

Klasifikasi Jenis Ras Kucing Dengan Gambar Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)

Rahmat Gunawan¹, Daffy Mohamad Ismail Hanafie², Anggi Elanda³

¹ Program Studi Manajemen Informatika, STMIK ROSMA, Karawang, Indonesia

^{2,3} Program Studi Teknik Informatika, STMIK ROSMA, Karawang, Indonesia

Email : rahmat@rosma.ac.id, daffy.hanafie@alumni.rosma.ac.id, anggi@rosma.ac.id

Abstract

Cats are animals that are mostly kept by many people at this time, and also animals that have many types of breeds. Because of this, many people are not aware of what kind of cat breed they keep, not even in general many people think that a cat with thick hair is a cat with the Angora or Persian race. However, each cat has its own characteristics that can be identified from the shape of the body, the type of fur, the color of the fur, to the shape of the cat's face. Therefore we need a system that can recognize the type of race of the cat. In this final project research entitled "Cat Breeds Classification with Images Using Convolutional Neural Network (CNN)" conduct training and validation using an image dataset totaling 1500 images in total with 5 classes. Using the CNN model with Adam's optimization, the accuracy of the model is 77.62%.

Keywords: Convolutional Neural Network, Image, Classification, Cat Breed

Abstrak

Kucing adalah hewan yang paling banyak dipelihara oleh banyak orang pada saat ini, dan juga hewan yang memiliki banyak jenis ras. Karena hal tersebut banyak orang yang tidak menyadari kucing dari jenis ras apa yang mereka pelihara, bahkan tidak secara umum banyak orang mengira bahwa kucing yang berbulu lebat merupakan kucing dengan ras Angora ataupun Persia. Bagaimana pun setiap kucing memiliki karakteristiknya tersendiri yang dapat diketahui dari bentuk badan, jenis bulu, warna bulu, hingga bentuk wajah kucing tersebut. Maka dari itu diperlukan suatu sistem yang dapat mengenali jenis ras dari kucing tersebut. Pada penelitian tugas akhir ini dengan judul "Klasifikasi Jenis Ras Kucing Dengan Gambar Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)" melakukan pelatihan dan validasi dengan dataset gambar berjumlah 1500 gambar secara keseluruhan dengan jumlah kelas sebanyak 5 kelas. Menggunakan model CNN dengan optimasi Adam mendapatkan hasil akurasi modelnya yaitu sebesar 77.62%.

Kata Kunci: Convolutional Neural Network, Gambar, Klasifikasi, Ras Kucing

Article History :

Received 08, Januari, 2024

Revised 15, Januari, 2024

Accepted 22, Januari, 2024

Corresponding Author:

Nama Penulis, Rahmat Gunawan
Departemen, Manajemen Informatika
Instansi, STMIK Rosma
Alamat. Jl. Parahiyangan, Adiarsa Barat
Email Penulis. rahmat@rosma.ac.id

1. Pendahuluan

Kucing merupakan hewan dari kelas mamalia yang banyak menjadi hewan peliharaan karena digemari oleh manusia, bukan tanpa sebab hal ini dikarenakan kucing memiliki bentuk fisik yang

menggemaskan, memiliki tingkah laku yang imut, serta memiliki bulu yang lembut, hewan yang jinak dan perawatannya yang cenderung cukup mudah[1]. Selain itu kucing memiliki banyak jenis ras dengan berbagai bentuk karakteristik,

walaupun pada saat ini kebanyakan kucing merupakan kucing keturunan campuran. Secara umum khususnya pada masyarakat kita kebanyakan tidak mengenali jenis ras apa dari kucing yang mereka pelihara, hal ini dikarenakan kurangnya pengetahuan akan ras seekor kucing, bahkan kebanyakan masyarakat umum mengetahui bahwa kucing yang berbulu lebat itu merupakan kucing dari ras Angora atau Persia.

Berdasarkan permasalahan tersebut ras kucing dapat dibedakan berdasarkan bentuk badan, wajah, jenih bulu, ataupun warna dari bulunya, agar dapat melakukan hal tersebut maka diperlukan sebuah machine learning yang dapat mengidentifikasi pola dari ras kucing tersebut.

Penelitian sebelumnya melakukan klasifikasi citra menggunakan SVM mendapatkan akurasi sebesar 71.47% pada metode pertama, lalu pada metode yang kedua menerapkan CNN dengan akurasi akhir 94% [2]. Adapun penelitian melakukan klasifikasi berdasarkan bentuk hidung, wajah serta kaki menggunakan OpenCV [3]. Lalu pada penelitian lain menggunakan CNN dalam klasifikasi citra buah mendapatkan akurasi sebesar 97.97% [4], adapun penggunaan metode Naive Bayes serta Support Vector Machine dimana nilai akurasi yang dihasilkan berturut – turut adalah 79.5% dan 88.4% [5].

Pada penelitian terdahulu telah menjelaskan bahwa metode CNN merupakan model atau metode yang di klaim terbaik dari Deep Learning untuk mengenali suatu citra dari objek yang akan di kenali [6]. Oleh karena itu penggunaan CNN dalam penelitian ini dapat digunakan untuk mengenali jenis ras dari kucing yang akan diteliti berdasarkan citra gambar untuk data latih serta data ujinya. Pada penelitian ini dengan menggunakan metode CNN sebagai arsitektur dalam klasifikasi jenis ras kucing dengan gambar yang memfokuskan menghasilkan lima kelas dari gambar

kucing tersebut yaitu “Persia”, “Angora”, “Ragdoll”, “Domestik”, dan “Bengal”.

2. Tinjauan Pustaka

Citra Digital

Citra adalah representasi, kemiripan atau imitasi dari suatu objek atau benda. Secara matematis, citra dinyatakan sebagai suatu fungsi yang kontinu dari intensitas cahaya pada bidang dua dimensi. Citra dibedakan menjadi dua yaitu citra kontinu diperoleh dari sistem optik yang menerima sinyal analog (mata manusia dan kamera analog) dan citra diskrit (digital) dihasilkan melalui proses digitalisasi terhadap citra kontinu [7], [8], [9].

Artificial Intelligence

Kecerdasan buaran atau Artificial Intelligence (AI) adalah teknik yang digunakan untuk meniru kecerdasan yang dimiliki oleh makhluk hidup maupun benda mati untuk menyelesaikan suatu permasalahan atau persoalan. Kecerdasan buatan atau (Artificial Intelligence) merupakan sebuah studi tentang bagaimana membuat sebuah komputer melakukan hal-hal yang pada saat ini dilakukan lebih baik daripada manusia, Artificial Intelligence bertujuan untuk mengetahui atau memodelkan proses berpikir manusia dan mendesain mesin sehingga bisa menirukan perilaku manusia [5], [10].

Machine Learning

Machine Learning atau pembelajaran mesin merupakan pendekatan dalam Artificial Intelligence yang banyak digunakan untuk menggantikan atau menirukan perilaku manusia untuk menyelesaikan masalah atau melakukan otomasi. Machine Learning mempelajari teori agar komputer mampu belajar dari data, dengan menggunakan sekumpulan data training atau sekumpulan data di masa lalu [2]. Pembelajaran yang dilakukan melibatkan berbagai disiplin ilmu seperti ilmu komputer, statistika matematika hingga neurologi atau ilmu kedokteran yang

berfokus pada otak dan jaringan saraf. Model yang dihasilkan dapat berupa predictive (untuk memprediksi masa depan) atau descriptive (untuk memperoleh pengetahuan dari data), atau gabungan dari keduanya. Maka dapat disimpulkan Machine Learning adalah bagaimana membuat komputer dapat menyelesaikan berbagai persoalan dan dapat belajar sendiri seperti manusia belajar akan sesuatu.

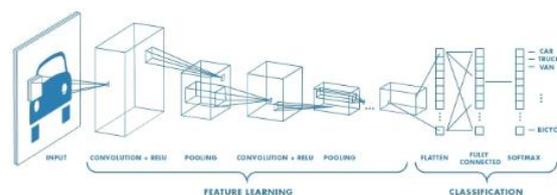
Deep Learning

Deep Learning merupakan salah satu jenis algoritma jaringan saraf tiruan yang menggunakan metadata sebagai input dan mengolahnya menggunakan sejumlah lapisan tersembunyi (hidden layer) transformasi non-linier dari data masukan untuk menghitung nilai output. Algoritma pada Deep Learning fitur yang unik, yaitu sebuah fitur yang dapat mengekstraksi secara otomatis, maka algoritma yang dimilikinya secara otomatis dapat menangkap fitur yang relevan sebagai keperluan dalam pemecahan suatu masalah. Algoritma seperti ini sangat penting dalam kecerdasan buatan karena mampu mengurangi beban pemrograman dalam memilih fitur yang eksplisit. Algoritma ini dapat digunakan untuk memecahkan permasalahan yang memerlukan pengawasan (Supervised), tanpa pengawasan (Unsupervised), dan semi terawasi (Semi supervised) dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan citra, pengenalan suara, klasifikasi teks, dan sebagainya [11], [6], [12].

Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu jenis Neural Network yang terdapat pada Deep Learning, dan merupakan pengembangan lebih lanjut dari Multilayer Perceptron (MLP) yang dirancang untuk memproses data dua dimensi [13], [14]. Cara kerja CNN hampir sama dengan Neural Network pada umumnya, hanya saja perbedaan yang

utama yaitu menggunakan kernel 2 dimensi atau dimensi tinggi pada setiap unit dalam



lapisan CNN yang akan dilakukan konvolusi. CNN terdiri dari beberapa layer diantaranya, convolutional layer, activation function (ReLU), pooling layer dan fully connected layer.

Gambar 1. Arsitektur Convolutional Neural Network

Berdasarkan pada gambar diatas, tahap pertama dari CNN adalah Feature Learning yang merubah suatu input menjadi fitur berdasarkan ciri dari input tersebut, lapisan ini terdiri dari convolutional layer, fungsi aktivasi, dan pooling layer. Pada convolution layer digunakan filter berisi bobot yang digunakan untuk mendeteksi karakter dari objek yang dideteksi. Selanjutnya menuju fungsi aktivasi. Pada gambar diatas fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit), dan dilanjutkan menuju pooling layer, dari setiap proses lapisan tersebut akan menghasilkan feature maps berupa angka-angka yang akan merepresentasikan gambar yang diteruskan pada bagian lapisan klasifikasi. Lapisan selanjutnya adalah klasifikasi yang berguna untuk mengklasifikasi tiap neuron yang telah di ekstraksi pada lapisan sebelumnya, lapisan ini terdiri dari flatten me-reshape fitur menjadi vektor, fully connected yang melakukan transformasi pada dimensi data agar data dapat diklasifikasikan secara linear, dan fungsi softmax digunakan untuk menghitung kemungkinan setiap kategori target yang mungkin serta dapat membantu menentukan kategori target untuk input yang diberikan [2].

Convolution Layer

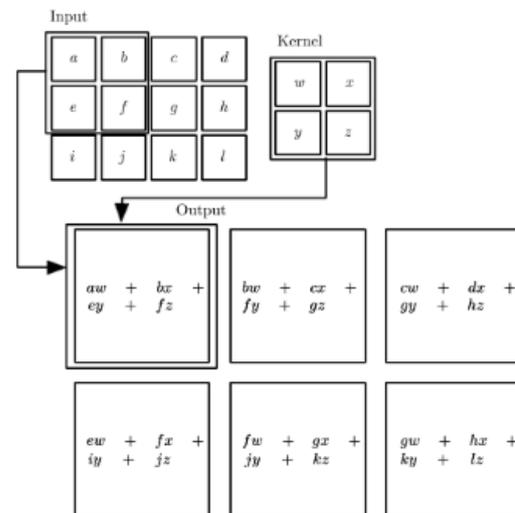
Convolution layer atau lapisan konvolusi merupakan salah satu operasi matematis yang digunakan dalam pengolahan gambar, operasi ini menerapkan fungsi output sebagai Feature Map dari masukan (input) citra. Input dan Output ini dapat dilihat sebagai dua argumen bernilai riil. Secara khusus, operasi konvolusi ini dapat ditulis dengan rumus berikut :

$$s(t) = (x * w)(t)$$

Fungsi $s(t)$ memberikan output tunggal berupa Feature Map, argument pertama adalah input yang merupakan x dan argument kedua w sebagai kernel atau filter. Jika kita melihat input sebagai citra dua dimensi, maka kita bisa mengasumsikan t sebagai pixel dan menggantinya dengan i dan j . Maka operasi untuk konvolusi ke input dengan lebih dari satu dimensi dapat ditulis dengan rumus berikut:

$$S_i, j = \sum_{m,n} I(i-m, j-n)K(m,n)$$

Persamaan di atas merupakan perhitungan dasar dalam operasi konvolusi dimana i dan j adalah piksel dari citra. Perhitungannya bersifat komunikatif dan muncul saat K sebagai kernel (filter), I sebagai input dan kernel yang relative dapat dibalik terhadap input. Sebagai alternatif, operasi konvolusi dapat dilihat sebagai perkalian matriks antara citra masukan dan kernel dimana keluarannya dapat dihitung dengan dot product. Berikut merupakan contoh ilustrasi proses konvolusi pada citra:



Gambar 2. Ilustrasi perhitungan konvolusi Tujuan dilakukannya konvolusi pada data gambar yaitu untuk mengekstraksi fitur dari gambar input, konvolusi akan menghasilkan transformasi linear dari data input sesuai informasi spasial pada data. Bobot pada lapisan tersebut mengspesifikasi kernel konvolusi yang digunakan, sehingga kernel konvolusi dapat dilatih berdasarkan input pada CNN, lalu dimensi output dari feature map dapat dihitung dengan rumus berikut,

$$\text{output f.map} = W - N + 2PS + 1$$

Keterangan:

W = ukuran input

N = ukuran filter

P = zero padding

S = stride

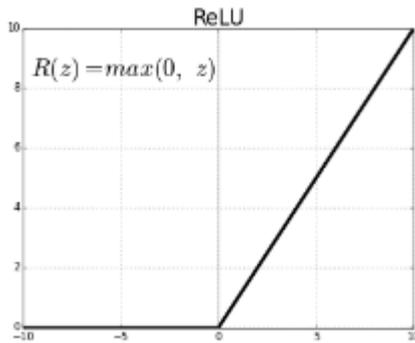
Rectified Linear Unit (ReLU)

Rectified Linear Unit atau yang biasa disebut ReLU, merupakan cara yang paling umum dan dasar untuk memperkenalkan non-linear ke dalam jaringan saraf, penggunaan ReLU dapat mempercepat pelatihan pada jaringan saraf, singkatnya ReLU membuat batasan pada bilangan nol. Persamaan dari fungsi aktivasi ini adalah sebagai berikut:

$$x = 0, x$$

Pada persamaan diatas menunjukkan, jika nilai x bernilai kurang dari nol atau bernilai negatif maka nilai (x) dinyatakan sebagai

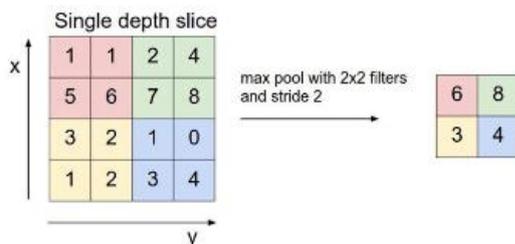
nol, jika bernilai lebih dari atau sama dengan nol maka nilai $f(x)$ sama dengan nilai x .



Gambar 3. Contoh Grafik ReLU

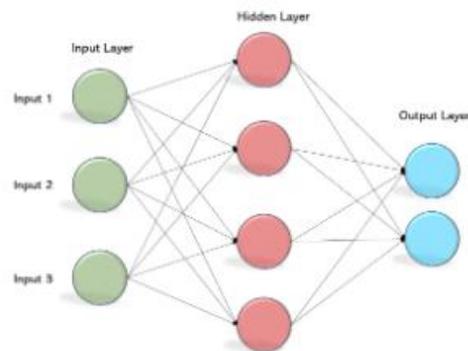
Pooling Layer

Pooling layer merupakan lapisan fungsi pada feature map, sebagai masukan dan mengolahnya dengan berbagai operasi statistik nilai piksel tersebut, lapisan pooling dimasukkan di antara lapisan konvolusi secara berturut – turut dalam susunan arsitektur model CNN dan secara progresif mengurangi ukuran volume output pada feature map [4]. Pooling layer disini bertujuan untuk membagi data output lapisan konvolusi menjadi beberapa kisi kecil dan kemudian akan mendapatkan jumlah maksimum setiap kisi untuk membangun matriks gambar yang berkurang. Pooling yang biasa digunakan adalah Max Pooling dan Average Pooling, sebagai contoh menggunakan Max Pooling 2x2 dengan stride dua, maka setiap pergeseran filter nilai maksimum pada area 2x2 piksel tersebut yang akan dipilih, sedangkan Average Pooling akan memilih rata-ratanya.



Gambar 4. Max Pooling
Fully Connected Layer

Fully Connected Layer disebut juga dengan Multi Layer Perceptron (MLP) digunakan untuk proses fitur yang terintegrasi penuh sebelum masuk ke layer Softmax untuk proses klasifikasi, Fully Connected Layer terdiri dari beberapa layer neuron, sebelum masuk Fully Connected Layer matriks masukan akan diubah menjadi vektor dengan cara diratakan sehingga dapat masuk secara penuh bagian yang terhubung. Lapisan ini bertujuan untuk mengolah data sehingga data bisa di klasifikasikan.



Gambar 5. Arsitektur Fully Connected Layer

Softmax Classifier

Softmax Classifier merupakan generalisasi untuk beberapa kelas, memberikan output yang sedikit intuitif (peluang kelas yang dinormalisasikan) serta memiliki interpretasi probabilistik yang akan langsung dijelaskan. Tujuan lapisan ini yaitu memprediksi output klasifikasi dalam bentuk peluang atau kemungkinan yang dimana nilai peluang kelas terbesar merupakan output prediksi kelas yang diperoleh. Fungsi persamaan dari Softmax adalah:

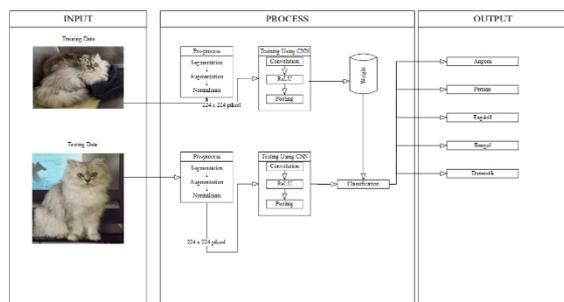
$$f_j(z) = \frac{e^z}{\sum_k e^z}$$

Softmax memberikan hasil yang lebih intuitif serta memiliki interpretasi peluang yang lebih baik dibandingkan algoritma klasifikasi lainnya, label yang akan diambil sebuah vektor nilai berupa riil dan

merubahnya menjadi vektor dengan nilai nol atau satu yang jika dijumlahkan akan bernilai satu.

3. Metode

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah Convolutional Neural Network (CNN), sebelum memulai ekstraksi ciri dari dataset yang digunakan perlu melalui tahap pre-process untuk memulai pemrosesan awal dari data masukan dengan menerapkan segmentasi, augmentasi, dan normalisasi data. Gambar dibagi menjadi dua bagian untuk memberikan variasi pada dataset dan agar dapat masuk ke bagian training dan validasi atau testing kemudian diidentifikasi berdasarkan bobot yang diperoleh selama proses training, perancangan sistem dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Rancangan Sistem Klasifikasi Jenis Ras Kucing

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu jenis Neural Network yang terdapat pada Deep Learning, serta pengembangan lanjutan dari Multilayer Perceptron atau MLP yang dirancang untuk memproses data dua dimensi [7], CNN memiliki beberapa layer diantaranya, convolutional layer, activation function (ReLU), pooling layer serta fully connected layer.

Convolution layer atau lapisan konvolusi merupakan salah satu operasi matematis yang digunakan dalam pengolahan gambar, operasi ini menerapkan fungsi output sebagai Feature Map dari masukan (input) gambar .

Rectified Linear Unit atau yang biasa disebut ReLU, merupakan cara yang paling umum dan dasar untuk memperkenalkan non-linear ke dalam jaringan saraf, penggunaan ReLU dapat mempercepat pelatihan pada jaringan saraf, singkatnya ReLU membuat batasan pada bilangan nol.

Pooling layer merupakan lapisan fungsi pada feature map, sebagai masukan lalu mengolahnya dengan berbagai operasi statistik nilai piksel tersebut, lapisan pooling dimasukkan di antara lapisan konvolusi secara berturut – turut dalam susunan arsitektur model CNN dan secara progresif mengurangi ukuran volume output pada feature map [8].

Fully Connected Layer disebut juga dengan Multi Layer Perceptron (MLP) digunakan untuk proses fitur yang terintegrasi penuh sebelum masuk ke layer Softmax untuk proses klasifikasi, Fully Connected Layer terdiri dari beberapa layer neuron, sebelum masuk Fully Connected Layer matriks masukan akan diubah menjadi vektor dengan cara diratakan sehingga dapat masuk secara penuh bagian yang terhubung. Lapisan ini bertujuan untuk mengolah data sehingga data bisa di klasifikasikan.

4. Hasil dan Pembahasan

Data yang digunakan sebagai dataset merupakan gambar yang telah tersedia di internet, gambar yang digunakan merupakan gambar dari 5 jenis ras kucing yaitu angora, bengal, domestik, persia, dan ragdoll. Gambar yang digunakan merupakan gambar berwarna dengan berbagai ukuran dengan format jpg dengan data gambar keseluruhan yaitu 1.500 gambar dengan 5 kelas jenis kucing tersebut, kemudian data gambar di bagi menjadi 210 gambar untuk data training dan 90 gambar untuk data validation di setiap kelas nya.

Selanjutnya yaitu Pengujian sistem di lakukan guna melatih model sistem

klasifikasi ras kucing. Pengujian dilakukan dengan total 1.050 dataset gambar training dan 450 dataset gambar validation. Tahapan model optimasi yang di uji yaitu dengan Adaptive Moment Estimation (Adam).

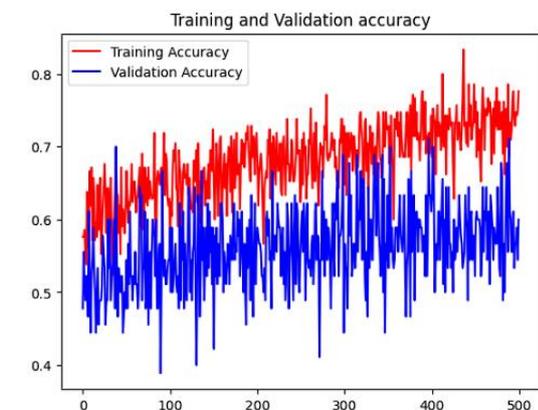
```
Epoch 486/500 ..... - 14s 67ms/step - loss: 0.6996 - accuracy: 0.7524 - val_loss: 0.8901 - val_accuracy: 0.6647
Epoch 487/500 ..... - 13s 59ms/step - loss: 0.6939 - accuracy: 0.7800 - val_loss: 1.0846 - val_accuracy: 0.6778
Epoch 488/500 ..... - 13s 64ms/step - loss: 0.5556 - accuracy: 0.7857 - val_loss: 1.0349 - val_accuracy: 0.5556
Epoch 489/500 ..... - 13s 59ms/step - loss: 0.7199 - accuracy: 0.6857 - val_loss: 1.0005 - val_accuracy: 0.7111
Epoch 490/500 ..... - 13s 63ms/step - loss: 0.7490 - accuracy: 0.7333 - val_loss: 1.1286 - val_accuracy: 0.6133
Epoch 491/500 ..... - 14s 68ms/step - loss: 0.8837 - accuracy: 0.7095 - val_loss: 1.1656 - val_accuracy: 0.6000
Epoch 492/500 ..... - 14s 67ms/step - loss: 0.6650 - accuracy: 0.7238 - val_loss: 1.2573 - val_accuracy: 0.5556
Epoch 493/500 ..... - 13s 57ms/step - loss: 0.6207 - accuracy: 0.7619 - val_loss: 1.0935 - val_accuracy: 0.5556
Epoch 494/500 ..... - 13s 61ms/step - loss: 0.6281 - accuracy: 0.7762 - val_loss: 1.1964 - val_accuracy: 0.6111
Epoch 495/500 ..... - 14s 67ms/step - loss: 0.7016 - accuracy: 0.7581 - val_loss: 1.3224 - val_accuracy: 0.5333
Epoch 496/500 ..... - 14s 67ms/step - loss: 0.6954 - accuracy: 0.7286 - val_loss: 1.1928 - val_accuracy: 0.5667
Epoch 497/500 ..... - 13s 64ms/step - loss: 0.5923 - accuracy: 0.7476 - val_loss: 1.4874 - val_accuracy: 0.5667
Epoch 498/500 ..... - 15s 78ms/step - loss: 0.6590 - accuracy: 0.7429 - val_loss: 1.0377 - val_accuracy: 0.5889
Epoch 499/500 ..... - 14s 67ms/step - loss: 0.6958 - accuracy: 0.7476 - val_loss: 1.1223 - val_accuracy: 0.5444
Epoch 500/500 ..... - 12s 54ms/step - loss: 0.6152 - accuracy: 0.7762 - val_loss: 1.0463 - val_accuracy: 0.6000
Training Model Selesai
Lama waktu learning: 140.540424793917
```

Gambar 2. Proses Melatih Model

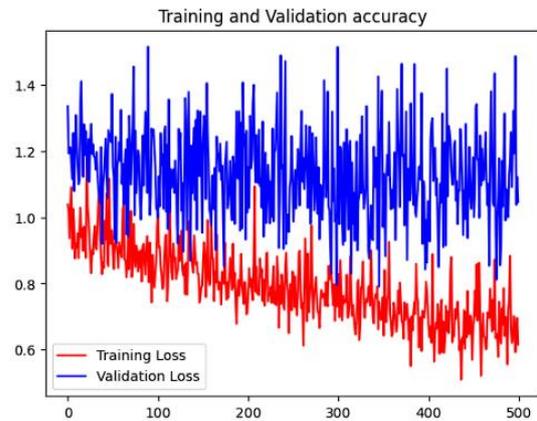
Proses melatih model dilakukan dengan 500 epoch atau iterasi yang dimana merupakan proses pengulangan sebanyak 500 untuk menghasilkan akurasi yang baik. Pada gambar 4.1 dengan 500 epoch didapatkan hasil dari akurasi yaitu 0.7762 atau dalam persentase mendapatkan hasil 77.62% dan 0.6000 pada akurasi validasi atau 60% dalam persentase

Tabel 1. Tabel Akurasi

No	Iterasi	Akurasi (Desimal)	Akurasi (Persentase)
1	1	0.5762	57.62%
2	10	0.6190	61.90%
3	50	0.6143	61.43%
4	100	0.6286	62.86%
5	200	0.7190	71.90%
6	300	0.7286	72.86%
7	400	0.7429	74.29%
8	500	0.7762	77.62%



Gambar 3. Akurasi Model dengan Adam



Gambar 4. Loss Model dengan Adam

5. Penutup

Penelitian ini menghasilkan sebuah model yang ditujukan untuk mengidentifikasi lima jenis ras kucing yaitu angora, bengal, domestik, persia, dan ragdoll, dengan menggunakan metode CNN dengan optimasi nya menggunakan Adam. Hasilnya menunjukkan akurasi yang cukup baik yaitu 77.62% dan akurasi validasi 60% dengan iterasi yang digunakan yaitu 500 iterasi. Akan tetapi ini memerlukan iterasi yang sangat banyak sehingga memakan waktu yang cukup banyak dalam proses pelatihannya dengan kenaikan yang cukup fluktuatif disetiap iterasinya.

Daftar Pustaka

- [1] Ridwan Arif Rahman, Dewi Tresnawati, and D. Tresnawati, "Pengembangan Game Edukasi Pengenalan Nama Hewan Dan Habitatnya Dalam 3 Bahasa Sebagai Media Pembelajaran Berbasis Multimedia," *J. Algoritm.*, vol. 13, no. 1, 1923.
- [2] F. F. Maulana and N. Rochmawati, "Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 1, no. 02, 2020, doi:

- 10.26740/jinacs.v1n02.p104-108.
- [3] C. Bi, S. Xu, N. Hu, S. Zhang, Z. Zhu, and H. Yu, "Identification Method of Corn Leaf Disease Based on Improved Mobilenetv3 Model," *Agronomy*, vol. 13, no. 2, 2023, doi: 10.3390/agronomy13020300.
- [4] V. Rouillard and B. Schwarz, "Presuppositional implicatures: quantity or maximize presupposition?," *ZAS Pap. Linguist.*, vol. 61, 2018, doi: 10.21248/zaspil.61.2018.497.
- [5] D. Wulandari and M. Dwidiyanti, "Pengetahuan dan Persepsi Ibu yang Menolak Pemberian Imunisasi Dasar Balita," *IJMS - Indones. J. Med. Sci.*, vol. 4 No. 1, no. 1, 2017.
- [6] M. Paliwal, "Deep Reinforcement Learning," in *Smart Innovation, Systems and Technologies*, 2022. doi: 10.1007/978-3-030-92905-3_16.
- [7] A. Arkadia, S. Ayu Damayanti, and D. Sandya Prasvita, "Klasifikasi Buah Mangga Badami Untuk Menentukan Tingkat Kematangan dengan Metode CNN," *Pros. Semin. Nas. Mhs. Bid. Ilmu Komput. dan Apl.*, vol. 2, no. 2, 2021.
- [8] S. Fauzi, P. Eosina, and G. F. Laxmi, "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Ikan Air Tawar," *Semin. Nas. Teknol. Inf.*, vol. 2, 2019.
- [9] I. Wulandari, H. Yasin, and T. Widiharih, "KLASIFIKASI CITRA DIGITAL BUMBU DAN REMPAH DENGAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)," *J. Gaussian*, vol. 9, no. 3, 2020, doi: 10.14710/j.gauss.v9i3.27416.
- [10] M. Mufadhol, S. Siswanto, D. D. Susatyono, and M. U. Dewi, "The Phenomenon of Research and Development Method in Research of Software Engineering," *Int. J. Artif. Intell. Res.*, vol. 1, no. 1, 2017, doi: 10.29099/ijair.v1i1.4.
- [11] X. Feng, Y. Jiang, X. Yang, M. Du, and X. Li, "Computer vision algorithms and hardware implementations: A survey," *Integration*, vol. 69. 2019. doi: 10.1016/j.vlsi.2019.07.005.
- [12] T. Behr, T. P. Pusch, M. Siegfarth, D. Hüsener, T. Mörschel, and L. Karstensen, "Deep Reinforcement Learning for the Navigation of Neurovascular Catheters," *Curr. Dir. Biomed. Eng.*, vol. 5, no. 1, 2019, doi: 10.1515/cdbme-2019-0002.
- [13] M. Sholawati, K. Auliasari, and F. Ariwibisono, "PENGEMBANGAN APLIKASI PENGENALAN BAHASA ISYARAT ABJAD SIBI MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 6, no. 1, 2022, doi: 10.36040/jati.v6i1.4507.
- [14] D. Iswanto and D. Handayani UN, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Ilm. Univ. Batanghari Jambi*, vol. 22, no. 2, 2022, doi: 10.33087/jiubj.v22i2.2065.