* yang bagus sehingga dalam proses pengklasifikasian dapat menghasilkan hasil klasifikasi yang bagus.

Pada bagian selanjutnya pada jurnal ini antara lain, pada bagian kedua terdapat studi terkait dan beberapa teori-teori maupun tinjauan pustaka yang berkaitan pada penelitian ini. Bagian ketiga menjelaskan tentang proses pembangunan sistem dalam proses *preprocessing*, ekstraksi ciri, dan klasifikasi. Proses pengujian dan analisis sistem terdapat pada bagian keempat. Dan yang terakhir bagian kelima berisi kesimpulan dan saran terkait penelitian ini.

2. Studi terkait

Terdapat berbagai macam ular yang tersebar didunia, dan ular tersebut terbagi menjadi dua kategori yaitu, ular berbisa dan ular tidak berbisa. Untuk membedakan antar kedua ular bisa kita lihat dari struktur gigi dari ular tersebut. Ular berbisa mempunyai dua gigi taring untuk menyuntikkan racunnya, sedangkan ular tidak berbisa mempunyai gigi secara terstruktur[8]. Kasus gigitan ular sangat sering terjadi di dunia ini, menurut laporan[9] bahwa kasus gigitan ular lebih banyak terjadi dari yang hanya kita lihat berdasarkan laporan rumah sakit – rumah sakit. Hal itu dikarenakan banyaknya kasus yang terjadi di pedesaan, atau tidak sampai datang ke fasilitas kesehatan.

Bite mark merupakan suatu perubahan fisik pada bagian tubuh yang disebabkan oleh kontak atau interdigitasi antara gigi atas dengan gigi bawah sehingga struktur jaringan terluka baik oleh gigi manusia maupun hewan. *Bite mark* pada hewan buas yang dominan membuat luka adalah gigi caninus atau taring yang berbentuk kerucut[10].

Pada tahun 2019, Astrima dkk[11] melakukan penelitian tentang pengklasifikasian Sinyal Elektrokardiogram menggunakan *Principal Component Analysis* dan *Levenberg Marquardt Backpropagation* untuk mendeteksi *Ventricular Tachyarrhythmia*, dan hasil yang didapat cukup bagus untuk digunakan pada pemeriksaan medis.

Tahun 1995 di Brasil, dilakukan penelitian terhadap bekas gigitan yang bertujuan untuk mengidentifikasi gigitan oleh ular berbisa atau tidak. Mereka meneliti secara visual dengan 42 gambar, dengan hasil dapat mengenali ular berbisa dengan nilai prediksi positif 89%, dan nilai prediksi positif 100% terhadap gigitan ular tidak berbisa[2]. Saat ini perlu dikembangkan penelitian tentang klasifikasi ular berbisa dan tidak berbisa berdasarkan bekas gigitannya dengan menggunakan *image processing*. Dalam *image processing* kita memerlukan *feature extraction* untuk mendeteksi bekas gigitan ular tersebut pada suatu gambar.

Chomboon dkk[12] melakukan penelitian terkait macam-macam aturan jarak yang digunakan untuk perhitungan *distance* pada metode *K Nearest Neighbor*. Terdapat beberapa aturan jarak yang mereka teliti, lalu disimpulkan bahwa teknik aturan jarak *City-block*, *Chebyshev*, *Euclidean*, *Mahalanobis*, *Minkowski*, dan *Standardized Euclidean Technique* merupakan aturan jarak dengan akurasi terbaik.

Penentuan *initial contour* pada *Active Contour Model* ini sangat berpengaruh, karena *initial contour* diperlukan sebagai langkah awal untuk penggunaan metode ini. Hongshe Dang dan tim[13] dalam penelitiannya membandingkan tiga jenis penentuan *initial contour* secara otomatis terhadap model *Geometric Active Contour Model* (GACM), adapun yang dibandingkan adalah efek segmentasi dan efisiensi segmentasi dari model yang diterapkan. Ketiga jenis tersebut yaitu *watershed method*; *half manual method*; *classical segmentation method*. Hasil dari penelitian tersebut menyatakan bahwa jumlah evolusi dengan *initial contour* menggunakan *watershed model* jauh lebih sedikit dibandingkan dengan dua metode lainnya. Ketika efisiensi segmentasi ditingkatkan, maka citra yang dengan latar belakang yang rumit dapat dengan baik tersegmentasi.

Dalam penelitian oleh Adiwijaya dan tim[14], mereka menemukan bahwa metode KNN dapat digunakan dengan baik, akan tetapi perlu tindakan pengamatan lebih lanjut terkait parameter-parameter atau atribut-atribut yang akan digunakan untuk aturan jarak pada metode KNN sehingga akan membuat KNN bekerja lebih baik.

Active Contour Model atau dapat juga disebut *Snake Model* merupakan suatu model yang digunakan untuk melakukan segmentasi objek pada gambar. Yang membedakan model *Active Contour* ini dengan model segmentasi lainnya adalah proses *minimizing* kurva dalam proses segmentasi. Sebuah kurva kontur dipengaruhi oleh energi (E_{snake}) yang didefinisikan sebagai jumlah dari tiga jenis energi.

$$E_{snake} = E_{internal} + E_{external} + E_{constraint} \quad (1)$$

Pada prosesnya, *Active Contour model* akan membuat suatu *initial contour* yang mengelilingi objek, lalu dengan adanya energi dari suatu objek gambar $E_{external}$ akan menyebabkan kurva menyusut dan mengikuti pola

objek tersebut. Selanjutnya kurva tersebut dapat bergerak mendekati ke arah objek dan menyesuaikan dengan bentuk objek. Hal itu disebabkan karena adanya energi pada $E_{internal}$. Energi internal terdapat pada kurva *snake* dan bertanggung jawab untuk mengubah bentuk kurva sesuai dengan bentuk objek yang diinginkan[15].

K Nearest Neighbor (K-NN) adalah sebuah metode klasifikasi terhadap sekumpulan data berdasarkan pembelajaran data yang sudah terklasifikasi sebelumnya. Prinsip kerja K-NN adalah mencari jarak terdekat antara data uji dengan k tetangga terdekatnya dalam data pelatihan. Data pelatihan diproyeksikan ke ruang berdimensi banyak dimana masing-masing dimensi merepresentasikan fitur dari data. Ruang ini dibagi menjadi bagian-bagian berdasarkan klasifikasi data pelatihan[16].

Pada K-NN terdapat beberapa perhitungan jarak yang dapat digunakan yaitu sebagai berikut[17][12]:

1. **Euclidean Distance,**

$$d_{st}^2 = (x_s - y_t)(x_s - y_t)' \quad (2)$$

dimana

d_{st} = jarak dari vektor x ke y

x = vektor data x

y = vektor data y

2. **City-block Distance,**

$$d_{st} = \sum_{j=1}^n |x_{sj} - y_{tj}| \quad (3)$$

dimana

x = vektor data x

y = vektor data y

j = jumlah titik

3. **Correlation Distance,**

$$d_{st}^2 = \left(1 - \frac{(x_s - x'_s)(y_t - y'_t)'}{\sqrt{(x_s - x'_s)(x_s - x'_s)'} \sqrt{(y_t - y'_t)(y_t - y'_t)'}}\right) \quad (4)$$

dimana

$$x'_s = \frac{1}{n} \sum_j x_{sj}$$

$$y'_t = \frac{1}{n} \sum_j y_{tj}$$

x = vektor data x

y = vektor data y

3. Sistem yang dibangun

Data yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 20 gambar, yang terbagi dalam 14 gambar untuk data latih dan 6 gambar untuk data uji. Data latih terdiri dari 9 gambar bekas gigitan ular berbisa dan 5 gambar bekas gigitan ular tidak berbisa, sedangkan data uji terdiri dari 4 gambar bekas gigitan ular berbisa dan 2 gambar bekas gigitan ular tidak berbisa. Seluruh gambar akan diekstraksi untuk mendapatkan cirinya, lalu dibagi menjadi data latih dan data uji. Untuk kelas klasifikasi terbagi menjadi dua kelas yaitu V (ular berbisa) dan NV (ular tidak berbisa). Gambar 1 adalah salah satu contoh gambar bekas gigitan ular berbisa dan gigitan ular tidak berbisa.



(a)

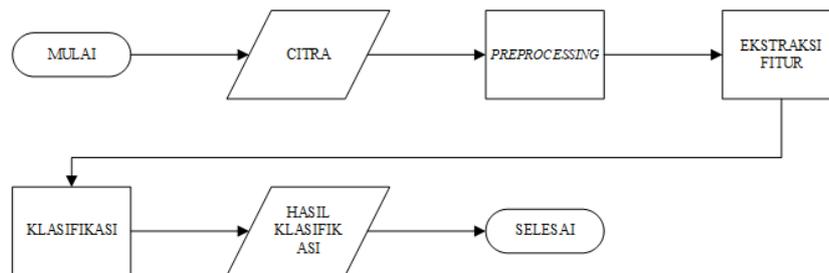


(b)

Gambar 1. (a) gambar bekas gigitan ular berbisa, (b) gambar bekas gigitan ular tidak berbisa

Desain Sistem

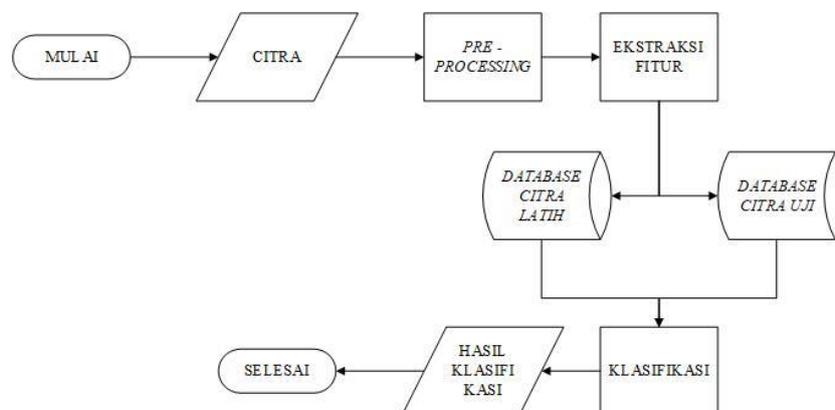
Pada tugas akhir ini, sistem yang dirancang untuk melakukan penelitian terhadap identifikasi bekas gigitan ular menggunakan teknologi pengolahan citra digital (*digital image processing*) dengan input berupa citra bekas gigitan ular serta hasil output berupa hasil klasifikasi dari data inputan. Sistem yang akan digunakan terdiri dari tiga tahap, yaitu: tahap *preprocessing*, tahap ekstraksi ciri, dan tahap klasifikasi. Pada penelitian kali ini, metode yang akan digunakan adalah metode *Active Contour Model* serta metode klasifikasi *K Nearest Neighbor* (KNN). Adapun diagram blok sistem direpresentasikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram blok sistem

Alur Sistem

Alur sistem pada tugas akhir ini memiliki dua tahapan, yaitu tahap pelatihan dan pengujian. Pada proses awal diperlukan masukan berupa citra bekas gigitan ular, lalu tahap *preprocessing* dengan metode *Active Contour (Snake)*, yang kemudian diambil ciri dari setiap citra. Kemudian ciri citra tersebut akan disimpan ke dalam *database train* (kumpulan citra latih), sedangkan ciri citra uji akan disimpan ke dalam *database test* (kumpulan citra uji) yang akan digunakan sebagai data pada proses klasifikasi. Alur sistem ditunjukkan seperti pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram alur sistem

Gambar 3 menggambarkan proses tahap alur sistem. Seluruh citra yang masuk pada proses pelatihan maupun pengujian pasti akan melewati proses *preprocessing* dan ekstraksi fitur. Seluruh ciri citra akan dimasukkan ke dalam *database* (data latih dan data uji), dimana *database* tersebut akan digunakan sebagai data acuan atau pembandingan untuk melakukan klasifikasi.

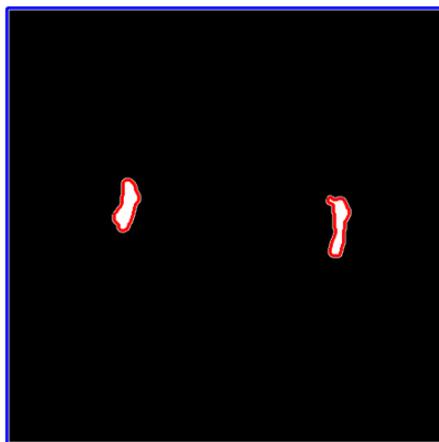
Tahap *Preprocessing*

Diagram alur tahapan *preprocessing* digambarkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Diagram alur *preprocessing*

1. Sebelum memasuki tahap *preprocessing* seluruh citra masukan akan diubah terlebih dahulu menjadi warna keabuan sehingga matriks citra nantinya akan berukuran 2 dimensi, tahap ini disebut *Grayscale*.
2. Gambar akan diberi *filter* agar menghasilkan data gambar yang lebih halus. *Filter* yang digunakan adalah *Median Filter*.
3. Binerisasi digunakan untuk mengubah nilai piksel pada citra menjadi 0 atau 1 saja. Tahapan ini menggunakan fungsi *imbinarize* dengan *adaptive threshold* pada pemrograman MATLAB.
4. Komplemen citra akan merubah nilai citra 1 menjadi 0, begitupun sebaliknya. Proses ini akan membuat objek yang dikenali bernilai 1.
5. *Morphologi* dengan operasi *open* adalah *morphologi* menggunakan operasi erosi lalu diikuti dengan operasi dilasi, proses ini berguna untuk memisahkan objek yang cukup berdekatan.
6. Objek yang menempel pada tepi citra akan dihilangkan karena dapat mempengaruhi pengenalan objek atau titik bekas gigitan dengan menggunakan fungsi *imclearborder* pada pemrograman MATLAB.
7. Penghapusan objek untuk menghilangkan *noise* yang masih dikenali. Dalam tahap ini objek-objek yang dianggap *noise* akan dihilangkan. Objek yang akan dihapus adalah objek yang memiliki piksel antara 50 dan 1450 piksel.
8. Tahap terakhir, metode *Active Contour* digunakan untuk mengenali titik bekas gigitan. Tahap *Active contour* dimulai dengan menginisialisasi *initial contour*, selanjutnya dengan beberapa evolusi atau iterasi *initial contour* akan mengecil dan akan mendeteksi objek yang ada pada citra tersebut. *Active contour model* digunakan untuk membantu melakukan pendeteksian objek atau titik-titik bekas gigitan pada citra tersebut.



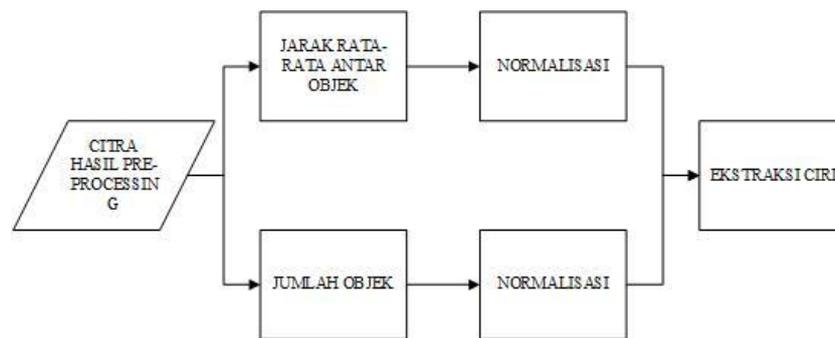
Gambar 5. Hasil dari proses active contour model

Gambar 5 merupakan hasil dari proses *Active contour model* yang diterapkan pada tahap *preprocessing* ini. Terlihat garis berwarna biru pada Gambar tersebut merupakan *initial contour*, sedangkan garis berwarna merah adalah *final contour* yang mendeteksi objek-objek yang ada pada citra tersebut.

Setelah seluruh tahapan *preprocessing* dilakukan, akan dilakukan penambahan proses pada *processing* untuk membantu memaksimalkan hasil dari proses *preprocessing* ini. Akan tetapi, proses tambahan tersebut hanya diterapkan kepada citra dengan label ular berbisa saja, dengan hanya mengambil atau mendeteksi dua objek yang telah terdeteksi oleh proses sebelumnya pada citra tersebut. Proses tambahan ini tidak diterapkan pada citra dengan label ular tidak berbisa. Selanjutnya, citra akan disimpan dengan bertipe data (.tiff).

Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri digunakan untuk mengambil ciri dari setiap citra, ciri tersebut nantinya akan digunakan dalam tahap klasifikasi. Ciri yang diambil dari setiap citra adalah jarak rata-rata antar tiap objek atau bekas gigitan dan jumlah objek atau bekas gigitan yang ada pada citra tersebut. Ciri tersebut akan disimpan kedalam dua variabel. Variabel pertama digunakan untuk menyimpan jarak rata-rata antar objek, sedangkan variabel kedua digunakan untuk menyimpan jumlah objek. Diagram alur ekstraksi ciri digambarkan pada Gambar 4.



Gambar 6. Diagram alur ekstraksi ciri

Terdapat tahapan normalisasi pada proses ekstraksi ciri tersebut, normalisasi adalah proses penskalaan nilai atribut dari data sehingga bisa terletak pada rentang tertentu[18]. Adapun terdapat beberapa metode untuk melakukan normalisasi data sebagai berikut.

1. *Min-Max Normalization*, merupakan metode normalisasi dengan melakukan transformasi linear terhadap data asli sehingga akan menghasilkan keseimbangan antar data[19].

$$x_{norm} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (5)$$

dimana

- x_{norm} = nilai normalisasi
- x = nilai yang akan dinormalisasi
- $\min(x)$ = nilai minimal pada data
- $\max(x)$ = nilai maksimal pada data

2. *Z-score Normalization*, merupakan metode normalisasi berdasarkan *mean* dan *standard deviation* dari data[18].

$$x_{norm} = \frac{x - \text{mean}(x)}{\text{stdev}(x)} \quad (6)$$

dimana

- x_{norm} = nilai normalisasi
- x = nilai yang akan dinormalisasi
- $\text{mean}(x)$ = nilai rata-rata pada data
- $\text{stdev}(x)$ = standar deviasi pada data

3. *Decimal Scaling Normalization*, merupakan metode normalisasi dengan menggerakkan nilai desimal dari data ke arah yang diinginkan[20].

$$x_{norm} = \frac{x}{10^i} \quad (7)$$

dimana

$$x_{norm} = \text{nilai normalisasi}$$

$$x = \text{nilai yang akan dinormalisasi}$$

$$i = \text{nilai ara} \square \text{ yang diinginkan}$$

Adapun pada penelitian ini normalisasi yang digunakan adalah *Min-Max Normalization*, karena pada penerapannya sangat cocok dengan penelitian ini.

Tahap Klasifikasi

Tahap selanjutnya adalah proses klasifikasi yang bertujuan untuk mengelompokkan citra berdasarkan ciri yang didapat sehingga dapat menentukan kelas klasifikasinya. Adapun klasifikasi terbagi menjadi dua kelas (kelas ular berbisa (V) dan ular tidak berbisa (NV)). Sedangkan untuk metode klasifikasi yang digunakan dalam mendeteksi bekas gigitan pada citra adalah *K Nearest Neighbor*. Metode ini bekerja dengan mengidentifikasi kelas data yang belum diketahui dengan berdasarkan data tetangga terdekat yang kelasnya diketahui[21].

Nilai jarak yang diperoleh selanjutnya akan diurutkan dari nilai jarak terkecil hingga terbesar. Kemudian, pilih sejumlah K data teratas dari data yang telah diurutkan berdasar nilai jarak terkecil, kelas tebakan ditentukan oleh mayoritas kelas data yang telah dipilih sejumlah K data.

Pengukuran Performansi Sistem

Pengukuran performansi sistem dalam penelitian ini dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* akan mencatat hasil klasifikasi untuk masing-masing kelas dan dengan itu sistem mendapatkan nilai sensitivitas, spesitifitas, dan akurasi. Nilai sensitivitas menunjukkan nilai dari data kelas bernilai positif yang diprediksi benar positif, sedangkan spesitifitas menunjukkan nilai dari data kelas bernilai negatif yang diprediksi benar negatif. Sedangkan nilai akurasi menunjukkan performansi sistem secara keseluruhan dalam mengklasifikasikan data uji.

$$\text{Sensitivitas} = \frac{tp}{tp + fn} \quad (8)$$

$$\text{Spesitifitas} = \frac{tn}{tn + fp} \quad (9)$$

$$\text{Akurasi} = \frac{tp + tn}{tp + fn + tn + fp} \quad (10)$$

True positive(tp) adalah jumlah gigitan ular berbisa yang terklasifikasi dengan benar sebagai gigitan ular berbisa, *True negative(tn)* adalah jumlah gigitan ular tidak berbisa yang terklasifikasi dengan benar sebagai gigitan ular tidak berbisa, *False positive(fp)* adalah jumlah gigitan ular tidak berbisa yang terklasifikasi dengan salah sebagai gigitan ular tidak berbisa, dan *False negative(fn)* adalah jumlah gigitan ular berbisa yang terklasifikasi dengan salah sebagai gigitan ular berbisa.

Pada penelitian ini nilai sensitivitas menunjukkan kemampuan sistem dalam mengklasifikasikan citra kedalam kelas gigitan ular berbisa, sedangkan nilai spesitifitas menunjukkan kemampuan sistem dalam mengklasifikasikan citra kedalam kelas gigitan ular tidak berbisa.

4. Evaluasi

4.1 Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk mencari nilai parameter terbaik sehingga menghasilkan sistem yang optimal. Tabel 1 dibawah ini menunjukkan skenario-skenario pengujian yang dilakukan dalam penelitian ini.

Tabel 1. Skenario pengujian sistem

No.	Skenario Pengujian	Tujuan
1	Mengetahui dan menganalisis rumus jarak (<i>distance</i>) terbaik	Mengubah rumus pencarian jarak (<i>distance</i>), yaitu dengan cara membandingkan hasil klasifikasi dengan beberapa rumus pencarian jarak (<i>Euclidean, City Block, Correlation</i>).
2	Mengetahui dan menganalisis	Mencari jumlah tetangga (K) terbaik dalam sistem klasifikasi dengan metode <i>K Nearest</i>

	jumlah tetangga (K) terbaik	<i>Neighbors</i> . Adapun jumlah K yang diuji adalah 1, 3, 5, 7, 9.
3	Mengetahui pengaruh <i>distance weight</i>	Mengetahui pengaruh penggunaan <i>distance weight (1/distance)</i> dalam sistem klasifikasi <i>K Nearest Neighbor</i> .

4.2 Hasil Pengujian

Skenario Pertama

Skenario pengujian yang pertama adalah menguji pengaruh aturan jarak dalam metode *K Nearest Neighbor* dalam meningkatkan tingkat akurasi. Aturan jarak yang digunakan dalam pengujian ini yaitu *euclidean*, *city block*, *correlation*. Pengujian dilakukan terhadap 14 data latih dan 6 data uji yang telah dibagi sebelumnya. Data latih terdiri dari 9 gambar bekas gigitan ular berbisa dan 5 gambar bekas gigitan ular tidak berbisa, sedangkan data uji terdiri dari 4 gambar bekas gigitan ular berbisa dan 2 gambar bekas gigitan ular tidak berbisa. Berikut merupakan tabel hasil nilai sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi pengujian.

Tabel 2. Hasil pengujian sistem menggunakan teknik aturan jarak (a) Euclidean, (b) City Block, (c) Correlation

(a)

K	Euclidean		
	Sensitivitas	Spesifisitas	Akurasi
1	100%	100%	100%
3	100%	100%	100%
5	100%	50%	83.33%
7	100%	50%	83.33%
9	100%	50%	83.33%

(b)

K	City Block		
	Sensitivitas	Spesifisitas	Akurasi
1	100%	100%	100%
3	100%	100%	100%
5	100%	50%	83.33%
7	100%	50%	83.33%
9	100%	50%	83.33%

(c)

K	Correlation		
	Sensitivitas	Spesifisitas	Akurasi
1	100%	0%	66.67%
3	100%	100%	100%
5	100%	100%	100%
7	100%	100%	100%
9	100%	100%	100%

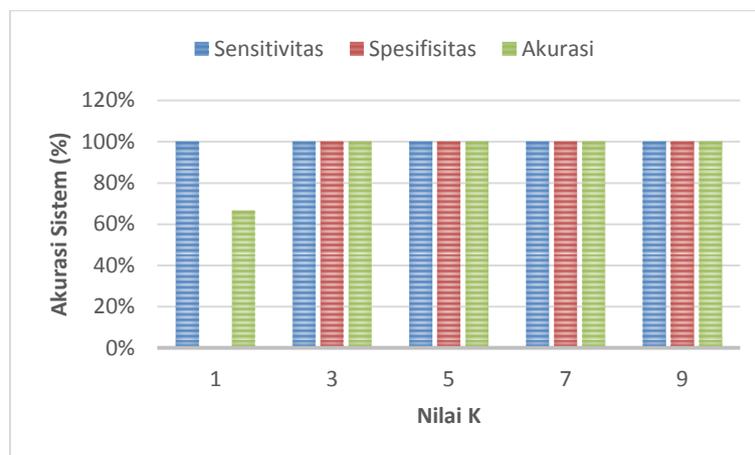
Skenario Kedua

Pada skenario pengujian yang kedua, dilakukan analisis pengaruh K pada metode *K Nearest Neighbor* terhadap tingkat akurasi pada sistem. Sistem yang diuji menggunakan metode *K Nearest Neighbor* dengan rumus

jarak *Correlation*. Perubahan nilai K yang digunakan adalah bilangan ganjil antara 1 dan 10. Pengujian dilakukan pada data latih dan data uji, terdapat 14 data latih dan 6 data uji.

Tabel 3. Tabel hasil pengujian pengaruh nilai K pada akurasi sistem

K	Correlation		
	Sensitivitas	Spesifisitas	Akurasi
1	100%	0%	66.67%
3	100%	100%	100%
5	100%	100%	100%
7	100%	100%	100%
9	100%	100%	100%



Gambar 7. Grafik hasil pengujian pengaruh nilai K pada akurasi sistem

Skenario Ketiga

Pada skenario ini, dilakukan pengujian terhadap pengaruh penggunaan *distance weight* dalam metode *K Nearest Neighbor* dalam meningkatkan tingkat akurasi. *Distance weight* yang digunakan adalah $1/distance$. Teknik aturan jarak yang digunakan dalam pengujian ini adalah *correlation* dengan nilai K adalah bilangan ganjil antara 1 dan 10. Pengujian dilakukan terhadap 14 data latih dan 6 data uji. Pada tabel 'No' berarti dalam pengujiannya sistem klasifikasi tidak menggunakan *distance weight*, sedangkan 'Yes' berarti sistem klasifikasi menggunakan *distance weight*.

Tabel 4. Pengaruh penggunaan *distance weight* pada sistem klasifikasi

K	No			Yes		
	Sensitivitas	Spesifisitas	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas	Akurasi
1	100%	0%	66.67%	100%	0%	66.67%
3	100%	100%	100%	100%	0%	66.67%
5	100%	100%	100%	100%	0%	66.67%
7	100%	100%	100%	100%	0%	66.67%
9	100%	100%	100%	100%	0%	66.67%

4.3 Analisis Hasil Pengujian

Penggunaan metode *Active Contour Model* pada penelitian ini tidak bekerja secara maksimal. Ada atau tidaknya metode itu pun tidak terlalu berpengaruh dalam berjalannya sistem ini. Hal itu disebabkan karena pada dasarnya metode *Active Contour Model* akan bekerja dengan baik terhadap data dengan kualitas yang merata

serta dengan objek yang tunggal. Akan tetapi, metode tersebut masih dapat diterapkan pada sistem ini, tepatnya pada tahap *preprocessing*.

Pada Tabel 2, dapat dilihat bahwa pengaruh nilai sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi pada K dengan nilai 1, 3, 5, 7, 9 dengan menggunakan aturan jarak antara *euclidean*, *city block* tidak ada perbedaan, kedua teknik tersebut menghasilkan tingkat akurasi yang sama. Namun pada teknik aturan jarak *correlation* terdapat perbedaan nilai sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi. Teknik *correlation* berhasil menebak kelas data uji dengan akurasi 100% pada nilai $K = [3\ 5\ 7\ 9]$ namun gagal menebak kelas data uji pada nilai $K = 1$, sedangkan teknik *Euclidean* dan *city block* hanya dapat menebak dengan akurasi 100% pada nilai $K = [1\ 3]$, hal itu dikarenakan dalam teknik *correlation* penentuan kedekatan atau nilai K ditentukan berdasarkan ketergantungan statistik antar dua vektor dan menggunakan probabilitas yang dimodifikasi.

Seperti yang tertera pada Tabel 3 dan Gambar 7, bahwa perubahan nilai K mempengaruhi akurasi sistem dalam proses klasifikasi, hal ini dikarenakan semakin besar nilai K maka jumlah tetangga yang digunakan dalam proses klasifikasi semakin banyak. K dengan nilai 3, 5, 7, 9 memperoleh nilai sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi sebesar 100%, yang artinya sistem dapat mengenali gigitan ular berbisa dan gigitan ular tidak berbisa seluruhnya dengan benar.

Pada tabel 4, pengaruh penggunaan *distance weight* pada sistem klasifikasi ini sangat besar. Terlihat pada tabel nilai sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi dengan menggunakan *distance weight* hasilnya kurang baik. Dengan menggunakan *distance weight* sistem mendapat nilai sensitivitas sebesar 100%, spesifisitas 0%, dan akurasi 66.67% untuk setiap nilai K, yang artinya seluruh data uji dengan kelas berbisa dapat diklasifikasikan dengan benar, sedangkan untuk kelas tidak berbisa terklasifikasi dengan salah. Sistem klasifikasi akan lebih baik jika tidak menggunakan *distance weight* pada proses klasifikasi nya, sistem mendapat nilai sensitivitas sebesar 100%, spesifisitas 100%, dan akurasi 100% pada nilai K 3, 5, 7, 9.

5. Kesimpulan

Berdasarkan beberapa skenario pengujian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa sistem dapat dengan baik mengklasifikasikan gambar berdasarkan kelasnya yaitu kelas ular berbisa dan kelas ular tidak berbisa dengan nilai sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi pada sistem dapat mencapai hingga 100% pada teknik aturan jarak *correlation*, nilai $K = 3$, dan tanpa menggunakan *distance weight*. Akan tetapi, penggunaan metode *preprocessing Active Contour Model* dalam sistem ini bisa dibidang belum maksimal, hal itu dikarenakan metode tersebut tidak terlalu berpengaruh dalam hal pendeteksian objek titik-titik gigitan pada citra.

Penelitian ini dapat menghasilkan nilai akurasi hingga 100%. Namun, penulis menyadari bahwa penelitian ini masih perlu dikembangkan agar menjadi sebuah sistem identifikasi bekas gigitan ular yang optimal. Proses *preprocessing* pada penelitian ini juga masih bisa dibidang kurang bagus, hal itu dikarenakan kualitas data yang kurang merata sehingga algoritma *preprocessing* tidak bekerja maksimal ke seluruh citra yang diproses. Penulis menyarankan untuk penelitian selanjutnya melakukan pemerataan kualitas data dan melakukan teknik *preprocessing* yang lebih optimal. Penelitian selanjutnya juga diharapkan dapat menambahkan algoritma pembelajaran mesin pada proses *preprocessing* yang bisa berguna mendeteksi titik bekas gigitan secara teliti, sehingga tidak ada *noise* yang terdeteksi.

Daftar Pustaka

- [1] R. Adiwinata and E. J. Nelwan, "Snakebite in Indonesia," *Acta Medica Indones. - Indones. J. Intern. Med.*, vol. 47, pp. 358–365, 2015.
- [2] F. De A. Nishioka, Sergio; Vitor P. Silveira, Paulo; A. Bauab, "Bite Marks Are Useful For The Differential Diagnosis of Snakebite in Brazil," *Wilderness Med.*, vol. 6, pp. 183–188, 1995.
- [3] D. A. Warrell, *World Health Organization: Guidelines for the clinical management of snake bites in the Southeast Asian region.*, vol. 30 Suppl 1. 2010.
- [4] H. Li, "Contour extraction of hand-wrist skeletal based on active contour model," *2009 WRI World Congr. Softw. Eng. WCSE 2009*, vol. 2, no. 4, pp. 283–286, 2009.
- [5] N. Bhatia and C. Author, "Survey of Nearest Neighbor techniques," *Int. J. Comput. Sci. Inf. Secur.*, vol. 8, no. 2, pp. 302–305, 2010.
- [6] H. Leidiyana, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Penentuan Resiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bermotor," *J. Penelit. Ilmu Komputer, Syst. Embed. Log.*, vol. 1, no. 1, pp. 65–76, 2013.
- [7] R. M. Putra, Adiwijaya, and D. Q. Utama, "Snake Bite Classification Using Chain Code and K Nearest Neighbour," *J. Phys. Conf. Ser. IOP Publ.*, vol. 1192, no. 1, p. 012015, 2019.
- [8] B. S. Gold, Richard C. Dart, and R. A. Barish, "Bites of Venomous Snake," *English J.*, vol. 347, no. 5,

- pp. 347–356, 2002.
- [9] M. A. Mahmood *et al.*, “Snakebite incidence in two townships in Mandalay Division, Myanmar,” *PLoS Negl. Trop. Dis.*, vol. 12, no. 7, pp. 1–12, 2018.
 - [10] H. Mamile, “Analisis Bite Mark dalam Identifikasi Pelaku Kejahatan,” 2015.
 - [11] A. Manik, A. Adiwijaya, and D. Q. Utama, “Classification of Electrocardiogram Signals using Principal Component Analysis and Levenberg Marquardt Backpropagation for Detection Ventricular Tachyarrhythmia,” *J. Data Sci. Its Appl.*, vol. 2, no. 1, pp. 78–87, 2019.
 - [12] K. Chomboon, P. Chujai, P. Teerarasammee, K. Kerdprasop, and N. Kerdprasop, “An Empirical Study of Distance Metrics for k-Nearest Neighbor Algorithm,” pp. 280–285, 2015.
 - [13] H. Dang, Y. Hong, X. Fang, and F. Qiang, “Initial Contour Automatic Selection of Geometric Active Contour Model,” *2009 2nd Int. Conf. Intell. Comput. Technol. Autom. ICICTA 2009*, vol. 2, pp. 66–69, 2009.
 - [14] Adiwijaya, M. N. Aulia, M. S. Mubarak, W. Untari Novia, and F. Nhita, “A comparative study of MFCC-KNN and LPC-KNN for hijaiyyah letters pronunciation classification system,” *2017 5th Int. Conf. Inf. Commun. Technol. ICoIC7 2017. IEEE*, pp. 1–5, 2017.
 - [15] Z. H. Pradana, “Beef Cattle Weight Determine by Using Digital Image Processing,” pp. 13–16, 2016.
 - [16] E. Budianita, J. Jasril, and L. Handayani, “Implementasi Pengolahan Citra dan Klasifikasi K-Nearest Neighbour Untuk Membangun Aplikasi Pembeda Daging Sapi dan Babi,” *J. Sains dan Teknol. Ind.*, vol. 12, no. Vol 12, No 2 (2015): Juni 2015, pp. 242–247, 2015.
 - [17] W. Hui, “Nearest neighbors by neighborhood counting,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 28, no. 6, pp. 942–953, 2006.
 - [18] D. A. Nasution, H. H. Khotimah, and N. Charnidah, “Perbandingan Normalisasi Data untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma K-NN,” vol. 4, no. 1, p. 5, 2019.
 - [19] T. T. Hanifa, Adiwijaya, and S. Al-faraby, “Analisis Churn Prediction pada Data Pelanggan PT . Telekomunikasi dengan Logistic Regression dan Underbagging,” vol. 4, no. 2, pp. 3210–3225, 2017.
 - [20] T4Tutorials, “Normalization with decimal scaling in data mining - examples.” .
 - [21] A. J. Corresp and A. James, “Snake classification from images,” *PeerJ Prepr.*, 2017.