

Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Dalam Mengklasifikasi Jenis Burung

Raihan Maulana ^{1*}, Raisya Dwi Zahra Putri ², Sindy Fitriani Margareth Sihaloho ³, Sri Mulyana ⁴

¹⁻⁴ Universitas Negeri Medan

Alamat: Jl. William Iskandar Ps. V, Kabupaten Deli Serdang, Sumatera Utara, 20221, Indonesia

Korespondensi Penulis: raihanmaulana@mhs.unimed.ac.id ^{1*}, raisyzahra@mhs.unimed.ac.id ²,
sindyfitriani1312@gmail.com ³, srimulyana@mhs.unimed.ac.id ⁴

Abstract. *Birds are a group of vertebrate animals that have feathers and wings. There is a diversity of bird species in the world, that makes it difficult for ordinary people to distinguish certain types of birds, but technological advances now allow for easier identification. This research uses a dataset from Kaggle to classify various bird species in the world. This dataset consists of 84,635 bird images, covering 525 different species. In this study, we focused on 30 classes, with a total of 5,050 data divided into 4,760 training data, and 150 data each for test and validation. Classification was performed using a Convolutional Neural Network (CNN), with the training process yielding the highest accuracy of 96.30% on training data and 81.33% on validation data after 20 epochs.*

Keywords: *Bird, Convolutional Neural Network, Classification.*

Abstrak. Burung adalah sekelompok hewan beruas tulang yang memiliki bulu dan sayap. Keanekaragaman besar jenis burung membuatnya sulit dibedakan oleh masyarakat umum, namun perkembangan teknologi saat ini memfasilitasi identifikasi yang lebih sederhana. Penelitian ini menggunakan dataset dari Kaggle untuk mengklasifikasikan berbagai jenis burung di dunia. Dataset ini terdiri dari 84,635 gambar burung, mencakup 525 jenis yang berbeda. Dalam penelitian ini, fokus pada 30 jenis kelas, dengan total 5,050 data yang terbagi menjadi 4,760 data latih, dan masing-masing 150 data untuk uji dan validasi. Klasifikasi dilakukan menggunakan Convolutional Neural Network (CNN), dengan proses pelatihan yang menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 96.30% pada data pelatihan dan 81.33% pada data validasi setelah 20 epoch.

Kata kunci: Burung, Convolutional Neural Network, Klasifikasi.

LATAR BELAKANG

Burung merupakan kelompok hewan vertebrata yang berkembang biak dengan cara kawin, memiliki bulu, warna, dan suara yang indah dan beragam. Banyaknya jenis burung yang berada di suatu tempat sangat dipengaruhi oleh kondisi cuaca yang baik, keanekaragaman jenis tumbuhan dan kondisi habitat tempat burung tersebut berada. Kehadiran burung dalam suatu habitat sangat bergantung pada karakteristik fisik lingkungan seperti kondisi tanah, air, suhu, cahaya matahari, dan juga dipengaruhi oleh faktor biologis seperti jenis vegetasi dan keberadaan satwa lainnya (Dedy et al., 2023).

Pada umumnya habitat tempat burung tidak hanya berperan sebagai tempat tinggal saja namun juga merupakan tempat yang menyediakan sumber makanan, air, mineral yang cukup dan sebagai tempat singgah dan berkembang biak, biasanya burung berhabitat di tempat yang ada pepohonan seperti di hutan namun ada juga yang berhabitat tidak

dihutan seperti di perkebunan, gua, padang rumput, savana, perairan (Dedy et al., 2023). Bagi masyarakat umum, mengetahui lebih detail tentang berbagai jenis burung menjadi sulit karena banyaknya spesies yang ada dan kesamaan yang dimiliki oleh setiap spesies burung dalam hal ukuran tubuh, warna, dan bentuk fisiknya. Membedakan spesies burung bukanlah tugas yang mudah karena membutuhkan kemampuan, waktu, dan biaya yang besar untuk mempelajari setiap jenis burung yang ada.

Maka dari itu penelitian ini bertujuan untuk memudahkan bagi masyarakat awam yang ingin mengetahui satwa khususnya burung agar dapat lebih cepat dan mudah dalam membedakan jenis-jenis burung. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk membedakan jenis-jenis burung yaitu dengan mengimplementasikan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dalam mengklasifikasikan jenis burung. Penelitian ini berfokus pada pembangunan model klasifikasi menggunakan CNN yang nantinya dapat digunakan sebagai rujukan untuk membangun aplikasi sesungguhnya.

KAJIAN TEORITIS

1. Deep Learning

Dalam istilah "Deep Learning", kata "Deep" mengacu pada banyaknya lapisan di mana data mengalami transformasi. Misalnya, dalam pengolahan gambar, satu lapisan mungkin bertugas mengenali tepi dalam gambar, sementara lapisan lainnya fokus pada pengenalan konsep yang lebih kompleks seperti angka, huruf, atau wajah. Sebagian besar model Deep Learning modern bergantung pada jaringan saraf tiruan, khususnya Convolutional Neural Networks (CNN) yang merupakan jenis jaringan saraf konvolusi (Utari et al., 2023). Deep Learning adalah bagian dari machine learning yang menekankan pembelajaran yang lebih mendalam melalui penggunaan banyak lapisan (Alamsyah, S.F, 2019).

Deep learning adalah suatu revolusi dalam perkembangan kecerdasan buatan yang memungkinkan pembelajaran yang mendalam. Meskipun konsepnya mirip dengan jaringan neural, pada deep learning, tidak dibutuhkan deskripsi fitur atau yang sering disebut Feature extraction/Feature Selection. Perbedaan inti antara jaringan neural dan deep learning adalah bahwa dalam algoritma deep learning, proses input melalui proses feature extraction terjadi secara simultan dengan proses klasifikasi untuk menghasilkan output (Rahutomo et al., 2020).

Deep Learning merupakan metode learning yang memanfaatkan artificial neural network yang berlapis-lapis (multi layer). Deep Learning atau pembelajaran yang mendalam adalah metode pembelajaran yang menggunakan berbagai transformasi non-linier secara bersamaan. Pendekatan ini dapat dianggap sebagai perpaduan antara machine learning dan kecerdasan buatan (artificial neural network). Salah satu contoh algoritma dalam kelompok Deep Learning adalah Convolutional Neural Networks (CNN) (Nugroho et al., 2020).

Deep learning adalah jenis teknik pembelajaran mesin yang menggunakan banyak lapisan untuk mengolah informasi dan mengekstraksi pengetahuan. Pada tahun 2006, Geoffrey Hinton memperkenalkan konsep deep learning sebagai sebuah algoritma baru yang memungkinkan komputer untuk memiliki kemampuan visual (Charli et al., 2020).

Algoritma dalam deep learning dapat digunakan dalam berbagai jenis pembelajaran, mulai dari yang terarah (supervised learning), tak terarah (unsupervised learning), hingga semi-terarah (semi-supervised learning). Kegunaannya luas dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan wajah, gambar, suara, klasifikasi teks, dan beragam keperluan lainnya (Adrianto et al., 2021).

Dalam proses komputasi, metode Deep Learning memanfaatkan sumber daya seperti CPU, RAM, dan juga GPU untuk mempercepat pemrosesan data yang besar (Cahyanti et al., 2021).

Deep learning menonjol dalam bidang computer vision karena kemampuannya yang luar biasa dalam memodelkan berbagai data kompleks, terutama dalam hal pengolahan data gambar.

2. Convolutional Neural Network (CNN)

CNN adalah evolusi dari Multilayer Perceptron (MLP) yang merupakan bagian dari jaringan neural berjenis feed forward, yang tidak melibatkan struktur berulang. CNN adalah jenis jaringan saraf yang mendalam karena tingkat kedalaman yang tinggi dan sering digunakan dalam pemrosesan data citra. Walaupun MLP bisa digunakan untuk mengklasifikasikan citra, metode itu kurang ideal karena tidak mempertahankan struktur spasial dari citra dan memperlakukan setiap piksel sebagai fitur terpisah, potensial mengurangi kinerja secara keseluruhan. Dari segi teknis, CNN adalah suatu kerangka arsitektur yang bisa dilatih dan terdiri dari rangkaian tahapan. Setiap tahap menerima rangkaian masukan dan menghasilkan rangkaian keluaran yang kerap disebut sebagai feature map (Sulaeman et al., 2022). CNN digunakan untuk menganalisis gambar visual, mendeteksi dan mengenali objek pada image, yang merupakan vektor berdimensi tinggi yang akan melibatkan banyak parameter untuk

mencirikan jaringan (Nugroho et al., 2020). CNN meniru proses pengolahan informasi visual dalam otak manusia untuk mengenali objek. Melalui CNN, komputer saat ini memiliki kemampuan untuk melihat dan membedakan berbagai objek, yang dikenal sebagai pengenalan gambar atau image recognition (Yati et al., 2023).

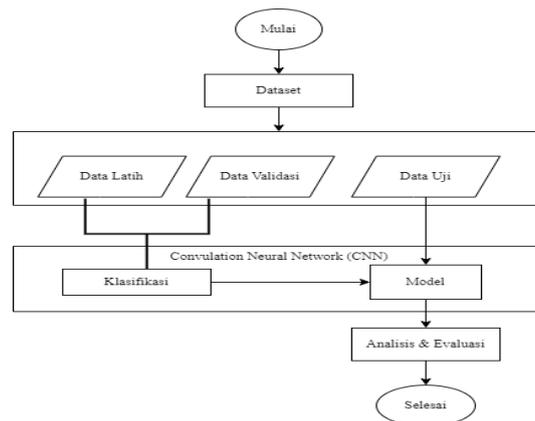
CNN sering dipakai untuk memproses gambar karena keakuratannya yang tinggi serta kemampuannya yang superior dalam mengenali gambar visual. Tingkat keakuratan yang tinggi di CNN tergantung pada kualitas komponen yang mendukung metodenya. Selain itu, keakuratan yang tinggi juga dipengaruhi oleh struktur dan parameter yang membentuk CNN (Yuliany et al., 2022).

CNN masuk ke dalam ranah deep learning karena memiliki struktur jaringan yang mendalam. Deep learning merupakan bagian dari machine learning yang mengizinkan komputer untuk belajar melakukan tugas serupa dengan manusia, memungkinkannya belajar dari proses pelatihan (Syaputra et al., 2022).

CNN adalah salah satu metode utama dalam deep learning yang sangat efisien dalam pengenalan gambar. Keberhasilan CNN terletak pada usahanya meniru sistem pengenalan citra dalam korteks visual manusia, memungkinkannya untuk efisien dalam pemrosesan informasi citra (Dadang et al., 2022). CNN adalah salah satu tipe jaringan saraf yang sering digunakan khususnya dalam pengolahan data gambar. Konvolusi, yang dikenal juga sebagai proses convolution, beroperasi sebagai matriks yang berperan sebagai filter pada gambar. CNN terdiri dari beberapa lapisan yang berfungsi memproses dan menyaring gambar pada setiap tahap yang disebut sebagai proses pelatihan. Dalam situasi ini, pelatihan mengacu pada proses mengajarkan model untuk menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dari kumpulan data gambar masukan, yang kemudian digunakan untuk menilai proses pelatihan yang sedang berlangsung (Wolas et al., 2022).

METODE PENELITIAN

Metode penelitian meliputi pengumpulan data, melakukan pembagian data menjadi data latih, data validasi, data uji, model klasifikasi dengan CNN dan evaluasi model. Tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Pengumpulan data

Penelitian ini menggunakan dataset yang diambil dari Kaggle dengan judul "Birds 525 Species- Image Classification". Dan berdasarkan data yang diperoleh, dataset tersebut telah diolah dan disesuaikan sehingga setiap gambar memiliki dimensi yang seragam. Data ini terdiri dari gambar-gambar berbagai jenis burung yang berasal dari berbagai sumber, termasuk pengamatan alam, koleksi museum, dan sumber-sumber ilmiah lainnya. Total sampel dalam dataset mencapai 84,635 gambar burung, mencakup 525 jenis burung yang berbeda. Namun, penelitian ini memilih untuk menggunakan hanya 30 jenis kelas, dengan total data yang digunakan sebanyak 5,050.

2. Pembagian dataset

Pembagian data adalah proses memisahkan dataset menjadi tiga bagian utama yaitu data latih, data validasi, dan data uji. Data latih digunakan untuk melatih model, sementara data validasi digunakan untuk mengoptimalkan dan memeriksa kinerja. Terakhir, data uji digunakan untuk mengevaluasi secara menyeluruh seberapa baik model dapat memprediksi data yang belum pernah dilihat sebelumnya (R.D.King et al., 2021). Dalam penelitian ini, pembagian data untuk setiap kelas dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 1. Jumlah Data Latih, Data Validasi dan Data Test

Data Latih	4760
Data Validasi	150
Data Test	150

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, kami menggunakan dataset berjudul "BIRDS 525 SPECIES-IMAGE CLASSIFICATION" yang dikumpulkan dari situs web kaggle. Dataset ini terdiri dari gambar-gambar berbagai jenis burung yang diambil dari berbagai sumber, seperti pengamatan alam, koleksi museum, dan sumber-sumber ilmiah lainnya. Jumlah total sampel dalam dataset ini mencapai 84635 gambar burung, yang mencakup 525 jenis burung yang berbeda. Kami memakai hanya sebanyak 30 jenis kelas. Total dari data yang kami gunakan sebanyak 5050 data yang mana terdiri dari 4760 gambar untuk data latih dan 150 gambar untuk masing masing data uji dan data validasi. Kami melakukan statistik deskripsi pada data tersebut dengan mengambil label "ALBATROSS" sebagai sampel.

Statistik Deskriptif untuk Dataset Gambar:							
	Width	Height	Channels	Mean	StdDev	Min	Max
count	153.0	153.0	153.0	153.000000	153.000000	153.000000	153.000000
mean	224.0	224.0	3.0	107.394855	53.392421	0.496732	253.228758
std	0.0	0.0	0.0	24.292343	10.935957	2.433657	4.907696
min	224.0	224.0	3.0	52.464113	30.391212	0.000000	222.000000
25%	224.0	224.0	3.0	90.695651	45.550373	0.000000	255.000000
50%	224.0	224.0	3.0	105.091219	52.866082	0.000000	255.000000
75%	224.0	224.0	3.0	122.398697	59.704798	0.000000	255.000000
max	224.0	224.0	3.0	191.522016	93.479786	16.000000	255.000000

Gambar 2. Statistik Deskriptif

Berdasarkan gambar tersebut dapat dilihat bahwa seluruh gambar memiliki ukuran yang konstan, yaitu lebar dan tinggi sebesar 224 piksel, dengan tiga saluran warna (channels) yang mencirikan citra warna RGB. Statistik tersebut memberikan keyakinan bahwa dataset ini telah diproses dan disesuaikan sehingga setiap gambar memiliki dimensi yang seragam.

Selanjutnya, rata-rata intensitas warna (Mean) pada seluruh dataset adalah sekitar 121,38, dengan deviasi standar (StdDev) sekitar 53,66. Hal ini mengindikasikan variasi yang signifikan dalam intensitas warna antar piksel pada gambar-gambar tersebut. Min dan Max menunjukkan rentang intensitas piksel dari 1 hingga 252,8. Secara khusus, nilai Min yang mendekati 0 menunjukkan bahwa terdapat piksel dengan intensitas rendah, sementara nilai Max sekitar 255 menunjukkan adanya piksel dengan intensitas tinggi.

Dengan melihat persentil, kita dapat melihat bahwa sebagian besar data berpusat di sekitar nilai median, yang ditunjukkan oleh nilai Mean dan Median (50%) yang relatif dekat. Sejalan dengan ini, distribusi data pada persentil 25% hingga 75% menunjukkan bahwa sebagian besar intensitas piksel tersebar di dalam kisaran yang lebih tinggi, dengan nilai tertinggi mencapai 255. Ini mendukung pengamatan bahwa gambar-gambar dalam dataset ini cenderung memiliki intensitas warna yang lebih tinggi.

Dalam proses eksplorasi dataset kami, kami memilih untuk menampilkan contoh gambar dari empat kelas burung yang berbeda. Contoh gambar tersebut diambil secara acak dari dataset pelatihan dan dimaksudkan untuk memberikan gambaran visual tentang variasi jenis burung yang terdapat dalam dataset kami. Keempat kelas burung tersebut dipilih untuk mencakup ragam yang luas dalam dataset kami, mencerminkan keberagaman jenis burung yang dapat diidentifikasi oleh model klasifikasi kami.



Gambar 3. Sampel Data Latih

Secara keseluruhan, model kami mencapai akurasi sebesar 96.30%, yang mengindikasikan tingkat keberhasilan model dalam mengklasifikasikan jenis burung pada dataset pengujian. Akurasi ini dihitung sebagai rasio antara jumlah prediksi yang benar dengan jumlah total sampel. Sementara itu, nilai loss model yang rendah, sekitar Y, menunjukkan efisiensi dalam mengurangi kesalahan selama pelatihan.

Tabel 2. Hasil Pelatihan Model CNN

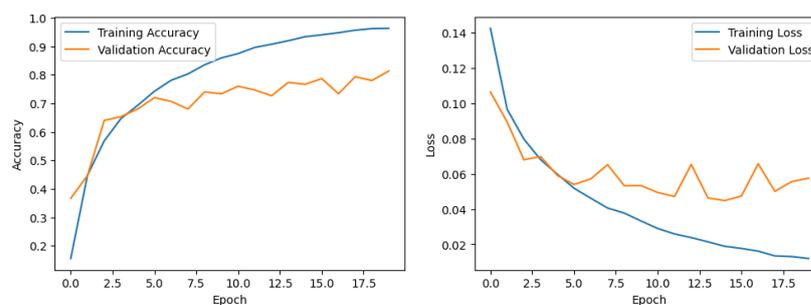
epoch	loss	accuracy	val_loss	val_accuracy
1	0.1426	0.1555	0.1064	0.3667
2	0.0966	0.4475	0.0894	0.4467
3	0.0797	0.5681	0.0680	0.6400
4	0.0680	0.6464	0.0698	0.6533
5	0.0597	0.6929	0.0590	0.6800
6	0.0518	0.7422	0.0539	0.7200
7	0.0461	0.7809	0.0571	0.7067
8	0.0406	0.8029	0.0652	0.6800
9	0.0377	0.8351	0.0532	0.7400
10	0.0332	0.8592	0.0533	0.7333
11	0.0289	0.8744	0.0494	0.7600
12	0.0258	0.8960	0.0471	0.7467

13	0.0238	0.9074	0.0653	0.7267
14	0.0213	0.9195	0.0463	0.7733
15	0.0188	0.9336	0.0448	0.7667
16	0.0176	0.9403	0.0474	0.7867
17	0.0161	0.9477	0.0657	0.7333
18	0.0134	0.9565	0.0500	0.7933
19	0.0130	0.9622	0.0555	0.7800
20	0.0119	0.9630	0.0575	0.8133

Dalam rangkaian pelatihan model Convolutional Neural Network (CNN) ini, dilakukan sebanyak 20 epoch. Pada epoch pertama, nilai loss mencapai 0.1426 dengan tingkat akurasi sekitar 15.55%, sedangkan pada data validasi, terdapat peningkatan dengan nilai loss sekitar 0.1064 dan akurasi 36.67%. Seiring berjalannya epoch, terjadi penurunan secara signifikan pada nilai loss baik pada data pelatihan maupun validasi. Pada epoch ke-5, nilai loss pada data pelatihan turun menjadi 0.0597 dengan akurasi mencapai 69.29%, dan pada data validasi, nilai loss mencapai 0.0590 dengan akurasi 68.00%. Epoch selanjutnya menunjukkan tren peningkatan akurasi pada data pelatihan dan validasi.

Epoch ke-10 menjadi titik menarik, di mana nilai loss pada data pelatihan hanya 0.0332 dengan akurasi 85.92%, dan pada data validasi, nilai loss 0.0533 dengan akurasi 73.33%. Pada fase akhir, terlihat peningkatan yang konsisten pada akurasi, mencapai puncaknya pada epoch ke-20 dengan nilai loss 0.0119 dan akurasi 96.30% pada data pelatihan, serta loss 0.0575 dan akurasi 81.33% pada data validasi.

Peningkatan akurasi sepanjang epoch mengindikasikan kemampuan model untuk menyesuaikan diri dan mengidentifikasi pola pada data pelatihan. Hasil tersebut memberikan gambaran bahwa model mampu memahami dan mempelajari representasi fitur-fitur yang diperlukan untuk mengklasifikasikan berbagai jenis burung dalam dataset. Evaluasi lebih lanjut dan analisis detail terhadap performa model pada setiap kelas dapat memberikan wawasan lebih mendalam terkait kekuatan dan potensi perbaikan yang perlu dilakukan pada tahap selanjutnya.



Gambar 4. Grafik Hasil Pelatihan Model

Selain itu, terdapat perbandingan antara kinerja pada data pelatihan dan validasi. Meskipun terjadi peningkatan akurasi pada data validasi, terkadang terdapat perbedaan performa antara data pelatihan dan validasi yang dapat mengindikasikan adanya overfitting pada model. Meskipun demikian, hasil ini memberikan gambaran awal yang menjanjikan tentang kemampuan model dalam memahami dan mempelajari pola dari dataset yang diberikan. Evaluasi lebih lanjut pada metrik evaluasi tambahan diperlukan untuk memahami performa model dengan lebih baik.



Gambar 5. Hasil Prediksi

Dalam melakukan prediksi menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN), kami memilih secara acak lima gambar burung dari berbagai kelas dalam dataset. Hasil prediksi menunjukkan bahwa model dengan akurat mengidentifikasi kelas-kelas tersebut. Sebagai contoh, pada gambar pertama yang merupakan burung American Flamingo, model berhasil memprediksi kelas dengan tepat, sesuai dengan label yang telah ditentukan sebelumnya. Hal yang sama terjadi pada empat gambar burung lainnya, yang mewakili berbagai jenis burung dalam dataset. Prediksi yang tepat ini mencerminkan kemampuan model dalam mengenali ciri-ciri visual yang unik dari setiap kelas burung.

KESIMPULAN DAN SARAN

Dalam pengembangan model Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan gambar burung, kami melibatkan sejumlah eksperimen dengan dataset yang beragam, mencakup berbagai jenis burung. Proses pelatihan model memperlihatkan peningkatan yang konsisten seiring dengan meningkatnya jumlah epoch. Meskipun demikian, evaluasi lanjutan diperlukan untuk memvalidasi kemampuan model dalam mengatasi variasi data dunia nyata.

Hasil dari pelatihan, terutama grafik akurasi dan loss, memberikan gambaran visual tentang konvergensi model selama proses pelatihan. Ini membantu kami memahami bagaimana model menyesuaikan diri dengan dataset pelatihan dan apakah ada tanda-tanda overfitting atau underfitting.

Sejalan dengan pengembangan ini, kami juga melakukan prediksi menggunakan model pada beberapa contoh gambar burung. Meskipun hasil prediksi pada contoh-contoh tersebut tepat, tantangan sebenarnya muncul ketika model dihadapkan pada data yang lebih kompleks dan representatif.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa meskipun model menunjukkan potensi yang baik dalam mengklasifikasikan gambar burung, perlu dilakukan upaya lebih lanjut dalam fine-tuning model, penyetelan parameter, dan manajemen dataset yang lebih besar untuk memastikan kehandalan dan generalisasi model di berbagai situasi dunia nyata.

DAFTAR REFERENSI

- Adrianto, L. B., Wahyuddin, M. I., & Winarsih, W. (2021). Implementasi Deep Learning untuk Sistem Keamanan Data Pribadi Menggunakan Pengenalan Wajah dengan Metode Eigenface Berbasis Android. *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, 5(1), 89-96. <https://doi.org/10.35870/jtik.v5i1.201>.
- Alamsyah, S. F. (2019). Implementasi Deep Learning Untuk Klasifikasi Tanaman Toga Berdasarkan Ciri Daun Berbasis Android. *Ubiquitous: Computers and its Applications Journal*, 2(2), 113-122. <http://dx.doi.org/10.51804/ucaiaj.v2i2.113-122>.
- Alberto, J., & Hermanto, D. (2023). Klasifikasi Jenis Burung Menggunakan Metode CNN dan Arsitektur ResNet-50. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, 10(3), 34-46.
- Azmi, K., Defit, S., & Sumijan, S. (2023). Implementasi convolutional neural network (CNN) untuk klasifikasi batik tanah liat sumatera barat. *Jurnal Unitek*, 16(1), 28-40. <https://doi.org/10.52072/unitek.v16i1.504>.
- Charli, F., Syaputra, H., Akbar, M., Sauda, S., & Panjaitan, F. (2020). Implementasi Metode Faster Region Convolutional Neural Network (Faster R-CNN) Untuk Pengenalan Jenis Burung Lovebird. *Journal of Information Technology Ampera*, 1(3), 185-197. <https://doi.org/10.51519/journalita.volume1.issue3.year2020.page185-197>.
- Noor, G. A., Mulyana, D. I., & Akbar, F. (2022). Optimasi Image Classification Pada Burung Kenari Dengan Menggunakan Data Augmentasi dan Convolutional Neural Network. *Smart Comp: Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, 11(2), 226-238.
- Nugraha, P., Komarudin, A., & Ramadhan, E. (2022). Deteksi Objek Dan Jenis Burung Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur Inception Resnet-V2. *INFOTECH journal*, 8(2), 43-51.
- Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Arijanto, R. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia. *Algor*,

2(1), 12-20.

- Pratiwi, H. A., Cahyanti, M., & Lamsani, M. (2021). Implementasi Deep Learning Flower Scanner Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Sebatik*, 25(1), 124-130.
- Putri, O. N. (2020). Implementasi Metode Cnn Dalam Klasifikasi Gambar Jamur Pada Analisis Image Processing (Studi Kasus: Gambar Jamur Dengan Genus Agaricus Dan Amanita).
- R. D. King, O. I. Orhobor, and C. C. Taylor, "Cross-validation is safe to use," *Nat Mach Intell*, vol. 3, no. 4, p. 276, 2021, doi: 10.1038/s42256-021-00332-z.
- Rahman, A. Y. (2021). Klasifikasi Citra Burung Lovebird Menggunakan Decision Tree dengan Empat Jenis Evaluasi. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 5(4), 688-696. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i4.3210>
- Rahutomo, F., & Sari, D. N. (2020). Implementasi Library Deep Learning Keras pada Sistem Ujian Essay Online. *Jurnal Informatika Polinema*, 6(2), 73-79. <https://doi.org/10.33795/jip.v6i2.303>.
- Syaputra, H., Supratman, E., & Purnamasari, S. D. (2022). Klasifikasi Jenis Burung Lovebird Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. *Journal of Computer and Information Systems Ampera*, 3(2), 133-140. <https://doi.org/10.51519/journalcisa.v3i2.195>.
- Utari, L., & Zulfikar, A. (2023). Penerapan Convolutional Neural Networks Menggunakan Edge Detection Untuk Identifikasi Motif Jenis Batik. *TeknoIS: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Sains*, 13(1), 110-123. <https://doi.org/10.36350/jbs.v13i1.184>.
- Wahyuni, S., & Sulaeman, M. (2022). Penerapan Algoritma Deep Learning Untuk Sistem Absensi Kehadiran Deteksi Wajah Di PT Karya Komponen Presisi. *Jurnal Informatika SIMANTIK*, 7(1), 12-21.
- Wolas, N., Hamzah, H., & Hiswati, M. E. (2022, August). Aplikasi Deep Learning Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Burung Famili Accipitridae. In *Prosiding Seminar Nasional Teknik Elektro, Informatika & Sistem Informasi (SINTaKS)* (Vol. 1, No. 1, pp. 11-16). <https://doi.org/10.35842/sintaks.v1i1.3>.
- Yati, R., Rohana, T., & Pratama, A. R. (2023). Klasifikasi Jenis Mangga Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 7(3), 1265-1275.
- Yuliany, S., & Rachman, A. N. (2022). Implementasi Deep Learning pada Sistem Klasifikasi Hama Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Buana Informatika*, 13(1), 54-65. <https://doi.org/10.24002/jbi.v13i1.5022>.
- Zahara, S. (2021). Peramalan Data Indeks Harga Konsumen Berbasis Time Series Multivariate Menggunakan Deep Learning. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 5(1), 24-30. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i1.2562>.