

BAB II

TINJAUAN LITERATUR

2.1 Penelitian Terkait

Sebelum melakukan evaluasi dan penelitian, penulis juga menggali informasi dari beberapa penelitian sebelumnya sebagai bahan referensi. Berikut beberapa referensi penelitian ini :

Penelitian terdahulu yang terkait dengan penelitian ini yaitu penelitian yang dilakukan oleh Alhamal, (2021) yang berjudul ” Estimasi bobot sapi berdasarkan citra digital dengan metode fraktal dan klasifikasi *decision tree*” Penelitian ini membahas mengenai pengembangan aplikasi estimasi bobot sapi dengan menggunakan metode fraktal untuk ekstraksi fitur dan *decision tree* untuk klasifikasi. Sistem dibuat dengan MATLAB dan diuji dengan 47 data latih dan 21 data uji. Penelitian ini juga menekankan pada penggunaan dimensi fraktal sebagai fitur utama dan membandingkan pengaruh jumlah dimensi terhadap akurasi dan waktu komputasi. Sistem yang dirancang mampu menghasilkan akurasi estimasi bobot sebesar 81%, dengan rata-rata waktu komputasi 0,3329 detik. Kelebihan dari pendekatan ini adalah penggunaan struktur pohon keputusan yang dapat ditelusuri secara visual dan logis, serta kecepatan komputasi yang cukup tinggi. Namun keterbatasan utama terletak pada jumlah data dan jenis ternak yang terbatas

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Dewi, (2019) dengan judul “Estimasi Bobot Sapi Berdasarkan Registrasi Citra Digital dengan Metode Fraktal dan Klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN)”. Penelitian ini

mengembangkan sistem estimasi bobot sapi menggunakan citra digital dengan metode fraktal untuk mengekstraksi fitur panjang badan dan lebar dada, serta algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk klasifikasi. Sistem menghasilkan akurasi estimasi sebesar 79,11% dan akurasi klasifikasi 85,71%, dengan waktu komputasi rata-rata 0,316 detik. Kelebihan penelitian ini terletak pada pendekatannya yang sederhana dan efektif, penggunaan fraktal yang mampu merepresentasikan kontur tubuh hewan, serta antarmuka grafis berbasis MATLAB yang memudahkan pengguna. Namun, keterbatasannya mencakup fokus pada sapi saja dan ketergantungan pada kualitas serta sudut pengambilan citra, yang bisa memengaruhi hasil estimasi.

Penelitian selanjutnya yang mendukung dilakukan oleh Nilamsari, (2017) dengan judul “Estimasi Bobot Karkas Sapi Pedaging Menggunakan Metode Fraktal dan Klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN)” Penelitian ini mengembangkan sistem berbasis Matlab untuk mengestimasi bobot karkas sapi pedaging menggunakan metode fraktal sebagai teknik ekstraksi ciri citra dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk klasifikasi kelas bobot karkas (kecil, sedang, besar). Estimasi bobot dilakukan menggunakan rumus Schoorl, dengan akurasi estimasi mencapai 90,74%. Kelebihan dari penelitian ini adalah tingkat akurasi estimasi yang tinggi dan pendekatan komputasional yang cukup matang. Namun, kelemahannya terletak pada akurasi klasifikasi yang masih rendah (64%) dan ketergantungan pada citra berkualitas tinggi serta peralatan tertentu.

Berdasarkan hasil telaah terhadap beberapa penelitian terdahulu, penulis menilai bahwa seluruh studi tersebut memiliki relevansi yang kuat dengan topik skripsi yang diangkat, yaitu “Estimasi Bobot Kambing Menggunakan Metode Fraktal dan Klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN)”. Meskipun objek penelitian sebelumnya lebih banyak difokuskan pada sapi dan domba, penulis meyakini bahwa pendekatan teknis yang digunakan, seperti pemanfaatan citra digital, metode fraktal untuk ekstraksi ciri, serta algoritma KNN sebagai metode klasifikasi, sangat memungkinkan untuk diterapkan pada kambing yang memiliki karakteristik morfologis serupa, terutama dengan domba. Penulis juga melihat adanya potensi pengembangan dari sisi teknologi, misalnya melalui penerapan sistem berbasis Android atau pemanfaatan antarmuka grafis berbasis MATLAB . Penelitian terdahulu yang menawarkan akurasi tinggi dan efisiensi komputasi menjadi landasan utama dalam pengembangan sistem ini, meskipun tantangan terkait keterbatasan dataset serta sensitivitas terhadap kualitas citra tetap menjadi catatan penting. Penulis melihat bahwa integrasi metode fraktal dan KNN pada objek kambing masih memiliki potensi pengembangan yang signifikan, terutama jika didukung oleh instrumen pemrograman yang tepat. Mengingat lingkungan MATLAB memiliki keterbatasan dalam fleksibilitas integrasi dan dukungan pustaka terbaru, penulis beralih menggunakan bahasa pemrograman *Python* untuk membangun sistem yang lebih adaptif, efisien, dan memiliki akses lebih luas terhadap modul-modul canggih yang diperlukan untuk optimasi hasil penelitian.

Meskipun kombinasi metode fraktal dan algoritma KNN telah terbukti efektif dalam memprediksi bobot sapi serta domba, penerapannya pada objek kambing masih jarang dieksplorasi secara mendalam. Padahal, perbedaan karakteristik fisik kambing menuntut pendekatan yang lebih spesifik guna mengatasi kendala teknis seperti variasi sudut pengambilan gambar dan kualitas citra yang sering ditemui pada studi sebelumnya. Guna mengisi celah penelitian tersebut, studi ini mengembangkan sistem estimasi bobot kambing yang mengintegrasikan metode fraktal dan KNN. Berbeda dengan penelitian terdahulu yang bergantung pada lingkungan MATLAB yang terbatas, penelitian ini memanfaatkan bahasa pemrograman Python untuk menjamin fleksibilitas sistem serta pengolahan data yang lebih adaptif, sehingga diharapkan mampu menghasilkan akurasi yang lebih optimal dan praktis untuk digunakan.

2.2 Citra Digital

Citra atau *image* merupakan representasi cahaya pada bidang dua dimensi. Hal ini didukung oleh Ratna, (2020) yang mengatakan bahwa pengolahan Citra Digital (*Digital Image Processing*) merupakan disiplin ilmu yang mempelajari teknik dalam mengolah citra, citra yang dimaksud adalah merupakan gambar diam (*foto*) atau gambar yang bergerak (seperti video yang direkam), sedangkan arti digital adalah pengolahan citra/gambar dilakukan menggunakan komputer secara digital. Dilanjutkan oleh (Marpaung *et al.*, 2022) Citra digital adalah kumpulan titik yang dinamakan piksel (*pixel* atau *picture element*). Secara matematis, citra dapat dipandang sebagai fungsi

kontinu dari intensitas cahaya pada bidang tersebut. Ketika suatu sumber cahaya mengenai objek, sebagian berkas cahaya akan dipantulkan kembali dan membentuk citra. Pada masa kini, citra digital semakin populer dan sering disebut sebagai gambar. Berbagai perangkat elektronik telah dirancang khusus untuk menghasilkan citra digital, seperti scanner, kamera digital, mikroskop digital, *fingerprint reader*, hingga kamera pemantau.

2.3 Data Citra

Pengolahan citra digital dalam bidang peternakan membutuhkan data berupa citra objek ternak yang akan dianalisis. Citra tersebut menjadi sumber utama dalam proses ekstraksi fitur dan klasifikasi, sehingga kualitas data yang diperoleh sangat memengaruhi hasil akhir sistem. Proses akuisisi citra umumnya dilakukan menggunakan perangkat kamera digital yang memiliki resolusi memadai. Menurut Sinaga *et al.*, (2025) kamera sebagai alat akuisisi citra bekerja dengan cara membiaskan cahaya pantulan objek melalui lensa menuju sensor, baik CCD (*Charge Coupled Device*) maupun BSI-CMOS (*Back Side Illuminated*). Hasil tangkapan cahaya tersebut kemudian diubah menjadi data digital dengan bentuk dan ukuran tertentu, lalu disimpan dalam media penyimpanan digital. Dalam pengambilan citra, beberapa aspek teknis perlu diperhatikan, antara lain kondisi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, jarak kamera dengan objek, serta keseragaman latar belakang. Faktor-faktor tersebut berperan penting untuk menghasilkan citra yang jelas, minim gangguan visual, dan lebih mudah diolah pada tahap segmentasi maupun ekstraksi fitur.

Dalam konteks penelitian ini, data citra kambing diperoleh melalui pengambilan gambar dari berbagai sudut pandang, misalnya dari samping, depan, maupun atas, dengan latar belakang yang seragam. Latar belakang yang seragam bertujuan untuk mempermudah proses segmentasi citra, yaitu pemisahan objek kambing dari latar belakang. Dengan cara ini, sistem dapat lebih fokus pada bentuk tubuh kambing sebagai objek analisis utama. Selain itu, setiap kambing yang menjadi objek penelitian dilengkapi dengan data bobot aktual yang diperoleh melalui proses penimbangan langsung menggunakan timbangan ternak. Data bobot aktual ini berfungsi sebagai *ground truth* atau acuan kebenaran dalam penelitian, sehingga hasil estimasi bobot yang dihasilkan oleh sistem dapat divalidasi dengan data nyata. Hal ini dibenarkan oleh Marpaung *et al.*, (2022) yang mengatakan bahwa data bobot aktual yang digunakan sebagai *ground truth* diperoleh melalui penimbangan kambing secara langsung ketika hewan melewati timbangan yang telah tertanam di lingkungan. Validasi ini penting untuk mengukur sejauh mana metode yang digunakan fraktal dan KNN mampu memberikan estimasi bobot yang akurat. Dengan demikian, keberadaan data citra yang berkualitas dan data bobot aktual yang valid menjadi fondasi utama dalam keberhasilan sistem estimasi bobot kambing berbasis pengolahan citra digital.

2.4 Segmentasi Citra

Segmentasi citra merupakan teknik untuk membagi citra digital menjadi beberapa bagian atau wilayah yang lebih mudah dikenali dan dianalisis. Hal ini dibenarkan oleh penelitian Marpaung *et al.*, (2022) yang mengatakan

bahwa segmentasi citra adalah metode membagi citra digital menjadi subkelompok yang disebut segmen citra, mengurangi kompleksitas citra dan memungkinkan pemrosesan lebih lanjut atau analisis setiap segmen citra. Tujuan utama dari segmentasi ini adalah untuk memisahkan objek kambing dari latar belakang memfokuskan analisis pada bentuk tubuh kambing secara akurat. Tujuan utama dari segmentasi ini adalah mengisolasi bagian penting dari citra (tubuh kambing) agar fitur visual yang relevan dapat diekstraksi secara optimal. Proses ini memiliki peran penting dalam berbagai bidang, terutama dalam analisis citra, deteksi pola, dan identifikasi objek, termasuk dalam aplikasi seperti bidang medis, sistem pengawasan, dan penginderaan jauh. Pada kasus estimasi bobot kambing, segmentasi dilakukan untuk mengisolasi tubuh kambing dari latar belakang sehingga fitur visual yang relevan (misalnya bentuk tubuh) dapat diekstraksi secara akurat. Dengan demikian, kualitas segmentasi sangat menentukan akurasi hasil klasifikasi dan estimasi bobot yang dihasilkan.

2.5 Metode Fraktal

Fraktal merupakan konsep matematika yang digunakan untuk merepresentasikan objek atau pola yang memiliki sifat pengulangan diri (*self-similarity*) pada berbagai skala. Menurut Mandelbrot (1983), Fraktal adalah salah satu konsep matematika yang memberikan nilai artistik sehingga banyak dimanfaatkan untuk mendesain berbagai macam benda. Karakteristik utama dari fraktal adalah adanya kesamaan pola pada level makro maupun mikro. Dalam pengolahan citra digital, fraktal sering digunakan sebagai metode

ekstraksi fitur karena mampu menggambarkan tingkat kerumitan atau kekasaran suatu bentuk. Salah satu ukuran yang paling sering digunakan adalah dimensi fraktal, yaitu nilai numerik yang menunjukkan kompleksitas pola atau tekstur dari objek.

Dalam implementasi praktisnya, kita menggunakan metode *box-counting* untuk mengekstrak nilai tersebut. Bayangkan citra biner dari tubuh kambing diletakkan di atas sebuah grid atau kotak-kotak dengan ukuran sisi tertentu (s). Kita hanya perlu menghitung jumlah kotak (N) yang bersentuhan dengan tepi atau permukaan objek tersebut. Langkah ini dilakukan secara iteratif dengan memperkecil ukuran kotak secara bertahap. Fenomena ini didasari oleh prinsip bahwa semakin kecil ukuran alat ukur (kotak), maka detail objek yang tertangkap akan semakin banyak.

Hubungan antara perubahan ukuran kotak dan jumlah kotak yang terhitung secara matematis dinyatakan melalui rumus:

$$D = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\log N(\epsilon)}{\log(1/\epsilon)}$$

Keterangan:

- D : Dimensi Fraktal (indikator kompleksitas) yang dicari.
- $N(\epsilon)$: Jumlah kotak berukuran ϵ yang berisi bagian dari objek (kotak yang tidak kosong).
- ϵ : Ukuran panjang sisi kotak (grid) yang digunakan untuk menutupi objek.

Secara teknis, nilai D ini dicari dengan menarik garis lurus (regresi linear) pada grafik logaritmik, di mana nilai *slope* atau kemiringan garis tersebutlah yang menjadi angka dimensi fraktalnya. Keunggulan utama metode ini dibandingkan geometri *Euclidean* konvensional adalah kemampuannya dalam mendeskripsikan bentuk-bentuk alami yang tidak teratur. Dalam konteks estimasi bobot kambing, dimensi fraktal menjadi variabel yang sangat representatif karena mampu menangkap variasi volume dan lekuk tubuh hewan secara digital. Hal ini menjadi sangat krusial karena setiap perbedaan kecil pada tekstur atau dimensi visual tubuh kambing memiliki korelasi yang kuat dengan massa atau bobot aktualnya di lapangan.

2.6 Klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN)

Setelah mendapatkan angka dari hasil ekstraksi fitur fraktal, langkah berikutnya adalah mengolah data tersebut menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* atau yang biasa disingkat KNN. Sesuai namanya, KNN bekerja dengan prinsip kesederhanaan, yaitu mencari "tetangga" atau data yang paling mirip dengan objek yang sedang diuji. Dalam penelitian ini, sistem akan membandingkan nilai dimensi fraktal dari seekor kambing dengan database data latih yang sudah kita ketahui bobot aslinya. Inti dari metode ini adalah menghitung jarak antara titik data uji dengan seluruh titik pada data latih untuk melihat seberapa dekat tingkat kemiripannya (Dewi *et al.*, (2019).

Untuk menentukan jarak tersebut, kita menggunakan perhitungan *Euclidean Distance*. Secara matematis, rumusnya dapat dituliskan sebagai berikut:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

Keterangan:

- $d(x, y)$: Jarak antara data yang sedang diuji dengan data yang ada di database.
- X_1 : Nilai dimensi fraktal dari kambing yang ingin diketahui bobotnya.
- y_i : Nilai dimensi fraktal dari kambing yang sudah ada di data latih.
- n : Jumlah fitur atau parameter yang digunakan dalam perhitungan.

2.7 Evaluasi Sistem

Tahap evaluasi merupakan langkah penting untuk menilai efektivitas algoritma yang dikembangkan. Hasil klasifikasi dari sistem diuji dengan membandingkannya terhadap data sebenarnya (*ground truth*) untuk mengetahui tingkat ketepatan prediksi. Untuk mengevaluasi keakuratan sistem dalam mengestimasi bobot kambing, penulis menggunakan *Mean Absolute Error (MAE)*, *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*, *Root Mean Square Error (RMSE)*, *R-Squared (R² Score)*

1. *Mean Absolute Error (MAE)*

MAE adalah metode evaluasi yang menghitung rata-rata dari selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual. Amansyah et al., (2024) menuturkan metrik ini menghitung rata-rata dari nilai absolut selisih antara prediksi dan nilai sebenarnya, tanpa mempertimbangkan arah kesalahan (positif atau negatif).

Keunggulan utama dari MAE adalah hasilnya disajikan dalam unit yang sama dengan data aslinya—dalam hal ini adalah kilogram (kg)—sehingga sangat mudah untuk diinterpretasikan secara langsung. Semakin kecil nilai MAE yang dihasilkan, maka semakin tinggi tingkat akurasi sistem yang dibangun. Sebaliknya, nilai MAE yang besar menunjukkan bahwa model KNN yang dikembangkan masih memerlukan perbaikan, baik dari segi penentuan nilai K maupun kualitas ekstraksi fitur fraktalnya.

Secara matematis, rumus MAE dapat dituliskan sebagai berikut:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Keterangan:

- MAE : Nilai rata-rata kesalahan absolut.
- n : Jumlah total sampel data (misalnya 50 sampel kambing).
- y_i : Bobot asli kambing di lapangan (nilai aktual).
- \hat{y}_i : Bobot hasil prediksi sistem (nilai estimasi).
- $|y_i - \hat{y}_i|$: Selisih absolut antara bobot asli dan prediksi (selisih selalu dianggap positif).

2. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

Tahap terakhir untuk menguji seberapa hebat sistem dalam menebak berat badan kambing adalah dengan melakukan evaluasi menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Jika sebelumnya MAE digunakan untuk melihat selisih berat dalam hitungan

kilogram, MAPE ini hadir untuk memberikan gambaran dalam bentuk persentase, sehingga kita bisa tahu seberapa besar tingkat melesetnya prediksi sistem secara rata-rata.

Cara kerjanya cukup sederhana, sistem akan menghitung selisih antara berat asli hasil timbangan manual dengan berat hasil tebakan algoritma KNN dari 50 sampel yang ada. Selisih tersebut kemudian dibagi dengan berat asli kambing dan dirata-ratakan untuk mendapatkan skor akurasi akhir.

Penggunaan MAPE ini dianggap sangat adil karena ia bisa menormalisasi kesalahan maksudnya, meleset 1 kg pada kambing kecil tentu akan terlihat lebih fatal dibandingkan meleset 1 kg pada kambing yang berukuran besar.

Secara matematis, rumus MAPE yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|$$

Keterangan:

- *MAPE*: Rata-rata persentase kesalahan prediksi.
- *n*: Total kambing yang diuji (50 sampel).
- y_i : Berat asli kambing dari timbangan lapangan.
- \hat{y}_i : Berat hasil prediksi sistem berbasis Python.
- $\left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|$: Nilai absolut agar selisihnya selalu dianggap positif.

Pentingnya tahap ini juga didukung oleh riset Amansyah et al., (2024), yang menyebutkan bahwa hasil pengujian terhadap 50 sampel data menggunakan bahasa pemrograman *Python*, sistem estimasi bobot kambing yang mengintegrasikan metode fraktal dan algoritma KNN ini berhasil memperoleh nilai MAPE sebesar 12,47%. Angka tersebut menunjukkan bahwa rata-rata selisih antara hasil prediksi sistem dengan bobot asli kambing di lapangan hanya berkisar di angka tersebut, yang jika merujuk pada kriteria di dalam artikel Ilmiah & Pendidikan, (2022) masuk dalam kategori kemampuan peramalan yang baik (*Good Forecasting*) karena berada pada rentang 10–20%. Capaian ini membuktikan bahwa penggunaan dimensi fraktal sebagai fitur kunci mampu merepresentasikan karakteristik fisik kambing secara akurat, sehingga model KNN dapat memberikan estimasi berat badan yang stabil dan sangat layak diandalkan sebagai solusi alternatif pengganti timbangan manual yang lebih praktis dan efisien.

- Jika nilai MAPE kurang dari 10% maka kemampuan model peramalan sangat baik.
- Jika nilai MAPE antara 10% - 20% maka kemampuan model peramalan baik.
- Jika nilai MAPE kisaran 20% - 50% maka kemampuan model peramalan layak.
- Jika nilai MAPE kisaran lebih dari 50% maka kemampuan model peramalan buruk.

Dari nilai tersebut kita bisa memahami bahwa nilai MAPE masih bisa digunakan apabila tidak melebihi 50%. Ketika nilai MAPE sudah diatas 50% maka model peramalan sudah tidak bisa digunakan lagi.

3. *Root Mean Square Error* (RMSE)

Selain menggunakan MAE, akurasi model dalam mengestimasi bobot kambing juga dievaluasi menggunakan metode *Root Mean Square Error* (RMSE). Jika MAE memberikan gambaran rata-rata kesalahan secara linear, RMSE memberikan bobot lebih tinggi pada kesalahan prediksi yang besar. Menurut (Hodson, 2022) RMSE optimal untuk kesalahan normal (*Gaussian*). Hal ini dikarenakan dalam perhitungan RMSE, selisih antara bobot asli dan bobot prediksi dikuadratkan terlebih dahulu sebelum dirata-ratakan dan ditarik akarnya.

Karakteristik utama dari RMSE adalah sensitivitasnya terhadap *outlier* atau data yang meleset terlalu jauh. Dalam konteks estimasi bobot kambing, nilai RMSE yang rendah menunjukkan bahwa model KNN tidak hanya akurat secara rata-rata, tetapi juga stabil karena tidak menghasilkan prediksi yang sangat jauh menyimpang dari berat aslinya. Sama seperti MAE, hasil RMSE disajikan dalam satuan kilogram (kg), sehingga memudahkan peneliti untuk melihat besaran variasi kesalahan prediksi yang dihasilkan sistem.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$$

Keterangan:

- *RMSE*: Nilai rata-rata akar kuadrat kesalahan.
- n : Jumlah total sampel kambing (50 sampel).
- y_i : Bobot asli kambing (nilai aktual).
- \hat{y}_i : Bobot prediksi sistem (nilai estimasi).

4. R-Squared (R^2 Score)

Metrik terakhir yang digunakan untuk mengukur performa sistem adalah *Coefficient of Determination* atau lebih dikenal dengan R^2 Score. Berbeda dengan MAE, MAPE, dan RMSE yang mengukur besaran kesalahan (*error*), R^2 Score digunakan untuk melihat seberapa baik model KNN dalam menjelaskan variasi data bobot kambing berdasarkan fitur dimensi fraktal yang digunakan. Nilai R^2 berada dalam rentang 0 hingga 1. Jika nilai R^2 mendekati 1, hal ini menunjukkan bahwa fitur ekstraksi fraktal yang diekstraksi dari citra kambing memiliki korelasi yang sangat kuat dengan berat badan aslinya, sehingga model dapat memprediksi bobot dengan sangat presisi. Sebaliknya, jika nilai R^2 mendekati 0, berarti model KNN tidak mampu menangkap hubungan antara fitur visual dengan bobot asli. Hal ini diperkuat oleh penelitian Hodson, (2022) yang mengatakan bahwa R^2 score yang rendah menunjukkan bahwa model belum mampu menjelaskan variasi yang signifikan dalam data. Penggunaan R^2 Score memberikan kepastian statistik mengenai sejauh mana algoritma yang dibangun dapat diandalkan untuk data baru di luar sampel yang diuji.

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}}$$

Keterangan:

R^2 : Koefisien determinasi.

S_{res} : *Sum of Squares Residuals* (jumlah kuadrat dari selisih prediksi dengan nilai asli).

SS_{tot} : *Sum of Squares Total* (jumlah kuadrat dari selisih nilai asli dengan rata-rata nilai asli).