

PERBANDINGAN ARSITEKTUR LENET DAN GOOGLNET DALAM KLASIFIKASI DIABETIC RETINOPATHY PADA CITRA RETINA FUNDUS

Arif Faizin, Moh. Lutfi, Achmyatari

Program Studi Teknik Informatika S1, Fakultas Teknik
Universitas Yudharta Pasuruan
arifusan@yudharta.ac.id

ABSTRAK

Iridiologi merupakan salah satu bidang ilmu teknologi yang saat ini banyak diterapkan untuk mempermudah mendeteksi penyakit pada tubuh seseorang melalui retina mata, salah satunya adalah mendeteksi penyakit diabetik retinopati. Retina merupakan struktur paling penting pada mata yang memiliki angka tertinggi konsumsi oksigen dari jaringan dalam tubuh. Pada penelitian ini penulis mengkaji proses klasifikasi diabetik retinopati melalui retina mata. Algoritma yang bisa digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur LeNet dan GoogleNet. Dataset pada penelitian ini diambil dari Kaggle dataset repository sebanyak 2500 data citra. Tujuan penelitian ini adalah membandingkan tingkat akurasi arsitektur LeNet dan GoogleNet dalam mengklasifikasi diabetik retinopati untuk mengetahui model terbaik. Berdasarkan proses uji coba yang sudah dilakukan dengan pembagian data 80%-20%, model LeNet menghasilkan nilai akurasi terbaik sebesar 94.50% dengan jumlah batch size 16 dan epoch sebanyak 100. Sedangkan model GoogleNet menghasilkan nilai akurasi terbaik sebesar 84.16% dengan jumlah batch size 4 dan epoch sebanyak 300

Kata kunci : iridiologi, Retina fundus, Convolutional Neural Network, LeNet, GoogleNet

1. PENDAHULUAN

Diabetik retinopati terjadi disebabkan retina mendapatkan banyak makanan dari beberapa pembuluh darah kapiler yang sangat kecil. Ada beberapa jenis diabetik retinopati diantaranya adalah NPDR (Nonproliferative Diabetic Retinopathy). Disebut non-proliferatif dikarenakan pembuluh darah yang rusak cenderung membocorkan darah dan beberapa cairan ke mata. Nonproliferative Diabetic Retinopathy memiliki beberapa tahapan yakni ringan (mild NDPR), sedang (moderate), dan berat (severe).

Dokter spesialis pernah melakukan pengelompokan pada iris mata berdasarkan analisis pada data yang ditunjukkan dengan menggunakan kamera fundus. Namun penelitian tersebut memakan waktu yang lama dan persentasi terjadinya ketidakakuratan pada hasil lebih besar. Maka dari itu sangat dianjurkan melakukan pengolahan data pada sebuah citra yang lebih mendalam untuk mendeteksi dan pengelompokan diabetik retinopati.

Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan penelitian terkait klasifikasi diabetik retinopati. Dan dari beberapa penelitian terkait, banyak peneliti yang menggunakan Deep Learning untuk mempermudah proses penelitiannya. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Syamsul Rizal dengan menerapkan Deep Learning menggunakan model EfficientNet untuk klasifikasi diabetik retinopati [2] penelitian selanjutnya dilakukan oleh Muhammad Ezar, dkk yang melakukan pengenalan American Sign Language dengan membandingkan dua metode yakni AlexNet dan LeNet, yang mana AlexNet menghasilkan akurasi sebesar 91.618% sedangkan LeNet menghasilkan akurasi sebesar 92.468% [3].

Penelitian terdahulu mengenai arsitektur googlenet juga pernah dilakukan oleh M. Syaifulloh Fattah yang mana yang melakukan penelitian untuk deteksi penyakit pneumonia dengan citra x-ray. Hasil dari penelitian yang dilakukan menunjukkan hasil akurasi sebesar 97.22% yang berarti arsitektur googlenet merupakan metode yang optimal digunakan dalam mendeteksi penyakit pneumonia [4].

Berdasarkan uraian diatas deteksi penyakit diabetik retinopati sangat dianjurkan. Penelitian sebelumnya metode CNN memberikan hasil yang optimal dalam mengklasifikasi suatu objek, sehingga pada penelitian ini, penulis akan mengimplementasikan metode CNN untuk klasifikasi diabetik retinopati pada retina mata dengan membandingkan kinerja arsitektur LeNet dan GoogleNet untuk mengetahui model kinerja terbaik

2. TINJAUAN PUSTAKA

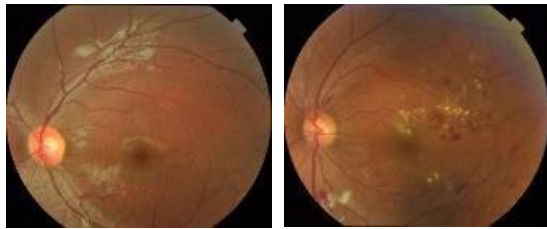
2.1. Iridiologi

Iridiologi merupakan suatu metode yang digunakan untuk melihat dan membaca selaput iris mata [5]. Pengetahuan ilmiah anatomi tubuh manusia dalam iridiologi dirintis oleh Dr. Philip Mayens dalam bukunya yang berjudul "Chiromatica Medica" yang menguraikan tentang interkoneksi antara bagian-bagian iris mata dengan beberapa organ tubuh.

2.2. Diabetic Retinopathy

Diabetik retinopati disebabkan retina mendapatkan banyak makanan dari beberapa pembuluh darah kapiler yang ukurannya sangat kecil. Diabetik retinopati juga menjadi penyebab utama kebutaan yang memiliki sejumlah bentuk retinopati dengan DM sekitar 80% [1]. Kemungkinan

multifaktor dan berhubungan dengan glikosilasi protein, iskemik, dan mekanisme hemodinamik.



gambar 1. Citra fundus [Sumber : www.kaggle.com]

2.3. Deep Learning

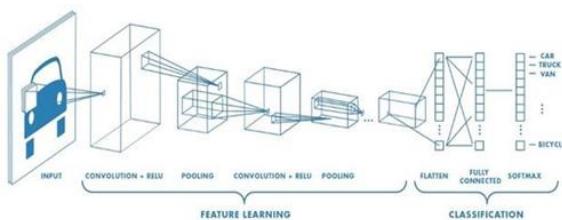
Deep learning ada sejak 2006, setelah Geoffrey Hinton mempublikasikan jurnal yang mengenalkan salah satu jenis jaringan syaraf tiruan yang disebut deep belief nets. Deep learning salah satu jenis algoritma jaringan saraf tiruan yang masukannya merupakan metadata yang diolah dengan beberapa lapisan yang tersembunyi dari data masukan untuk menghitung nilai keluaran. Berikut ilustrasi dari jaringan deep learning:



Gambar 2. Ilustrasi Struktur pemodelan Deep Learning Sumber: [8]

2.4. Convolutional Neural Network (CNN)

CNN atau Convolution Neural Network merupakan sejenis feedforward jaringan saraf tiruan yang memiliki struktur yang dalam. CNN merupakan salah satu representasi dari algoritma deep learning. Kelebihan CNN ialah algoritma yang dapat mengenali informasi tersembunyi dari suatu objek baik itu gambar, ura, teks dan sebagainya walaupun objek tersebut diposisikan dimana saja dalam input [9].

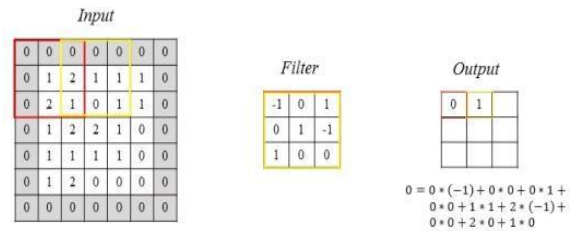


Gambar 3. Ilustrasi Jaringan CNN [10]

2.5. Feature learning

a. Convolutional Layer

Convolutional layer merupakan blok utama pada CNN yang terdapat beragam filter. Tujuan adanya konvolusi ialah mengekstrak fitur dari citra yang sudah diinputkan. Dalam image processing konvolusi berarti mengaplikasikan suatu kernel pada citra pada semua offset seperti gambar berikut:



Gambar 4. Ilustrasi konvolusi [12]

Pada lapisan convolutional, neuron disusun menjadi peta fitur. Setiap neuron pada peta fitur sebagai bidang reseptif, pada lapisan konvolusi neuron sebelumnya disebut bobot yang diinginkan atau biasa disebut bank filter, yang diilustrasikan pada Persamaan (1):

$$h(x, y) = f(x, y) * g(x, y) \quad (1)$$

$h(x, y)$ = hasil dari proses convolution

(x, y) = nilai matrix citra

(x, y) = kernel convolution

b. ReLU Activation

Rectified Linear Unit (ReLU) pertama kali dikenalkan oleh Geoffrey Hinton dan Vinod Nair pada tahun 2010 [13]. Fungsi aktivasi ini saat ini banyak digunakan pada konteks convolutional neural network. Fungsi ini digunakan untuk mengubah nilai x menjadi 0 jika nilai x negatif dan sebaliknya agar nilai x dipertahankan jika nilainya tidak kurang dari 0. Fungsi ReLU dinyatakan dengan persamaan (2).

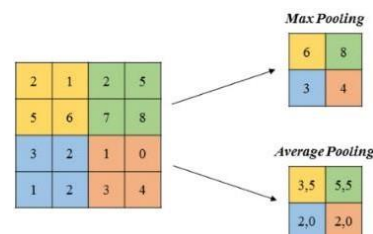
$$(xi) = \max(0, xi) \quad (2)$$

(xi) = nilai dari ReLu activation

xi = nilai matrix dari citra

c. Pooling Layer

Pooling layer biasa disebut down sampling, yang dapat meningkatkan komputasi karena parameter yang harus diperbaharui semakin sedikit dan mengatasi overfitting Max pooling membagi hasil keluaran dari lapisan konvolusi menjadi beberapa grid kecil lalu mengambil nilai maksimal [13]. Sementara average pooling akan menentukan nilai rata-ratanya. Berikut adalah ilustrasi proses dari max pooling:



Gambar 5. Ilustrasi Max Pooling dan Everage Pooling [12]

Adapun persamaannya sebagai berikut :

$$o = \frac{i-k}{s} + 1 \dots \dots \dots (3)$$

O = parameter lapisan pooling

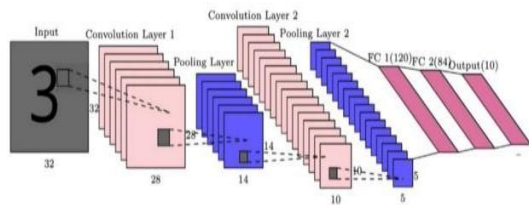
i = parameter matriks dari data masukan

k = dimensi matriks kernel

s = kuantitas stride.

2.6. LeNet

LeNet adalah salah satu arsitektur di CNN yang diterbitkan oleh Yann LeCun pada tahun 1989 [14]. LeNe-5t merupakan transformasi dari arsitektur LeNet sebelumnya. Dalam model LeNet terdapat 7 lapisan yang mana setiap layernya dapat melatih parameter. Berikut ini adalah ilustrasi dari arsitektur LeNet.



Gambar 6. Ilustrasi jaringan LeNet [15]

2.7. GoogleNet

GoogleNet ialah model yang diperkenalkan oleh google sejak 2014 dan menjadi peringkat pertama dalam kompetisi ILSVRC yang mendapatkan predikat sebagai arsitektur kinerja paling baik. Kelebihan googlenet terletak pada *inception modules*. *Inception modules* terdiri dari sejumlah *convolution* kecil yang digunakan untuk mereduksi.



Gambar 7. Inception modules GoogleNet [4]

2.8. Confusion Matrix

Confusion matrix ialah tabel data uji yang sudah diklasifikasi dengan benar dan data uji klasifikasi dengan salah [17]. *Confusion matrix* juga cara untuk mengukur kinerja dari model yang dihasilkan. Dalam *confusion matrix* ada 4 istilah yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN).

Tabel 1: Tabel *Confusion Matrix*

Nilai Prediksi	Nilai Aktual			
	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4
Kelas 1	TP			
Kelas 2		TP		
Kelas 3			TP	
Kelas 4				TP

Berdasarkan nilai True Prositive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN) dapat diperoleh nilai akurasi, presisi, dan recall, Nilai akurasi bisa didapatkan dengan persamaan (6) dan (7).

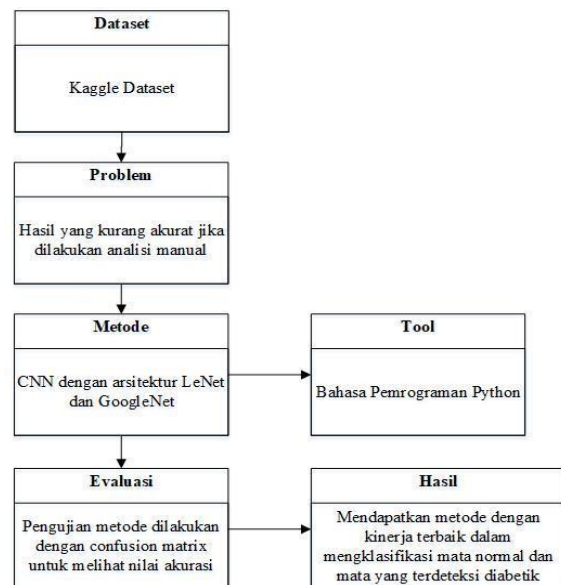
$$Akurasi = \left(\frac{TP+FN}{TP+TN+FP+FN} \right) \times 100\%.....(6)$$

$$Akurasi = \frac{\sum TP + \sum TN}{\sum TP + \sum TN + \sum FP + \sum FN} \times 100\%.....(7)$$

3. METODE PENELITIAN

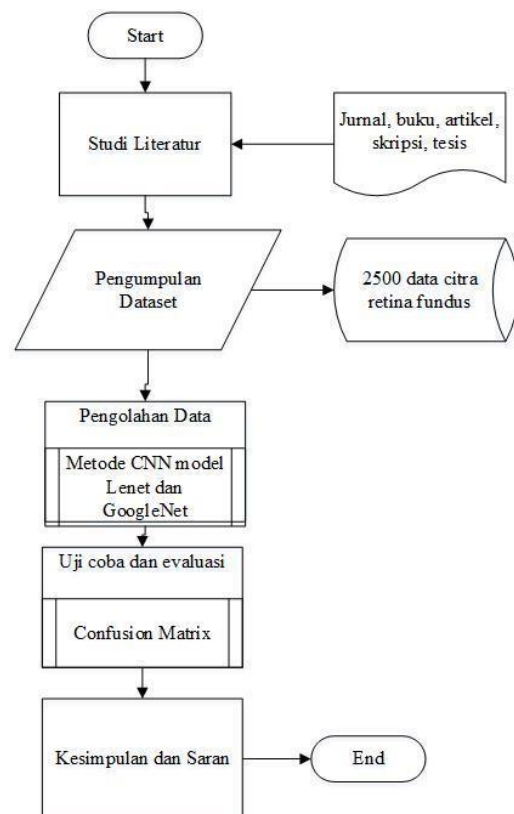
3.1. Kerangka Pemikiran

Kerangka pemikiran dalam penelitian ini dapat digambarkan sebagai berikut:



Gambar 8. Kerangka Pemikiran

3.2. Diagram Alir Penelitian



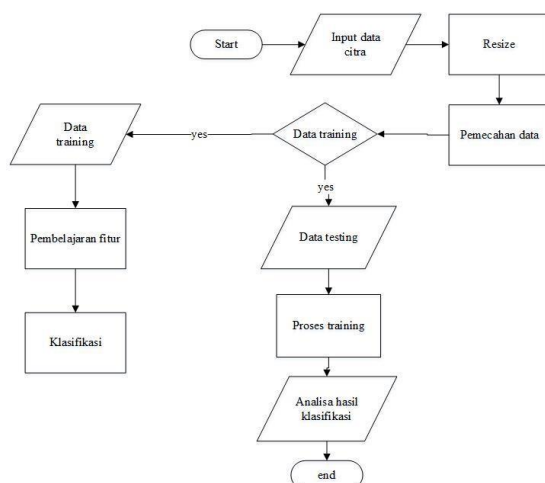
Gambar 9. Diagram Alir Penelitian

Berikut merupakan penjelasan dalam gambar alur penelitian di atas:

1. Studi Literatur atau studi pustaka
Studi literatur berkaitan dengan kajian teoritis. Studi literatur bertujuan untuk mengumpulkan data atau informasi seputar penelitian terdahulu dengan metode atau permasalahan sejenis untuk dijadikan sebagai acuan penulisan
2. Pengumpulan Data
Jenis data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder. Data sekunder pada penelitian ini yaitu berupa dataset citra iris atau yang diambil dari Kaggle dataset. Adapun beberapa alasan menggunakan data sekunder sebagai berikut:
 - a) Lebih efisien dikarenakan data sudah tersedia, jadi tidak membutuhkan waktu lama ataupun biaya untuk mendapatkan data yang dibutuhkan
 - b) Kemungkinan data yang didapatkan jumlahnya lebih banyak dibandingkan data primer
3. Pengolahan Data
Pada tahap ini akan dijelaskan bagaimana pengolahan data serta tahap sebelum data di proses atau disebut dengan pre- processing. Pada tahap pre-processing akan dilakukan resize pada data citra dengan tujuan menyamaratakan ukuran data citra yang ada setelah itu akan dilakukan proses klasifikasi dengan metode penelitian yang telah diusulkan.
4. Implementasi Sistem
Pada tahap ini, desain yang telah didesain sebelumnya diimplementasikan kedalam bahasa pemrograman Python.
5. Evaluasi dan pengujian
Pada tahap ini, data yang sudah melalui tahap preprocessing serta klasifikasi dengan arsitektur LeNet, maka data akan diuji dan dievaluasi menggunakan confusion matrix

3.3. Tahap Pengolahan Data

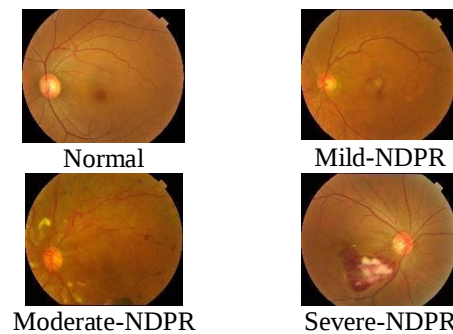
Pada bagian ini akan dijelaskan tahapan pengolahan data untuk proses klasifikasi citra retina fundus sebagai berikut:



Gambar 10. Tahapan pengolahan

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

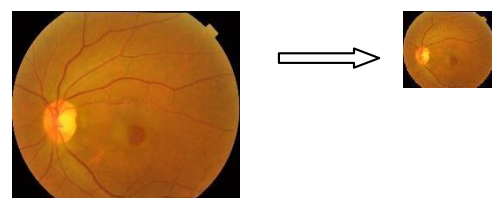
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra retina fundus yang didapatkan dari kaggle dataset repository dengan jumlah data sebanyak 2500 data yang terbagi dari 2 kelas yang terdiri dari 2000 data training dan 500 data testing. Sampel citra retina fundus akan ditunjukkan pada gambar 11:



Gambar 11. Data Retina Fundus
[Sumber:www.kaggle.com]

a. Preprocessing

Ukuran citra fundus yang digunakan cukup beragam, maka langkah pertama yang perlu dilakukan adalah proses resize atau penyamaan ukuran gambar dengan ukuran sebesar 150x150 piksel. Hasil perubahan data citra awal dan data citra baru setelah diresize ditunjukkan pada gambar 13. Sebelum proses dimulai langkah pertama yang harus dilakukan adalah input library dan import data yang akan digunakan



Gambar 13. Citra setelah proses *resize*

Setelah proses penyamaan ukuran selesai dilakukan maka langkah selanjutnya adalah pembagian data menjadi 2 yaitu pelatihan dan pengujian data. Data dibagi menjadi 80%-20%. Proses pelatihan model dilakukan untuk melatih model LeNet dan GoogleNet untuk mengetahui kinerja yang optimal, sedangkan proses testing data dilakukan dengan tujuan untuk menguji hasil terapan dari proses training data sebelumnya.

b. Pelatihan Model

Pada proses training data dilakukan pembelajaran menggunakan model LeNet dan GoogleNet dengan beberapa uji coba epoch dan batchsize. Yang mana dalam penelitian ini jumlah batchsize yang digunakan adalah 8, dan 16 dengan jumlah epoch sebesar 10, 100, dan 300. Sebelum dilakukan pelatihan model maka perlu membangun model yang dipakai terlebih dahulu. Berikut ini source code untuk membangun model CNN beserta penjajarannya:

c. Pelatihan dan Pengujian Model beserta Confusion Matrix

Pada model ini untuk menghitung kesalahan model selama proses optimasi pada loss function yang digunakan adalah loss function categorical cross-entropy. Selanjutnya adalah melakukan proses pelatihan menggunakan data training dan diuji menggunakan data test yang telah dipersiapkan sebelumnya setelah model sudah dibuat

d. Evaluasi Model

Setelah dilakukan sejumlah uji coba dengan mengganti jumlah batch size dan jumlah epoch disetiap pengujian serta membandingkan dua pooling layer untuk mendapatkan hasil terbaik. Jumlah batch size yang digunakan dalam uji coba ini adalah 8, dan 16 dengan jumlah pergantian epoch 10, 100, dan 300. Untuk perbandingan tingkat akurasi dapat dilihat pada tabel 3 dan 4:

Tabel 2. Pembagian Data Kelas

Nama Kelas	Data Train 80%	Data Test 20%
Mild-NDPR	517	108
Moderate-NDPR	498	127
Severe-NDPR	481	144
Normal	504	121
Jumlah	2000	500

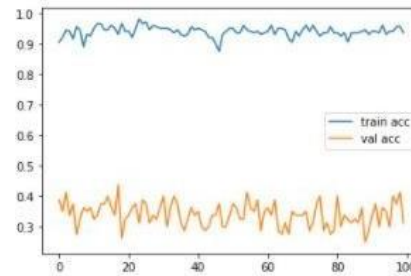
Tabel 3. Pengujian menggunakan LeNet

Pembagian Data	Batch Size	Epoch	Akurasi
80%-20%	8	10	89.00%
		100	91.00%
		300	90.50%
	16	10	93.00%
		100	94.50%
		300	92.50%

Tabel 4. Pengujian menggunakan GoogleNet

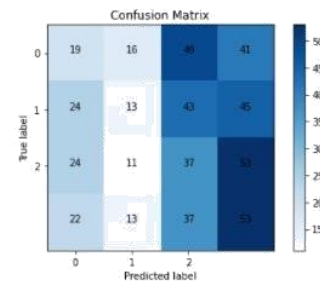
Pembagian Data	Batch Size	Epoch	Akurasi
80%-20%	8	10	70.27%
		100	78.29%
		300	84.16%
	16	10	71.43%
		100	74.41%
		300	82.30%

Berdasarkan hasil penguian diatas dapat disimpulkan bahwa hasil terbaik dari pemecahan data 80%-20% dengan pengujian menggunakan LeNet dengan jumlah batch size 16 dan epoch sebanyak 100 yang menghasilkan akurasi sebesar 94.50%.



Gambar 14 Grafik Training Data

Pada gambar 14 peningkatan akurasi ditunjukkan oleh garis berwarna biru. Gambar tersebut menunjukkan bahwa hasil akurasi yang didapatkan mulai iterasi pertama hingga 100 naik turun namun tetap diatas 90%. Sesuai hasil pelatihan tersebut menghasilkan confusion matrix yang ditunjukkan pada gambar 15



Gambar 15 Confusion Matrix

e. Analisa Hasil

Berdasarkan hasil analisa dari proses uji coba yang sudah dilakukan pada tahap penelitian, secara keseluruhan pada setiap percobaan menghasilkan model yang baik, namun hasil yang ditunjukkan oleh model LeNet memberikan hasil yang lebih optimal dalam mengklasifikasi diabetic retinopathy dibandingkan arsitektur GoogleNet. dari keseluruhan percobaan hasil paling optimal didapatkan pada percobaan dengan batchsize 16 dan epoch 100 yang menghasilkan akurasi sebesar 94.50%. Pada penelitian yang dilakukan oleh Pramana, dkk dalam pengenalan jenis golongan kendaraan pada jalan tol menggunakan model LeNet [18], data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 500 data yang terbagi menjadi 5 kelas. Tahap preprocessing yang dilakukan adalah cropping, lalu mengubah gambar menjadi grayscale dan resize image. Hasil akurasi yang didapatkan dengan model LeNet pada penelitian ini sebesar 95%. Kelebihan dari model LeNet sendiri adalah mampu untuk memproses gambar dengan resolusi lebih tinggi. Berdasarkan hasil penelitian ini dapat dikatakan bahwa usulan metode Convolutional Neural Network model LeNet mampu melakukan klasifikasi suatu objek dengan hasil optimal berdasarkan data yang cukup banyak.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil pengujian dengan memperhatikan tujuan penelitian dapat disimpulkan bahwa: Klasifikasi diabetik retinopati CNN model

LeNet dan GoogleNet dilakukan beberapa tahap, Tahap pertama yaitu proses preprocessing yang terdiri dari proses resize image, Setelah itu dilakukan klasifikasi, Metode yang digunakan untuk membangun sistem klasifikasi adalah CNN model LeNet dan GoogleNet dengan melakukan uji coba berdasarkan jumlah batch size dan epoch. Setelah dilakukan sejumlah uji coba didapatkan tingkat akurasi tertinggi dari pembagian data 80%:20% dengan jumlah batch size 8, dan 16, epoch berjumlah 10, 100, dan 300, klasifikasi diabetic retinopathy dengan LeNet menghasilkan nilai akurasi tertinggi sebesar 94.50%, sedangkan GoogleNet menghasilkan nilai akurasi tertinggi sebesar 84.16%. Hasil akurasi klasifikasi menggunakan model LeNet lebih baik jika dibandingkan dengan klasifikasi menggunakan model GoogleNet. Berdasarkan hasil yang didapatkan dari penelitian ini, ada beberapa saran yang berguna untuk penelitian mendatang, yaitu: Menggunakan data citra fundus yang lebih banyak sehingga semakin banyak ciri diabetic retinopathy yang bisa deteksi oleh sistem sehingga menambahkan kinerja sistem untuk proses klasifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Maria, *Asuhan Keperawatan Diabetes Melitus dan Asuhan Keperawatan Stroke*. 2021.
- [2] S. RIZAL, N. IBRAHIM, N. K. C. PRATIWI, S. SAIDAH, and R. Y. N. FU'ADAH, "Deep Learning untuk Klasifikasi Diabetic Retinopathy menggunakan Model EfficientNet," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 8, no. 3, p. 693, 2020, doi: 10.26760/elkomika.v8i3.693.
- [3] M. Ezar, A. Rivan, and G. Riyadi, "Perbandingan Arsitektur LeNet dan AlexNet Pada Metode Convolutional Neural Network Untuk Pengenalan American Sign Language," vol. 7, no. 1, pp. 53–61, 2021.
- [4] S. Fattah, "Deteksi penyakit pneumonia dan covid-19 menggunakan citra x-ray dengan metode convolutional neural network (cnn) model googlenet," 2021.
- [5] H. Mardjan and M. K. Abrori, *Pengobatan Komplementer Holistik Modern*. 2016.
- [6] P. N. T. S. Andono and Muljono, *Pengolahan Citra Digital - Google Books*. 2017.
- [7] K. G. Kim, *Deep Learning*, vol. 22, no. 4. 2016.
- [8] O. Prof and Z. A. Hasibuan, "Deep Learning: Concept, Model, Algorithm, and Application," 2020.
- [9] J. W. G. Putra, "Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesin dan Deep Learning," vol. 4, pp. 1–235, 2019, [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/323700644>.
- [10] A. B. Mutiara and U. Gunadarma, "Implementasi Deep Learning: Matlab dan Python-Keras-Tensorflow," 2020.
- [11] W. S. Eka Putra, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101," *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, 2016, doi: 10.12962/j23373539.v5i1.15696.
- [12] J. Vega *et al.*, "Klasifikasi diabetic retinopathy berdasarkan foto fundus menggunakan convolutional neural network (cnn) jenis densenet," 2021.
- [13] J. Pardede, D. Adi, and L. Putra, "Implementasi DenseNet Untuk Mengidentifikasi Kanker Kulit Melanoma," vol. 6, pp. 425–433, 2020.
- [14] D. Fitriati, "Perbandingan Kinerja CNN LeNet 5 dan Extreme Learning Machine pada Pengenalan Citra Tulisan Tangan Angka," *J. Teknol. Terpadu*, vol. 2, no. 1, pp. 10–16, 2016.
- [15] I. Sabilla, Ahmad, "Arsitektur Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Klasifikasi Jenis Dan Kesegaran Buah Pada Neraca Buah," *Tesis*, no. 201510370311144, 2020.
- [16] S. Wan, Y. Liang, and Y. Zhang, "Deep convolutional neural networks for diabetic retinopathy detection by image classification," *Comput. Electr. Eng.*, vol. 72, pp. 274–282, 2018, doi: 10.1016/j.compeleceng.2018.07.042.
- [17] M. F. Rahman, D. Alamsah, M. I. Darmawidjaja, and I. Nurma, "Klasifikasi Untuk Diagnosa Diabetes Menggunakan Metode Bayesian Regularization Neural Network (RBNN)," *J. Inform.*, vol. 11, no. 1, p. 36, 2017, doi: 10.26555/jifo.v11i1.a5452.
- [18] A. L. Pramana, E. Setyati, Y. Kristian, P. Studi, T. Informasi, and F. Sains, "MODEL CNN LENET DALAM PENGENALAN JENIS GOLONGAN KENDARAAN," vol. 13, no. 2, pp. 65–69, 2020.