



Pendugaan Bobot Sapi Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Melalui Dimensi Ukuran Tubuh

Nurhidayat¹, Jajam Haerul Jaman²

¹Mahasiswa Program Studi Teknik Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang

²Dosen Program Studi Teknik Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang

Abstract

Received: 03 Januari 2024
Revised : 11 Januari 2024
Accepted: 17 Januari 2024

The cattle population in Indonesia reaches around 18 million heads, with the majority coming from small and medium farms. The weight of the cow has an important role in determining the selling price, but small farmers often find it difficult to weigh the cattle accurately. One of the main challenges is the limitations of conventional scales. Therefore, in this study proposed a model for estimating the weight of cattle based on the dimensions of body size, namely body length and chest circumference. The body size data of the cows were taken from the Purwakarta Cattle Market UPTD, as a representation of field conditions. Modeling uses a Convolutional Neural Network (CNN) which has the ability to recognize patterns in data. This model is trained using body size data to predict cattle weight with high accuracy. The results showed that the proposed prediction model was able to provide an accurate prediction of cattle weight based on body size dimensions. In testing, the model managed to provide an estimate that is close to the true value. This modeling can be a practical solution for small farmers who have difficulty weighing cattle accurately, especially in market conditions that have limited facilities. This modeling approach opens up new opportunities in the management of livestock and the agricultural industry in general. A model for estimating cattle weight based on dimensions of body size can assist farmers in determining the selling price of cattle more accurately and efficiently, as well as making a positive contribution to increasing the productivity and welfare of livestock in Indonesia.

Keywords: Cattle Weight, Modeling, Body Size Dimensions, Convolutional Neural Network, Estimation.

(*) Corresponding Author: nurhidayat101100@gmail.com

How to Cite: Nurhidayat, & Jaman, J. H. (2024). Pendugaan Bobot Sapi Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Melalui Dimensi Ukuran Tubuh. <https://doi.org/10.5281/zenodo.10642689>.

PENDAHULUAN

Populasi sapi di Indonesia sekitar 18 juta ekor, sebagian besar sapi di Indonesia berasal dari peternakan kecil dan menengah dengan rata-rata sekitar 8-10 ekor sapi. Berdasarkan data BPS tahun 2022, Jawa Timur merupakan provinsi dengan populasi ternak terbesar di Indonesia yang berjumlah kurang lebih 5 juta ekor, disusul Jawa Tengah sekitar 1,9 juta ekor sapi dan Sulawesi Selatan sekitar 1,4 juta ekor sapi. Daging sapi merupakan daging yang sangat diminati untuk dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia karena dagingnya empuk dan gurih, selain itu daging sapi juga merupakan sumber protein hewani lain selain unggas, sehingga daging sapi saat ini menjadi salah satu daging yang paling mahal harganya.

Untuk menentukan harga jual sapi, peternak harus mempertimbangkan berbagai faktor seperti jenis sapi, bobot sapi, umur, dan kemampuan sapi menghasilkan susu atau daging. Dalam hal ini bobot sapi merupakan salah satu faktor yang perlu diperhatikan, bobot sapi yang lebih besar akan dihargai lebih tinggi dari bobot sapi yang lebih kecil. Untuk mengukur berat sapi secara efektif,

peternak dapat menggunakan timbangan, namun melihat kondisi di lapangan sering terjadi pedagang sapi tidak memiliki alat untuk menimbang sapi.

Berat pasti seekor sapi hanya dapat ditentukan dengan bantuan selama penimbangan, tetapi dalam situasi dan keadaan tertentu, terutama keadaan petani kecil yang tidak memiliki timbangan, oleh karena itu diperlukan metode praktis lain untuk memperkirakan berat badan sapi (Misnawati, 2015). Beberapa peneliti telah melaporkan hal itu perbandingan antara ukuran tubuh sapi dan berat badan menciptakan formula untuk memperkirakan berat badan berdasarkan umur, spesies, dan jenis kelamin tertentu (Zurahman dan La, 2011).

Untuk menentukan berat sapi dari lingkaran dada yang diukur, cara yang paling efisien adalah dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN adalah algoritma yang dapat mempelajari bentuk dan properti dari data yang diberikan, yang dapat membantu dalam pengenalan pola. Dengan menggunakan data lingkaran dada sapi sebagai input, CNN dapat mengklasifikasikan lingkaran dada sapi dan menghasilkan prediksi bobot sapi yang akurat

Pendugaan atau estimasi bobot hidup adalah salah satu alternatif yang dapat digunakan oleh peternak dalam menentukan bobot tubuh. Untuk mendapatkan bobot sapi maka diperlukan timbangan, namun setelah dilakukan observasi di UPTD pasar sapi Purwakarta hampir semua peternak tidak terdapat adanya timbangan. Sehingga, perlu dilakukan pendugaan atau estimasi bobot hidup salah satunya menggunakan rumus volume tubuh ternak. Untuk melakukan pendugaan bobot hidup sapi menggunakan volume tubuh dapat dilakukan dengan cara pengukuran volume tubuh sapi yang diumpamakan menyerupai bentuk tabung. Lingkaran dada diumpamakan sebagai luas alas dan Panjang badan sebagai tinggi tabung.

Berdasarkan latar belakang dan masalah yang ada maka penulis melakukan penelitian dengan judul “**Pendugaan Bobot Sapi Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Melalui Dimensi Ukuran Tubuh**”.

TINJAUAN PUSTAKA

Convolution Neural Network

CNN atau *ConvNet* merupakan salah satu algoritma *deep learning* yang merupakan perkembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) dan dirancang untuk memproses data dalam format dua dimensi seperti gambar atau suara (Gu et al., 2018). Penggunaan CNN adalah untuk melakukan klasifikasi pada data terlabel dengan menggunakan metode *supervised learning*. Dalam metode *supervised learning*, terdapat data yang dilatih dan variabel yang ditargetkan sehingga tujuannya adalah untuk mengelompokkan data ke dalam kategori yang sudah ada.

Neural Network

Neural network atau sering disebut juga dengan jaringan saraf tiruan adalah model matematis yang terinspirasi dari struktur dan fungsi jaringan saraf biologis di otak manusia. Jaringan saraf tiruan terdiri dari beberapa neuron atau unit pemrosesan yang saling berhubungan dengan bobot yang dapat disesuaikan. Neuron-neuron ini terhubung dalam bentuk layer atau lapisan, dimana masukan diberikan pada lapisan pertama dan keluarannya diambil dari lapisan terakhir. Ada beberapa jenis *neural network* yang umum digunakan, salah satunya adalah

feedforward neural network. Dalam jaringan saraf *feedforward*, informasi mengalir dari lapisan input ke lapisan output tanpa umpan balik dari lapisan output ke lapisan input. Jenis lain dari jaringan saraf adalah jaringan saraf berulang, di mana data dapat berjalan mundur dan maju melalui waktu. Jaringan saraf mampu melakukan prediksi yang kompleks, klasifikasi dan pengenalan pola. Karena itu, jaringan saraf banyak digunakan dalam berbagai aplikasi seperti pemrosesan gambar, pengenalan suara, dan analisis data. Untuk prediksi atau klasifikasi, jaringan saraf pertama-tama harus dilatih pada data pelatihan berlabel.

Backpropagation

Backpropagation merupakan suatu program komputasi yang digunakan untuk menerapkan *neural network* dan dapat memecahkan masalah *non-linear* serta *network multilayer* dengan menggeneralisasi persamaan *widrowhoff* (Hutami, 2018). Metode ini menggunakan penurunan gradien dan umumnya digunakan dalam pelatihan *neural network* dan mudah diatur jumlah *layer*-nya sehingga sering digunakan dalam berbagai permasalahan. *Backpropagation* dapat menghitung tingkat kesalahan dari hasil *output neural network* sehingga dapat menghasilkan *neural network* dengan kesalahan terkecil. Dalam pelatihan, *neural network* harus dilatih dengan pola input yang sesuai sehingga dapat mengenali pola dan memperoleh bobot serta bias pada tiap simpul. Meskipun demikian, *Backpropagation* memiliki beberapa kelemahan seperti tidak dapat mengenali pola input yang belum diajarkan dan dapat mengakibatkan pola lama dilupakan saat mengenali pola baru.

Deep Learning

Deep learning adalah salah satu cabang dari *machine learning* yang menggunakan *Deep Neural Networks* untuk menyelesaikan permasalahan dalam bidang *machine learning* (Konar, 2018). *Deep learning* mencoba menirukan cara berpikir manusia dengan memanfaatkan *Artificial Neural Networks* yang memiliki banyak lapisan (*multi-layer*). *Neural Networks* ini dibuat sedemikian rupa mirip dengan otak manusia, di mana neuron-neuron terhubung satu sama lain membentuk sebuah jaringan neuron yang sangat kompleks. *Deep learning*, juga dikenal sebagai *deep structured learning*, *hierarchial learning*, atau *deep neural*, memanfaatkan *multiple non-linear transformation* untuk melakukan pembelajaran. Perbedaan antara pembelajaran mesin (*Machine Learning*) dan pembelajaran mendalam (*Deep Learning*) adalah kompleksitas informasi dan representasi yang lebih dalam.

Pendugaan Bobot Tubuh

Pendugaan bobot tubuh ternak menggunakan volume tubuh membutuhkan alat pengukur berupa pita ukur. Hapsari (2018) menjelaskan bahwa Panjang badan diukur dengan mengukur jarak dari sendi bahu hingga tepi belakang tulang pelvis menggunakan pita ukur, sementara lingkaran dada diukur dengan melingkarkan pita ukur mengikuti lingkaran dada atau tubuh di belakang bahu. Menurut Wello (2007), perubahan bentuk tubuh pada ternak yang terjadi saat penambahan berat badan sangat berguna untuk seleksi pada pemuliaan ternak karena dapat memberikan petunjuk tentang performansi kondisi pada grazing atau feedlot. Namun, semakin mendekati dewasa tubuh, penambahan berat badan cenderung semakin rendah. Sarwono et al. (2019) menyatakan bahwa ukuran tubuh seperti Panjang badan, lingkaran dada, dan tinggi Pundak saling berhubungan dan memberikan informasi

yang akurat untuk melakukan estimasi bobot badan karena memiliki koefisien regresi yang tinggi dibandingkan dengan ukuran tubuh lainnya.

Sapi

Sapi atau bos taurus adalah hewan ternak yang umumnya dipelihara untuk diambil dagingnya, susunya, dan kulitnya. Sapi adalah hewan herbivora, yang artinya mereka hanya makan tumbuhan. Selain itu, sapi juga dapat dimanfaatkan untuk membajak sawah atau ladang, dan sebagai hewan kurban pada saat hari raya keagamaan. Sapi memiliki tubuh yang besar dan berat, dengan rata-rata berat jantan dewasa mencapai 500-700 kg dan betina dewasa mencapai 350-450 kg. Sapi jantan biasanya memiliki tubuh yang lebih besar dan berotot dibandingkan dengan sapi betina. Selain itu, sapi juga memiliki ciri khas berupa tanduk yang tumbuh dari kepala mereka, namun beberapa peternak menghilangkan tanduk tersebut untuk alasan keselamatan. Sapi juga memiliki hidung yang panjang dan lebar, serta telinga yang besar. Beberapa jenis sapi terkenal di dunia ternyata memiliki karakteristik yang berbeda-beda, mulai dari warna kulit, bentuk tubuh, dan kemampuan produksi susu atau daging. Sapi sendiri sering menjadi subjek penelitian di berbagai bidang, termasuk biologi dan genetika. Hal ini dilakukan untuk meningkatkan produksi susu dan daging, serta mengurangi risiko terjadinya penyakit pada sapi. Selain itu, sapi memiliki ciri khas lainnya, seperti tanduk, telinga yang lebar, dan hidung yang panjang. Beberapa jenis sapi yang terkenal antara lain sapi peranakan ongole, sapi simental, sapi brahman, dan sapi limousin. Meskipun memiliki karakteristik yang berbeda, semua jenis sapi membutuhkan perawatan yang baik dan memenuhi kebutuhan dasar, seperti pakan dan lingkungan yang bersih dan sehat.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini akan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* sebagai metodologi. Objek penelitian ini adalah bobot sapi hidup yang akan diukur dimensinya (LD,PB) untuk dianalisis menggunakan *convolutional neural network*. Metode yang digunakan dalam pengujian melibatkan penggunaan data pengujian yang terpisah, melakukan prediksi bobot sapi menggunakan model yang telah dibangun, dan membandingkan hasil prediksi dengan bobot sebenarnya untuk mengukur tingkat akurasi model tersebut. Dengan tahapan berupa *dataset loading, preprocessing, convolution & ReLU, pooling layer, flatten* dan *fully connected layer*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembuatan Model

Pada tahap ini, fokus utama ke pembuatan arsitektur model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang akan digunakan untuk melakukan prediksi bobot sapi berdasarkan dimensi ukuran tubuh, yaitu panjang badan dan lingkar dada.

1. Convolutional Layer

Pertama, ditambahkan lapisan konvolusi dengan 32 filter dan ukuran kernel 3. Fungsi aktivasi ReLU (*Rectified Linear Activation*) digunakan untuk mengenyonaktifkan nilai negatif dan memberikan non-linearitas pada model. Input shape diatur sesuai dengan dimensi data yang telah dinormalisasi.

2. MaxPooling Layer

Langkah berikutnya adalah menambahkan lapisan *MaxPooling1D* dengan ukuran jendela 2. *MaxPooling* bertujuan untuk mengurangi dimensi spasial data dengan mengambil nilai maksimum di setiap jendela, sehingga mengurangi jumlah parameter yang diperlukan.

3. *Flatten Layer*

Lapisan *Flatten* digunakan untuk mengubah output dari lapisan sebelumnya menjadi vektor satu dimensi, sehingga data siap untuk dimasukkan ke dalam lapisan *fully connected*.

4. *Fully Connected Layer 1*

Lapisan *Dense* dengan 64 neuron dan fungsi aktivasi ReLU digunakan untuk memproses fitur-fitur yang telah diekstrak dari lapisan sebelumnya. Ini membantu model untuk memahami hubungan antara fitur-fitur yang ada.

5. *Fully Connected Layer 2 (Output Layer)*

Terakhir, ditambahkan lapisan *Dense* dengan 1 neuron yang menghasilkan keluaran linear. Fungsi aktivasi linear digunakan karena kita ingin melakukan regresi untuk prediksi bobot tubuh. Uji statistik deskriptif digunakan untuk menganalisa data dengan cara mendeskripsikan data secara apa adanya dan tidak perlu menciptakan kesimpulan yang diberlakukan secara umum.

Pengujian

Setelah model *Convolutional Neural Network* (CNN) berhasil dibangun, tahap berikutnya adalah melakukan pengujian untuk mengukur kinerja model dalam melakukan prediksi bobot sapi berdasarkan dimensi ukuran tubuh. Langkah-langkah pengujian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Persiapan Data Uji

Data uji yang telah disiapkan sebelumnya digunakan sebagai input untuk model yang telah dilatih. Data ini belum pernah dilihat oleh model sebelumnya dan berfungsi untuk menguji kemampuan generalisasi model.

2. Pembuatan Model

Pada langkah "Pembuatan Model" (poin 4.4), arsitektur model *Convolutional Neural Network* (CNN) telah dirancang dan dibangun dengan menggunakan lapisan-lapisan *konvolusi*, *pooling*, dan *fully connected*. Arsitektur tersebut memiliki fungsi aktivasi seperti ReLU dan linear yang membantu model dalam mengekstrak pola dari data.

3. Pengujian Model

Setelah pembuatan model, langkah selanjutnya adalah "Pengujian Model" (poin 4.5). Bagian ini akan menjelaskan penjelasan langkah-langkah pengujian yang telah dijelaskan:

a. *Compile the Model*

Tahap bertujuan untuk mengkompilasi model sebelum dilakukan pelatihan. Dalam kasus ini, peneliti menggunakan fungsi loss MSE (*Mean Squared Error*) sebagai metrik yang akan dioptimisasi selama pelatihan. *Optimizer* 'adam' digunakan untuk mengoptimalkan parameter model berdasarkan nilai loss.

b. *Train the Model*

Langkah selanjutnya adalah langkah pelatihan model. Data latih (*X_train* dan *y_train*) dimasukkan ke dalam model untuk melakukan pembelajaran. Anda melatih model selama 1000 *epoch* (iterasi) dengan ukuran *batch* sebesar 32.

Parameter *verbose=1* menghasilkan output yang memberikan informasi tentang proses pelatihan.

Proses pelatihan ini melibatkan pengoptimalan parameter model berdasarkan data latih dan tujuan mengurangi nilai *loss* (MSE). Saat proses pelatihan berlangsung, model secara bertahap belajar menyesuaikan bobot dan parameter internalnya agar dapat melakukan prediksi yang lebih baik berdasarkan dimensi ukuran tubuh.

Evaluasi

Tahap evaluasi merupakan langkah kritis dalam implementasi model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk pendugaan bobot sapi berdasarkan dimensi ukuran tubuh. Evaluasi dilakukan untuk mengukur sejauh mana model berhasil dalam prediksi bobot sapi dan untuk menganalisis hasil prediksi secara mendalam.

Evaluasi Performa Model

Pada tahap ini, model *Convolutional Neural Network* (CNN) dievaluasi untuk mengukur kinerjanya dalam melakukan pendugaan bobot sapi berdasarkan dimensi ukuran tubuh. Evaluasi ini dilakukan menggunakan data uji yang tidak pernah digunakan selama pelatihan model. Tujuan utama dari evaluasi ini adalah untuk memahami seberapa baik model mampu melakukan prediksi dalam situasi dunia nyata. Evaluasi performa model ini didasarkan pada penghitungan nilai kerugian (*loss*) pada data uji. Semakin rendah nilai kerugian, semakin baik model dalam memprediksi nilai bobot sapi. Evaluasi performa model dilakukan dengan menggunakan kode berikut:

```
'loss = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=0)'
```

Di mana *X_test* adalah data uji yang telah dinormalisasi dan *y_test* adalah nilai bobot sapi yang sesungguhnya pada data uji. Nilai *loss* yang dihasilkan akan memberikan gambaran awal tentang sejauh mana model dapat melakukan pendugaan dengan akurat pada data yang tidak pernah dilihat sebelumnya. Evaluasi performa model menjadi langkah awal dalam menganalisis kualitas prediksi dan menentukan apakah model memiliki potensi untuk digunakan dalam praktik. Namun, evaluasi ini hanya memberikan gambaran awal dan langkah-langkah berikutnya, seperti perhitungan RMSE dan analisis lebih lanjut, akan memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang kinerja model dalam tugas prediksi bobot sapi.

Evaluasi

Pengukuran *Root Mean Squared Error* (RMSE) merupakan langkah penting dalam evaluasi model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk pendugaan bobot sapi berdasarkan dimensi ukuran tubuh. RMSE mengukur tingkat kesalahan prediksi model dengan cara menghitung rata-rata dari perbedaan antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya, kemudian mengambil akar kuadrat dari nilai tersebut. Pada tahap ini, RMSE dihitung pada data latih dan data uji untuk memahami sejauh mana model berhasil dalam melakukan prediksi bobot sapi. Sebagai hasil dari perhitungan tersebut, diperoleh nilai RMSE sebagai berikut:

RMSE pada Data Latih : 1,7477136723481612

RMSE pada Data Uji : 4,080830753830106

Hasil RMSE pada data latih dan data uji memberikan gambaran tentang seberapa baik model dalam melakukan pendugaan bobot sapi. Semakin rendah nilai

RMSE, semakin akurat model dalam melakukan prediksi. Analisis RMSE ini menjadi salah satu indikator penting dalam mengevaluasi kinerja model dalam tugas prediksi bobot sapi.

Denormalisasi dan Analisis Hasil

Setelah model *Convolutional Neural Network* (CNN) dievaluasi dan pengukuran *Root Mean Squared Error* (RMSE) dilakukan, langkah selanjutnya adalah melakukan denormalisasi hasil prediksi dan menganalisis hasil tersebut. Denormalisasi diperlukan untuk mengembalikan hasil prediksi dan nilai sebenarnya ke dalam skala aslinya sehingga dapat lebih mudah diinterpretasikan. Berikut adalah langkah-langkah untuk melakukan proses denormalisasi terhadap hasil prediksi dan nilai sebenarnya pada data uji.

1. Denormalisasi Hasil Prediksi

Hasil prediksi yang telah dinormalisasi sebelumnya dikembalikan ke dalam skala bobot aslinya menggunakan objek *scaler*. Langkah ini memungkinkan kita untuk memahami berapa nilai prediksi dalam konteks bobot asli bisa dilihat pada tabel berikut:

Tabel 1. Hasil Prediksi

124.89185
139.19554
131.62358
174.09677

2. Denormalisasi Nilai Sebenarnya

Nilai bobot sapi yang sesungguhnya pada data uji, yang telah dinormalisasi sebelumnya pada Tabel 2, juga dikembalikan ke dalam skala bobot aslinya menggunakan objek *scaler*.

Tabel 2. Nilai Sebenarnya

137
147
137
173

Dengan hasil prediksi dan nilai sebenarnya yang telah denormalisasi, kita memiliki data yang lebih mudah diinterpretasikan dan dapat dibandingkan dengan lebih baik. Analisis hasil dilakukan dengan membandingkan nilai hasil prediksi dengan nilai bobot sebenarnya pada data uji. Dalam konteks penelitian ini, langkah ini membantu kita untuk memahami sejauh mana model berhasil dalam melakukan prediksi. Perbandingan ini dapat memberikan wawasan tentang pola dan kualitas prediksi yang dihasilkan oleh model.

Perbandingan Hasil

Setelah melakukan denormalisasi hasil prediksi dan nilai sebenarnya pada data uji, langkah selanjutnya adalah melakukan perbandingan antara hasil prediksi yang telah denormalisasi dan nilai bobot sebenarnya. Perbandingan ini membantu dalam mengidentifikasi sejauh mana model berhasil dalam melakukan pendugaan bobot sapi berdasarkan dimensi ukuran tubuh. Perbandingan dilakukan dengan membuat *DataFrame* yang berisi kolom "*Actual Weight*" yang berisi nilai bobot sebenarnya dan kolom "*Predicted Weight*" yang berisi hasil prediksi yang telah

denormalisasi. *DataFrame* ini memudahkan untuk melihat dan membandingkan kedua nilai tersebut secara berdampingan.

DataFrame ini dapat memberikan gambaran visual tentang sejauh mana model berhasil dalam menghasilkan prediksi yang mendekati nilai sebenarnya. Selain itu, kita juga dapat melakukan analisis lebih lanjut, seperti mencari perbedaan dan pola dalam hasil prediksi, untuk memahami bagaimana model bekerja dalam berbagai kasus. Hasil perbandingan ini memberikan wawasan penting tentang kualitas prediksi model dan membantu dalam mengevaluasi sejauh mana model dapat diandalkan dalam melakukan pendugaan bobot sapi berdasarkan dimensi ukuran tubuh. Dengan melihat hasil perbandingan, kita dapat mengambil kesimpulan dan rekomendasi tentang potensi penggunaan model dalam praktik dan juga memahami kekuatan dan kelemahan model untuk pengembangan lebih lanjut.

Interpretasi Hasil

Interpretasi hasil merupakan langkah akhir dalam proses implementasi dan evaluasi model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk pendugaan bobot sapi berdasarkan dimensi ukuran tubuh. Pada tahap ini, kita akan merenungkan arti dari hasil prediksi, mengevaluasi signifikansi praktis dari model, dan mengidentifikasi wawasan yang dapat diperoleh dari eksperimen ini.

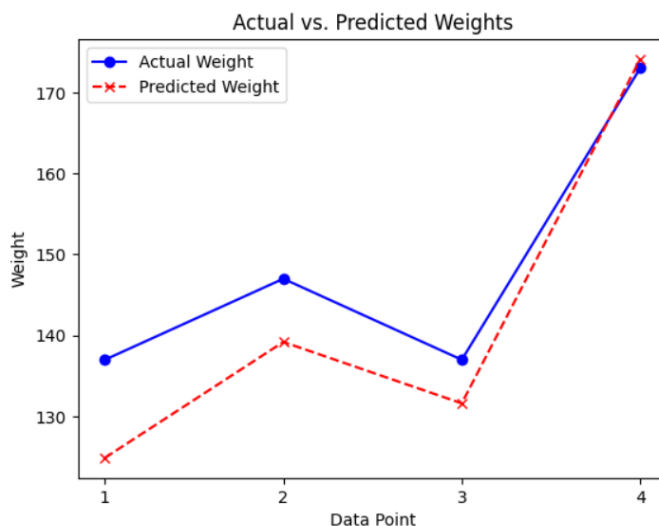
Kesesuaian Prediksi dengan Nilai Sebenarnya

Hasil prediksi yang telah diperoleh adalah sebagai berikut:

Tabel 3. Perbandingan Hasil

<i>Actual Weight</i>	<i>Predicted Weight</i>
137	124.891853
147	139.195541
137	131.623581
173	174.096771

Dalam Tabel 3, kolom "*Actual Weight*" mencantumkan nilai bobot sapi yang sebenarnya, sementara kolom "*Predicted Weight*" mencantumkan hasil prediksi yang diberikan oleh model *Convolutional Neural Network* (CNN). Dengan membandingkan nilai sebenarnya dengan hasil prediksi yang telah di visualisasikan pada gambar berikut.



Gambar 1. Visualisasi Hasil

Pada Gambar 1. kita dapat melihat sejauh mana kesesuaian prediksi model dengan nilai sebenarnya. Interpretasi kesesuaian prediksi dengan nilai sebenarnya memberikan wawasan tentang kualitas prediksi model dalam konteks penelitian pendugaan bobot sapi. Hal ini menjadi dasar untuk melakukan analisis lebih mendalam tentang performa model dan signifikansi praktis dari hasil prediksi ini dalam pengambilan keputusan.

PENUTUP

Kesimpulan

Dalam penelitian ini, telah berhasil dilakukan implementasi dan evaluasi model CNN 1D untuk melakukan pendugaan bobot sapi berdasarkan dimensi ukuran tubuh, yaitu panjang badan dan lingkaran dada. Beberapa temuan utama yang dapat diambil sebagai kesimpulan adalah sebagai berikut:

1. Model CNN mampu melakukan prediksi bobot sapi dengan tingkat akurasi yang dapat diterima. Performa model ini didukung oleh analisis *Root Mean Squared Error* (RMSE) yang relatif rendah, menunjukkan kemampuan model dalam melakukan prediksi mendekati nilai sebenarnya.
2. Penggunaan dimensi ukuran tubuh, yaitu panjang badan dan lingkaran dada, sebagai fitur dalam model prediksi memberikan hasil yang cukup baik. Hal ini menunjukkan bahwa model CNN dapat mengekstraksi pola-pola yang relevan dari data dimensi ukuran tubuh untuk melakukan pendugaan bobot sapi.
3. Evaluasi performa model dan analisis hasil perbandingan antara prediksi dan nilai sebenarnya memberikan gambaran yang lebih mendalam tentang kemampuan model dalam situasi dunia nyata. Model ini dapat menjadi alat yang berpotensi membantu dalam pengambilan keputusan terkait manajemen peternakan dan pengelolaan bobot sapi.

Saran

Berdasarkan hasil penelitian ini, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan lebih lanjut dalam bidang ini:

1. Pengumpulan Data Lebih Lanjut. Pengembangan model dapat ditingkatkan dengan mengumpulkan lebih banyak data yang mencakup berbagai variasi dalam dimensi ukuran tubuh sapi. Dataset yang lebih besar dan beragam dapat membantu meningkatkan performa dan akurasi model.
2. Implementasi pada Skala Lebih Besar. Mengujicobakan model ini dalam skala yang lebih besar dan dalam lingkungan peternakan yang berbeda-beda untuk melihat sejauh mana model dapat digunakan dalam praktik.
3. Pengembangan Aplikasi Android. Sebagai langkah pengembangan berikutnya, model ini dapat diimplementasikan sebagai aplikasi Android yang intuitif dan mudah digunakan. Dengan aplikasi ini, para peternak akan memiliki kemampuan untuk dengan cepat memprediksi bobot sapi berdasarkan dimensi ukuran tubuh melalui ponsel mereka. Langkah ini akan secara signifikan memudahkan para peternak dalam mengelola bobot sapi secara efisien dan akurat.

REFERENCES

- Abdulhakim, R., Carudin, & Dermawan, B. A. (2021). Analisis dan Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Kendaraan Prioritas. *Jurnal Sains dan Informatika*.
- Abhirawa, H., Jondri, & Arifianto, A. (2017). Pengenalan Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network. *e-Proceeding of Engineering*.
- Alwanda, M. R., Ramadhan, R. K., & Alamsyah, D. (2020). Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle. *Jurnal Algoritme*.
- Badrul, M. (2013). Penerapan Metode Neural Network Untuk Memprediksi Hasil Pemilu Legislatif. *Techno Nusa Mandiri*.
- Danukusumo, & Pudi, K. (2017). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Candi Berbasis Gpu. *Editor UAJY*.
- Felix, Wijaya, J., Sutra, S. P., Kosasih, P. W., & Sirait, P. (2020). Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Jenis Tanaman Melalui Daun. *SIFO Mikroskil*.
- Gjergji, M., Weber, V. d., Silva, L. O., & Gomes, R. d. (2020). Deep Learning Techniques for Beef Cattle Body Weight Prediction. *IEEE Xplore*.
- Halimi, I., Azhar, Y., & Marthasari, G. I. (2019). Prediksi Harga Emas Menggunakan Univariate Convolutional Neural Network. *Repositor*.
- Hendriyana, & Maulana, Y. H. (2020). Identifikasi Jenis Kayu menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur Mobilenet. *Jurnal Resti*.
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine Learning and Deep Learning. *Fundamentals*.
- Juneja, S., Juneja, A., Dhiman, G., Behl, S., & Kautish, S. (2021). An Approach for Thoracic Syndrome Classification with Convolutional Neural Networks. *Hindawi*.
- Kurniadi, F. I., Putri, V. K., & Wibawa, Y. E. (2021). Klasifikasi Topeng Cirebon Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*.
- Kusumaningrum, T. F. (2018). Implementasi Convolution Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Jamur Konsumsi Di Indonesia Menggunakan Keras. *Universitas Islam Indonesia Yogyakarta*.
- Lin, W., Hasenstab, K., Cunha, G. M., & Schwartzman, A. (2020). Comparison of handcrafted features and convolutional neural networks for liver MR image adequacy assessment. *Scientific Reports*.
- Madvari, R. F. (2022). Artificial Intelligence (AI), Machine Learning (ML) and Deep Learning (DL) on Health, Safety and Environment (HSE). *Editorial*.
- Ni'am, H., Purnomoadi, A., & Dartosukarno, S. (2012). Hubungan Antara Ukuran-Ukuran Tubuh Dengan Bobot Badan Sapi Bali Betina Pada Berbagai Kelompok Umur. *Animal Agriculture Journal*.
- Paraijun, F., Aziza, R. N., & Kuswardani, D. (2022). Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Dalam Mengklasifikasi Kesegaran Buah Berdasarkan Citra Buah. *Kilat*.

- Parwita, I. M., & Siahaan, D. (2019). Classification of Mobile Application Reviews using Word Embedding and Convolutional Neural Network. *Lontar Komputer*.
- Pham, D. (2020). A comprehensive study on classification of COVID-19 on computed tomography with pretrained convolutional neural networks. *Scientific Reports*.
- Putra, A., Rusdhi, A., & Gunawan, F. (2020). Penentuan Bobot Badan Sapi Peranakan Ongole (PO) Jantan Berdasarkan Profil Body Condition Score (BCS) Di Kecamatan Hampan Perak Kabupaten Deli Serdang. *Scenario*.
- Ramdhan, N. A. (2019). Penerapan Metode Neural Network Untuk Prediksi Nilai Ujian Nasional (Study Kasus Di Smk Muhammadiyah Slawi). *Jurnal Ilmiah Indonesia*.
- Rismiyati. (2016). Implementasi Convolutional Neural Network untuk Sortasi Salak . *Yogyakarta : Universitas Gadjah Mada*.
- Saraiva, A. A., Ferreira, N. F., Lopes de Sousa, L., Costa, N. C., Sousa, J. J., Santos, D. B., . . . Soares, S. (2019). Classification of Images of Childhood Pneumonia using Convolutional Neural Networks. *Scitepress*.
- Sena, S. (den 27 Mei 2018). *Pengenalan Deep Learning Part 1 : Neural Network*. Hämtat från medium.com: <https://medium.com/@samuelsena/pengenalan-deep-learning-8fbb7d8028ac>
- Sena, S. (den 27 Mei 2018). *Pengenalan Deep Learning Part 7 : Convolutional Neural* . Hämtat från medium.com: <https://medium.com/@samuelsena/pengenalan-deep-learning-part-7-convolutional-neural-network-cnn-b003b477dc94>
- Shafira, T. (2018). Implementasi Convolutional Neural Networks Untuk Klasifikasi Citra Tomat Menggunakan Keras. *Universitas Islam Indonesia Yogyakarta*.
- Shen, Z., & Rossel, R. V. (2021). Automated spectroscopic modelling with optimised convolutional neural networks. *Scientific Reports*.
- Suartika, I. W., Wijaya, A. Y., & Soelaiman, R. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) pada Caltech 101. *Jurnal Teknik ITS*.
- Sunghwan, Gujrathi, I., Haider, M. A., & Khalvati, F. (2019). Prostate Cancer Detection using Deep Convolutional Neural Networks. *Scientific Reports*.
- Tanari, M., Duma, Y., Rusiyantono, Y., & Mangun, M. (2011). Dinamika Populasi Sapi Potong Di Kecamatan Pamona Utara Kabupaten Poso. *J. Agrisains*.