

Implementasi Algoritma Decision Tree CART untuk Deteksi Dini Penyakit FLUTD pada Kucing

Ar Rasyid Sarifullah Gilbijatno¹, Alfino Wahyu Pramudya², Diki Prasetyo³

^{1,2,3}Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ^{*}1arrasyidsarifullah@gmail.com, ²wahyu19pramudya50@gmail.com,

³diki0912345@gmail.com

Abstrak – *Feline Lower Urinary Tract Disease (FLUTD) merupakan penyakit serius yang dapat menyerang saluran kemih kucing dan berpotensi membahayakan jika tidak terdeteksi secara dini. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem diagnosis FLUTD berbasis Decision Tree dengan mengimplementasikan algoritma CART (Classification and Regression Trees) yang menggunakan Gini index sebagai metode pemisahan node. Sistem diagnosis dikembangkan dalam bentuk aplikasi berbasis website yang memungkinkan pengguna untuk mengunggah data gejala dan memperoleh hasil prediksi secara langsung. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 83.33%, dengan rincian 2 True Positive (TP), 3 True Negative (TN), dan 1 False Positive (FP).*

Kata Kunci — *Decision Tree, FLUTD, Machine Learning*

1. PENDAHULUAN

Kucing merupakan hewan peliharaan yang populer karena tingkahnya yang lucu dan dapat menjadi teman bermain untuk melepas penat, namun hewan ini juga rentan terserang berbagai penyakit, khususnya yang menyerang sistem saluran kemih bawah [1]. Sebagai hewan peliharaan yang banyak diminati, kucing sering menghadapi risiko penyakit akibat virus, bakteri, atau parasit, yang kerap membuat pemiliknya khawatir dan bingung karena kurangnya pengetahuan tentang penyakit-penyakit tersebut [2]. Salah satu penyakit yang sering ditemui pada kucing dan memerlukan perhatian khusus adalah FLUTD.

*Feline Lower Urinary Tract Disease (FLUTD) merupakan masalah gangguan buang air kecil disebabkan oleh struktur uretra kucing jantan yang berbentuk seperti tabung memiliki bagian yang menyempit sehingga sering menimbulkan penyumbatan urin dari *vesika urinaria* (VU) ke luar tubuh [3]. Masalah pada sistem perkemihan kucing meliputi berbagai kondisi seperti *urolithiasis*, gagal ginjal, dan infeksi saluran kemih. Infeksi saluran kemih pada kucing mencakup peradangan saluran kemih bagian bawah seperti *cystitis* pada kandung kemih dan *urethritis* pada uretra dengan prevalensi sekitar 55-69%, serta *urolithiasis* yang terjadi pada 13-28% kasus, di mana pada kucing jantan dapat diperburuk oleh *prostatitis*, sementara infeksi saluran kemih bagian atas seperti gangguan ginjal sering ditandai dengan pembentukan kristal di dalam kandung kemih yang memperburuk kondisi tersebut [4]. Kondisi ini dapat menyebabkan berbagai komplikasi serius jika tidak terdeteksi dan ditangani secara dini, sehingga diperlukan metode diagnosis yang akurat dan efisien.*

Untuk meningkatkan ketepatan dan efisiensi dalam mendiagnosa FLUTD, implementasi teknologi *machine learning* dengan algoritma *Decision Tree* menjadi pendekatan yang sangat relevan di era modern ini. *Decision Tree* (pohon keputusan) merupakan metode klasifikasi data yang mampu menyederhanakan proses pengambilan keputusan yang kompleks menjadi tahapan-tahapan yang lebih mudah dipahami [5]. Pohon keputusan terdiri dari simpul (*node*) dan cabang yang saling terhubung, dimana setiap simpul merepresentasikan fitur atau kategori tertentu, sementara cabang-cabangnya menunjukkan aturan pengambilan keputusan berdasarkan nilai ambang yang telah ditentukan untuk mengklasifikasikan data [6].

Decision Tree telah diterapkan dalam berbagai penelitian di bidang kesehatan hewan, salah satunya dalam studi yang dilakukan Simona Kovarikova, Veronika Simerdova, Michal Bilek, Daniel Honzak, Viktor Palus, Petr Marsalek (2020) yang berjudul “Clinicopathological characteristics of cats with signs of feline lower urinary tract disease in the Czech Republic”. Penelitian ini melibatkan 214 kucing dengan gejala FLUTD menunjukkan bahwa 81,30% kasus terjadi pada kucing jantan (82,20% diantaranya telah dikastrasi) dan 18,70% pada kucing betina (80,00% telah disterilisasi), dengan rentang usia 9 bulan hingga 17 tahun. Hasil penelitian tersebut mengungkapkan bahwa 51,90% kucing didiagnosa dengan *feline idiopathic cystitis*, 26,60% terdeteksi *uroliths*, dan 10,75% mengalami infeksi saluran kemih serta *urethral plugs*, dengan mayoritas kasus (65,90%) terjadi pada kucing yang dipelihara di dalam ruangan [7].

Selain pada gejala FLUTD, metode *Decision Tree* juga telah digunakan dalam berbagai penelitian lainnya, seperti Rekomendasi Pengobatan pada Penyakit Kucing [8] dan Analisis Indikasi Penyebab Penyakit *Feline Immunodeficiency Virus* (FIV) pada Kucing [9]. Hasil pengujian menunjukkan bahwa *Decision Tree* mampu mengklasifikasikan gejala kucing dengan tingkat akurasi yang tinggi. Berdasarkan hasil-hasil penelitian tersebut, pengembangan sistem berbasis *Decision Tree* menjadi sangat relevan untuk mendukung para profesional medis *veteriner*. Implementasi sistem ini tidak hanya akan meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam proses diagnosis FLUTD, tetapi juga memungkinkan identifikasi penyakit secara lebih cepat dan tepat.

2. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini menggunakan beberapa metode yang digunakan, diantaranya adalah; Teknik pengumpulan data, analisis sistem, dan perancangan sistem.

1. Tahap pengumpulan data dilakukan dengan metode studi pustaka, pengamatan, dan wawancara.
 2. Analisis sistem dilakukan dengan melakukan analisis kebutuhan dari sistem yang akan dibangun.
 3. Penelitian ini menggunakan algoritma *Decision Tree* dengan persamaan sebagai berikut

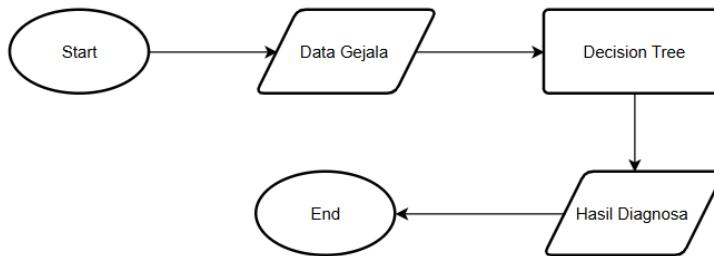
Keterangan:

GINI : Indeks Gini, digunakan untuk mengukur impurity (ketidakmurnian) suatu dataset pada *Decision Tree*. Nilai GINI berkisar antara 0 hingga 1, di mana 0 menunjukkan homogenitas sempurna (hanya satu kelas) dan nilai mendekati 1 menunjukkan heterogenitas tinggi.

n : Jumlah total kelas dalam dataset.

P_i : Proporsi atau probabilitas data yang termasuk ke dalam kelas i .

4. Sistem yang akan dirancang dilakukan dengan proses seperti digambarkan dalam flowchart berikut.



Gambar 1 Flowchart Sistem

Gambar 1 menggambarkan alur kerja sistem secara keseluruhan, dimana proses diagnosis FLUTD dimulai ketika pengguna memasukkan data gejala yang teramati pada kucing melalui antarmuka sistem. Data gejala yang diinputkan mencakup sembilan parameter utama yang telah ditentukan sebagai indikator potensial FLUTD. Setelah data berhasil dimasukkan, sistem akan memproses informasi tersebut menggunakan algoritma *Decision Tree* yang telah dilatih sebelumnya.

Dalam tahap pemrosesan, algoritma akan mengevaluasi setiap gejala yang diinputkan melalui rangkaian node keputusan yang telah terbentuk selama proses pelatihan, mengikuti jalur yang sesuai dengan karakteristik data yang diberikan. Hasil akhir dari proses ini adalah diagnosis yang mengindikasikan apakah kucing tersebut berpotensi mengalami FLUTD atau tidak, yang kemudian ditampilkan kepada pengguna melalui antarmuka sistem.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Langkah awal dalam pengembangan sistem diagnosis FLUTD dimulai dengan mengumpulkan data dari berbagai sumber, seperti jurnal penelitian, observasi langsung, serta wawancara dengan dokter hewan atau ahli di bidang terkait. Data yang diperoleh kemudian diverifikasi dan dianalisis untuk memastikan relevansinya. Setelah melalui tahap verifikasi dan analisis, diperoleh sembilan gejala utama yang menjadi indikator penting dalam mendeteksi penyakit FLUTD, yang selanjutnya akan digunakan sebagai parameter dalam sistem diagnosis berbasis *Decision Tree*. Berikut adalah daftar gejala penyakit FLUTD pada kucing yang telah teridentifikasi:

Tabel 1 Data Gejala FLUTD

No	Kode	Gejala
1	G01	Urine sedikit keluar
2	G02	Urine tersumbat
3	G03	Urine berdarah
4	G04	Sering merejan-rejan
5	G05	Nafsu makan menurun
6	G06	Muntah
7	G07	Jalan susah
8	G08	Bulu rontok
9	G09	Tempramen tinggi atau sedikit ganas

Dalam proses klasifikasi menggunakan *Decision Tree*, analisis distribusi data menjadi tahapan penting untuk menentukan fitur yang paling optimal sebagai dasar pemisahan (*splitting*). Proses ini bertujuan untuk memahami karakteristik data secara mendalam dengan menghitung tingkat homogenitas atau heterogenitas dataset. Langkah awal dimulai dengan menghitung probabilitas dari masing-masing kelas, yang akan menjadi dasar untuk mengevaluasi seberapa merata data terdistribusi di antara fitur yang ada.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 29 sampel yang terbagi menjadi dua bagian: 23 data latih dan 6 data uji. Dalam data latih, terdapat distribusi yang cukup seimbang dengan 12 sampel berlabel "ya" dan 11 sampel berlabel "tidak". Komposisi data yang seimbang ini memberikan dasar yang baik untuk proses pembelajaran model.

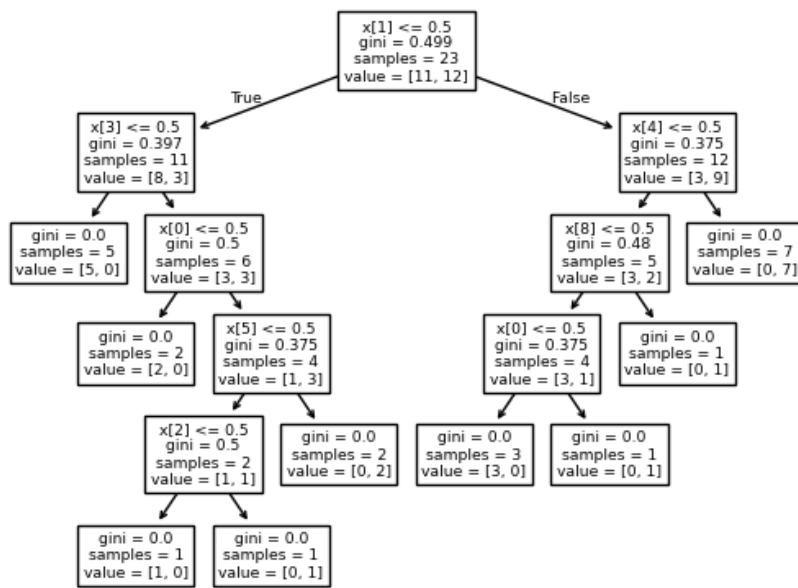
Untuk mengukur tingkat ketidakmurnian (*impurity*) pada dataset, digunakan metode perhitungan Gini *index* dengan memasukkan probabilitas dari kedua kelas yang ada. Probabilitas setiap kelas dihitung berdasarkan proporsi sampel dalam data latih, kemudian nilai-nilai tersebut disubstitusikan ke dalam persamaan (1) untuk mendapatkan nilai *impurity* dataset. Hasil perhitungan Gini *index* ini akan menentukan seberapa baik sebuah fitur dapat memisahkan data menjadi kelompok-kelompok yang lebih homogen. Berikut merupakan perhitungan Gini *Index* untuk dataset awal.

$$\begin{aligned} GINI &= 1 - (P_{ya^2} + P_{tidak^2}) \\ GINI &= 1 - \left(\left(\frac{12}{23} \right) \left(\frac{12}{23} \right) + \left(\frac{11}{23} \right) \left(\frac{11}{23} \right) \right) \\ GINI &= 1 - \left(\frac{144}{529} + \frac{121}{529} \right) \\ GINI &= 1 - \frac{265}{529} \\ GINI &= 1 - 0.5010 \\ GINI &= 0.4990 \end{aligned}$$

Gini *index* sebesar 0.4990 menunjukkan bahwa dataset memiliki tingkat ketidakmurnian yang cukup tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa pemisahan lebih lanjut dapat membantu mengurangi *impurity* dan memperjelas perbedaan antara kelas-kelas yang ada.

Setelah menghitung Gini *index* untuk dataset awal, langkah berikutnya adalah mengevaluasi fitur-fitur lainnya untuk menentukan fitur terbaik yang akan digunakan sebagai dasar pemisahan dalam pohon keputusan. Setiap fitur pada tabel gejala (G01 hingga G09) akan dianalisis berdasarkan distribusi kelas "1" dan "0". Proses ini melibatkan perhitungan probabilitas masing-masing kelas dalam setiap subset yang terbentuk oleh fitur tersebut, diikuti dengan perhitungan Gini *index* untuk setiap kelompok.

Sebagai contoh, untuk fitur G04 (Sering merejan-rejan), data akan dibagi menjadi dua kelompok: satu untuk sampel yang menunjukkan gejala (G04 = 1) dan satu lagi untuk sampel yang tidak menunjukkan gejala (G04 = 0). Pada masing-masing kelompok, probabilitas kelas "1" dan "0" dihitung, dan Gini *index* untuk setiap kelompok ditentukan. Setelah itu, Gini *index* total dihitung dengan memberikan bobot pada Gini *index* masing-masing subset, berdasarkan proporsi jumlah sampel dalam kelompok tersebut terhadap total sampel keseluruhan.



Gambar 2 Visualisasi Pohon Keputusan

Hasil akhir dari pemisahan ini dapat divisualisasikan dalam bentuk pohon keputusan yang menggambarkan pemisahan dataset berdasarkan fitur terbaik. Gambar 2 memberikan gambaran tentang bagaimana algoritma membagi dataset menjadi subset-subset berdasarkan *Gini index* yang telah dihitung sebelumnya.

Tahap implementasi dapat dilanjutkan dengan pengembangan aplikasi berbasis *website*. Aplikasi ini dirancang untuk memudahkan pengguna dalam melakukan diagnosa, di mana mereka cukup memasukkan data gejala melalui antarmuka *website* yang telah disediakan. Data ini kemudian akan diproses oleh sistem menggunakan algoritma *Decision Tree* yang telah dibangun untuk menghasilkan diagnosa yang sesuai.

Aplikasi yang dikembangkan merupakan sistem terintegrasi untuk pencatatan data kucing dan kondisi kesehatannya, yang dilengkapi dengan tiga fitur utama yang saling terhubung. Fitur manajemen pengguna memungkinkan pengguna untuk masuk ke dalam sistem dengan aman, sementara fitur manajemen data kucing memfasilitasi pencatatan informasi detail tentang kucing peliharaan. Fitur ketiga berfokus pada pemantauan kondisi kesehatan kucing terkait dengan FLUTD, di mana pengguna dapat menerima hasil diagnosis melalui model *Decision Tree* yang telah dibangun dan diintegrasikan ke dalam sistem, dengan label "Ya" atau "Tidak" seperti yang ditunjukkan pada gambar 3 berikut.

Gambar 3 Tampilan halaman diagnosa aplikasi

Berdasarkan informasi yang disajikan gambar 3, hasil uji coba sistem menunjukkan variasi dalam diagnosis. Dari enam kucing yang diuji, tiga di antaranya didiagnosis mengalami FLUTD, sementara tiga kucing lainnya didiagnosis tidak mengalami FLUTD. Hasil ini diperoleh dari analisis kombinasi gejala yang muncul pada masing-masing kucing. Selanjutnya, akan ditampilkan tabel hasil uji coba diagnosis sistem beserta diagnosis awalnya,

yang memperlihatkan perbandingan antara hasil yang diberikan oleh sistem dengan diagnosis awal yang didasarkan pada evaluasi klinis.

Tabel 2 Uji coba model

No	Gejala	Diagnosa Awal	Diagnosa Sistem	Keterangan
1	G01, G02, G06, G08, G09	FLUTD	FLUTD	Sesuai
2	G04, G05, G07, G09	Tidak FLUTD	Tidak FLUTD	Sesuai
3	G01, G02, G04, G05, G06, G09	FLUTD	FLUTD	Sesuai
4	G03, G04, G05, G09	Tidak FLUTD	Tidak FLUTD	Sesuai
5	G01, G02, G04, G07, G08	FLUTD	FLUTD	Sesuai
6	G02, G03, G05, G09	FLUTD	Tidak FLUTD	Tidak Sesuai

Hasil uji coba sistem juga dianalisis menggunakan *confusion matrix* untuk mengevaluasi kinerja model dalam melakukan diagnosis. Berdasarkan perhitungan, terdapat 2 *True Positive* (TP), di mana kucing yang benar-benar mengalami FLUTD terdeteksi dengan tepat oleh sistem. Selain itu, terdapat 3 *True Negative* (TN), menunjukkan bahwa sistem berhasil mendeteksi dengan benar kucing yang tidak mengalami FLUTD. Namun, sistem juga mencatat 1 *False Positive* (FP), di mana kucing yang tidak mengalami FLUTD terdiagnosis secara keliru sebagai mengalami FLUTD.

Berdasarkan data ini, akurasi model dihitung dengan membagi jumlah prediksi yang benar (TP + TN) dengan total jumlah prediksi. Akurasi sistem tercatat sebesar 0.833 atau sekitar 83.33%, yang menunjukkan bahwa model memiliki tingkat ketepatan yang cukup tinggi dalam melakukan diagnosis.

4. SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem diagnosis berbasis *Decision Tree* untuk mendeteksi *Feline Lower Urinary Tract Disease* (FLUTD) pada kucing. Sistem ini menggunakan algoritma *Decision Tree* dengan *Gini index* untuk menentukan fitur terbaik dalam pemisahan data, yang diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis *website* agar dapat diakses dengan mudah oleh pengguna. Berdasarkan hasil pengujian, sistem menunjukkan akurasi sebesar 83.33%, yang mencerminkan kinerja yang cukup baik dalam mengklasifikasikan kondisi kucing ke dalam kategori "Ya" atau "Tidak" mengalami FLUTD.

Analisis lebih lanjut menggunakan *Confusion Matrix* menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi dengan benar sebagian besar sampel, dengan jumlah 2 *True Positive* (TP) dan 3 *True Negative* (TN). Namun, keberadaan 1 *False Positive* (FP) menunjukkan bahwa sistem masih memerlukan perbaikan untuk meminimalkan kesalahan prediksi. Secara keseluruhan, sistem ini memberikan kontribusi sebagai alat bantu diagnosis yang cepat dan akurat untuk membantu pemilik kucing dan dokter hewan dalam memantau kondisi kesehatan kucing terkait FLUTD.

5. SARAN

Untuk meningkatkan kinerja dan keandalan sistem diagnosis FLUTD, penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan beberapa langkah. Pertama, dataset yang digunakan dapat diperluas dengan menambahkan lebih banyak sampel dari berbagai sumber untuk meningkatkan representasi data. Kedua, penggunaan algoritma *machine learning* lain, seperti *Random Forest* atau *Gradient Boosting*, dapat dipertimbangkan untuk dibandingkan dengan kinerja *Decision Tree*, sehingga dapat dipilih model yang paling optimal. Ketiga, integrasi fitur pelaporan yang lebih interaktif pada aplikasi berbasis web, seperti visualisasi data atau rekomendasi tindakan, akan meningkatkan pengalaman pengguna dan nilai praktis sistem.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Aulia, I. G. Susrama, and I. Y. Puspaningrum, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Pencernaan Kucing Menggunakan Naive Bayes Dan Certainty Factor," *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 2, no. 2, pp. 138–144, 2021.
- [2] A. Yulianto, P. S. Darma, and D. D. Praseno, "Aplikasi Android Untuk Deteksi Penyakit Kucing Dengan Metode Forward Chaining," in *Seminar Nasional Teknologi & Sains*, 2023, pp. 345–352.
- [3] I. Pratiwi, "PENANGANAN SUMBATAN SALURAN KEMIH BAGIAN BAWAH PADA KUCING JANTAN DI KLINIK HEWAN HAPPY PET JAMBI," *UNIVERSITAS JAMBI*, 2024.
- [4] B. D. A. Riesta and I. W. Batan, "Laporan kasus: cystitis hemoragika dan urolithiasis pada kucing lokal jantan peliharaan," *Indonesia Medicus Veterinus*, vol. 9, no. 6, pp. 1010–1023, 2020.

- [5] Priyanka and D. Kumar, “Decision tree classifier: a detailed survey,” *International Journal of Information and Decision Sciences*, vol. 12, no. 3, pp. 246–269, 2020.
- [6] B. Charbuty and A. Abdulazeez, “Classification Based on Decision Tree Algorithm for Machine Learning,” *Journal of Applied Science and Technology Trends*, vol. 2, no. 01, pp. 20–28, Mar. 2021, doi: 10.38094/jastt20165.
- [7] S. Kovarikova, V. Simerdova, M. Bilek, D. Honzak, V. Palus, and P. Marsalek, “Clinicopathological characteristics of cats with signs of feline lower urinary tract disease in the Czech Republic.,” *Vet Med (Praha)*, vol. 65, no. 9, 2020.
- [8] F. Hidayat, M. Z. Sarwani, and R. Hariyanto, “Rekomendasi Pengobatan Pada Penyakit Kucing Menggunakan Metode Decision Tree (Studi Kasus: Klinik Drh. Panti Absari),” *INTEGER: Journal of Information Technology*, vol. 9, no. 2, 2024.
- [9] M. R. Alfarabi, “Optimalisasi Algoritma C4. 5 dalam Menganalisis Indikasi Penyebab Penyakit Feline Immunodeficiency Virus (FIV) pada Kucing,” *Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi*, pp. 167–172, 2022.