

**KLASIFIKASI *DIABETIC RETINOPATHY* BERDASARKAN FOTO
FUNDUS MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*
(CNN) JENIS DENSENET**

SKRIPSI



**UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A**

Disusun Oleh
JUARISKA VEGA NUR RAKAMAWATI
H72217029

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA**

2021

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : JUARISKA VEGA NUR R.

NIM : H72217029

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2017

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul "KLASIFIKASI *DIABETIC RETINOPATHY* BERDASARKAN FOTO FUNDUS MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) JENIS DENSENET". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 25 Januari 2021

Yang menyatakan,



JUARISKA VEGA NUR R.

NIM. H72217029

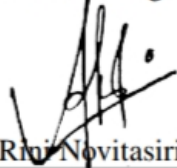
LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama : JUARISKA VEGA NUR RAKAMAWATI
NIM : H72217029
Judul Skripsi : *KLASIFIKASI DIABETIC RETINOPATHY*
BERDASARKAN FOTO FUNDUS MENGGUNAKAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) JENIS
DENSENET

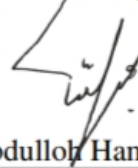
telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Pembimbing I



Dian C. Rini Novitasiri, M.Kom
NIP. 198511242014032001

Pembimbing II



Dr. Abdulloh Hamid, M.Pd
NIP. 198508282014031003

Mengetahui,
Ketua Program Studi Matematika
UIN Sunan Ampel Surabaya



Aris Fanani, M.Kom
NIP. 198701272014031002

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Nama : JUARISKA VEGA NUR RAKAMAWATI
NIM : H72217029
Judul Skripsi : *KLASIFIKASI DIABETIC RETINOPATHY
BERDASARKAN FOTO FUNDUS MENGGUNAKAN
CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN) JENIS
DENSENET*

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji
pada tanggal 25 Januari 2021

Mengesahkan,
Tim Penguji

Penguji I



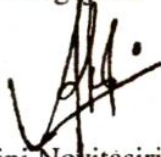
Nurissaidan Ulminuha, M. Kom
NIP. 199011022014032004

Penguji II



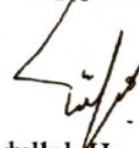
Wika Dianita Utami, M. Sc
NIP. 199206102018012003

Penguji III



Dian C. Rini Novitasiri, M.Kom
NIP. 198511242014032001

Penguji IV



Dr. Abdulloh Hamid, M.Pd
NIP. 198508282014031003

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Jember Ampel Surabaya



Hi. Ev. Rusdiyah, M.Ag
NIP. 19812272005012003



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : JUARISKA VEGA NUR RAKAMAWATI
NIM : H72217029
Fakultas/Jurusan : SAINTEK / MATEMATIKA
E-mail address : juariskavegan@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

Sekripsi Tesis Desertasi Lain-lain (.....)

yang berjudul :

KLASIFIKASI DIABETIC RETINOPATHY BERDASARKAN FOTO FUNDUS

MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

JENIS DENSENET

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara **fulltext** untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

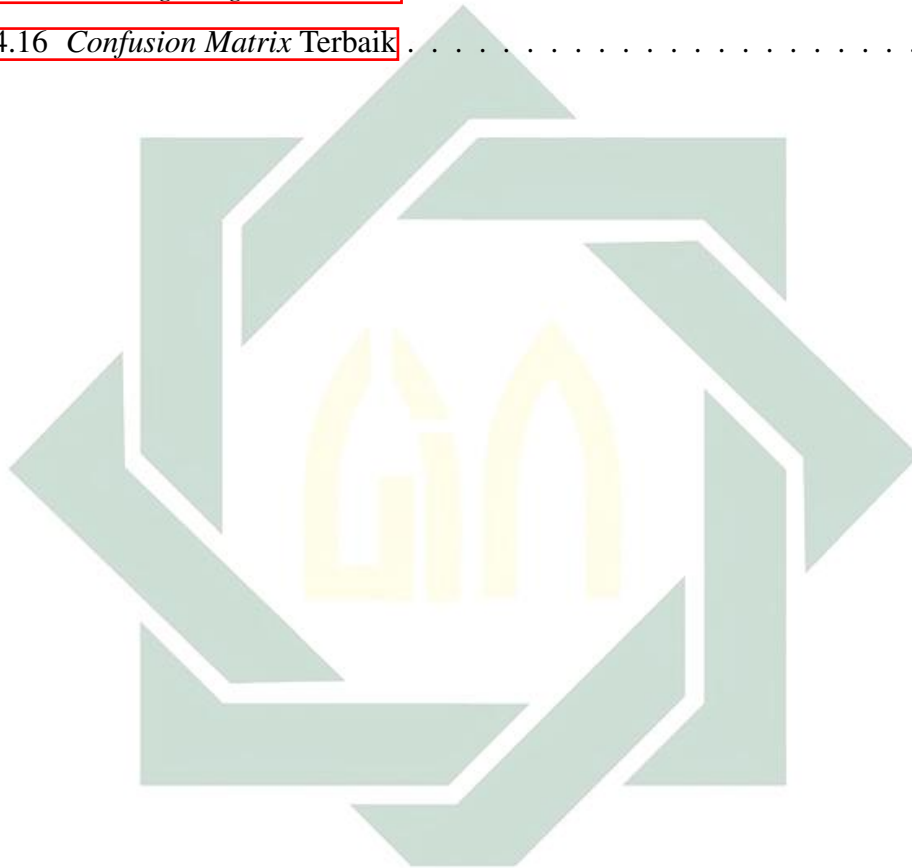
Surabaya, 22 Februari 2021

Penulis

(JUARISKA VEGA N. R.)

2.8. <i>Dense Convolutional Network (DenseNet)</i>	29
2.9. <i>Confusion Matrix</i>	31
III METODE PENELITIAN	33
3.1. Jenis Penelitian	33
3.2. Jenis dan Sumber Data	33
3.3. Kerangka Penelitian	34
IV HASIL DAN PEMBAHASAN	39
4.1. <i>Pre-Processing</i>	39
4.2. Klasifikasi <i>Diabetic Retinopathy</i> Menggunakan Metode CNN Jenis DenseNet	44
4.2.1. <i>Convolutional Layer</i>	44
4.2.2. <i>Batch Normalization</i>	50
4.2.3. <i>ReLU</i>	51
4.2.4. <i>Max Pooling Layer</i>	52
4.2.5. <i>Depth Concatenation</i>	53
4.2.6. <i>Global Average Pooling Layer</i>	54
4.2.7. <i>Fully Connected Layer</i>	54
4.2.8. <i>Softmax</i>	55
4.3. Evaluasi Model	56
4.4. Diskusi Hasil Penelitian	60
4.5. Integrasi Keilmuan	62
V PENUTUP	65
5.1. Simpulan	65
5.2. Saran	65

4.10 Ilustrasi Operasi <i>Convolutional</i> pada Citra <i>Channel Blue</i>	48
4.11 <i>Feature Map</i> Hasil <i>Convolutional</i> Pertama	50
4.12 <i>Feature Map</i> Hasil <i>Batch Normalization</i>	51
4.13 <i>Feature Map</i> Hasil <i>ReLU</i>	52
4.14 Ilustrasi Penambahan <i>Zero Padding 1</i>	53
4.15 <i>Training Progress</i> Terbaik	59
4.16 <i>Confusion Matrix</i> Terbaik	59



akan diamati secara manual oleh para ahli dibidangnya, tetapi pengamatan tersebut memiliki kelemahan seperti membutuhkan waktu yang lama serta tak jarang terdapat *human error* dalam pengamatan sehingga hasilnya dinilai kurang akurat. Oleh itu perlu dilakukan suatu sistem untuk mendeteksi *diabetic retinopathy* secara otomatis, sehingga proses identifikasi dapat dilakukan secara tepat dan cepat (Salamat et al., 2019).

Sistem yang digunakan untuk membantu melakukan mengenali karakteristik suatu citra yaitu sistem *Computer-Aided Diagnosis* (CAD). Sistem CAD sudah sering dilakukan menggunakan suatu sistem salah satunya dengan *Artificial Intelligence* (AI) guna mempermudah mendiagnosis suatu penyakit, selain itu AI dapat mempercepat proses analisis suatu citra. Beberapa metode AI sebelumnya telah digunakan dalam melakukan klasifikasi suatu penyakit, salah satu metode klasifikasi yang dilakukan untuk *diabetic retinopathy* adalah *Learning Vector Equation* (LVQ). Implementasi algoritma LVQ dalam mendeteksi *diabetic retinopathy* memiliki akurasi yang kurang baik karena ada tidak ada ciri fitur penyakit sehingga hanya mendapatkan hasil akurasi sebesar 43,75% (Sabrina et al., 2017). Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Yafis Kurniawan dengan mengklasifikasi *diabetic retinopathy* menggunakan *K-Nearest Neighbour* (KNN), pada penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 64% (Kurniawan et al., 2015).

AI memiliki beberapa sub bidang, salah satunya yaitu *deep learning*. *Deep learning* juga telah banyak dilakukan para peneliti untuk mempermudah menyelesaikan suatu masalah yang tidak bisa diselesaikan secara manual oleh manusia. Berdasarkan penelitian Stevanus Frangky Handono dalam mendeteksi *diabetic retinopathy* menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) (Handono et al., 2020). Selanjutnya Siska Davella juga melakukan klasifikasi

malaria menggunakan metode CNN dan telah mencapai keberhasilan dalam melakukan penelitian tersebut (Devella and Arianto, 2020). Klasifikasi tumor paru-paru juga pernah dilakukan oleh Ruchita Dekade dengan menghasilkan akurasi sebesar 96% (Tekade and Prof.Dr.K.Rajeswari, 2018). Berdasarkan penelitian sebelumnya, algoritma CNN telah banyak digunakan untuk suatu penelitian dan diklaim sebagai model yang terbaik dalam suatu pengenalan objek.

Algoritma CNN memiliki banyak jenis arsitektur, seperti Alex-Net, Google-Net, Le-Net, VGG-Net, Res-Net, DenseNet, dan lain-lain. Pada penelitian Astolfi,dkk melakukan klasifikasi jenis serbuk sari menggunakan beberapa jenis CNN, yaitu VGG-Net, DenseNet, Inception, NASNet, ResNet, dan Xception. Pada penelitian tersebut menyatakan bahwa arsitektur DenseNet cukup bagus dengan akurasi tertinggi sebesar 95,8% (Astolfi et al., 2020). Penelitian selanjutnya dilakukan oleh (Rafi et al., 2019) dalam melakukan identifikasi model kamera menggunakan CNN arsitektur DenseNet. Arsitektur tersebut dipilih karena setiap layer memiliki akses langsung ke fitur yang dihasilkan oleh semua lapisan yang ada sebelumnya sehingga DenseNet memiliki banyak fitur yang beragam dan kompleks. Pada penelitian (Rezvantlab et al., 2018) melakukan klasifikasi tingkatan kanker kulit menggunakan jaringan deep learning CNN. Peneliti tersebut membandingkan beberapa arsitektur CNN, yaitu DenseNet, ResNet, Inception, dan InceptionResNet, hasil penelitian menyatakan bahwa akurasi terbaik didapatkan ketika menggunakan CNN arsitektur DenseNet dengan akurasi sebesar 98,76%.

Berdasarkan latar belakang dan uraian permasalahan di atas, dapat disimpulkan bahwa deteksi penyakit *diabetic retinopathy* sejak awal sangat diperlukan guna mencegah terjadinya komplikasi diabetes sampai terjadi suatu kebutaan. Dengan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, CNN cukup bagus

Artinya: ”dan apa saja musibah yang menimpa kamu, itu adalah akibat dari perbuatan tanganmu.” (QS. As-syura:30)

Maksud dari salah satu firman Allah tersebut yaitu setiap musibah yang terjadi pada diri kita tidak lain karena perbuatan bahkan dosa yang telah kita lakukan. Salah satu musibah yang diberikan kepada manusia yaitu berupa penyakit, yang tak lain terjadi karena kurang olahraga, tidur larut malam, kebersihan yang buruk, serta ketidakteraturan pola makan. Namun hal tersebut dapat dilakukan pencegahan dini agar tidak menjadi penyakit yang lebih serius. Mencegah penyakit lebih diutamakan dibandingkan dengan mengobati, dan obat yang paling utama adalah mencegah. Salah satu pencegahan yang dapat dilakukan yaitu dengan berpuasa.

2.3. Citra Digital

Citra digital merupakan citra yang diperoleh dari alat-alat digital dan dapat diolah dengan komputer. Teknik pengolahan citra dilakukan dengan tujuan untuk memperbaiki kualitas citra agar dapat diinterpretasi oleh manusia atau komputer merupakan pengertian pengolahan citra digital (Effendi et al., 2017). Berdasarkan tingkatan warnanya, citra digital dibagi menjadi tiga, yaitu:

1. *Binary image*

Pada *binary image* terdiri dari 2 jenis nilai piksel, yaitu 0 untuk warna hitam dan 1 untuk warna putih. Gambar [2.2](#).

2.5. Machine Learning

Machine Learning (ML) merupakan bagian dari *artificial intelligence* yang dikenalkan pertama kali oleh beberapa ilmuwan matematika seperti Thomas-Bayes, Adrien-Marie Legendre, dan Andrey Markov sekitar tahun 1920 . ML dapat membantu manusia dalam menyelesaikan permasalahan yang tidak bisa diselesaikan secara manual, sehingga ML dapat menyelesaikan hal tersebut dengan program yang telah dirancang oleh manusia. ML mampu mengolah data dengan waktu yang cukup cepat

Menurut Fatima dan Pasha terdapat beberapa jenis algoritma pembelajaran ML, diantaranya sebagai berikut (Fatima and Pasha, 2017).

1. *Supervised Learning*

Supervised learning merupakan pembelajaran ML yang terarah karena data masukan yang digunakan memiliki target atau label. Algoritma ini dapat digunakan untuk memprediksi berdasarkan data latih yang telah berlabel. Jenis algoritma ini biasanya dikatakan sebagai *classification* atau *regression*.

2. *Unsupervised Learning*

Berbeda dengan *supervised learning* yang telah tersedia target atau label, pada *unsupervised learning* tidak memiliki target atau label sehingga pada algoritma pembelajaran ini mempelajari pola berdasarkan karakteristik dari data yang ada. Salah satu metode yang menggunakan *unsupervised learning* adalah *clustering*.

2.6. *Deep Learning*

Deep Learning merupakan salah satu cabang ML yang melatih sistem untuk memiliki kemampuan menyerupai manusia, yakni belajar dari pengalaman. *deep learning* tidak mampu mengolah data dengan jumlah yang sedikit, waktu yang dibutuhkan untuk mengolah lebih lama, serta PC yang memadai. Istilah *deep learning* sudah dikenal sejak tahun 2006, namun belakangan ini istilah tersebut terus dibicarakan karena penggunaan *deep learning* ini dapat mencapai akurasi ketepatan yang tinggi. *Deep learning* dapat digunakan dalam berbagai bidang pada kehidupan, diantaranya adalah pengenalan wajah, pengenalan suara, pengenalan citra, penemuan obat, pengenalan bahasa, dan sebagainya (Rizal et al., 2020).

Salah satu metode *deep learning* yang sering digunakan yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN). Berbeda dengan yang lainnya, pada CNN tidak perlu melakukan pembelajaran fitur karena didalamnya sudah terdapat pembelajaran fitur otomatis untuk melakukan klasifikasi (Hariyani et al., 2020).

2.7. *Convolutional Neural Network* (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu model *deep learning* yang merupakan pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) yang di desain untuk mengolah data dua dimensi. Pada algoritma CNN lebih efisien daripada MLP karena tidak diperlukan metode untuk ekstraksi fitur, sebab didalamnya sudah terdapat proses *feature learning*. Ilustrasi jaringan CNN dapat dilihat pada Gambar 2.8.

2.8. Dense Convolutional Network (DenseNet)

Dense Convolutional Network atau dikenal dengan DenseNet merupakan salah satu jenis arsitektur CNN pengembangan dari ResNet. DenseNet memiliki arsitektur yang menghubungkan setiap *layer* ke *layer* lain dengan cara *feed-forward*, sehingga fitur yang didapatkan lebih beragam dan kompleks, serta parameter dan efisiensi komputasi lebih cepat karena telah mempelajari dari pola sebelum-sebelumnya seperti pada ilustrai *Dense Blok*. Ilustrasi jaringan DenseNet ditunjukkan pada Gambar 2.12. Pada satu *Dense Blok* terdapat beberapa blok yang didalamnya terdiri dari beberapa BN, ReLU, dan *Convolutional* yang akan ditunjukkan pada Gambar 2.13. Pada *Dense Blok* 1 terdapat 6 blok, *Dense Blok* 2 terdapat 12 blok, *Dense Blok* 3 terdapat 48 blok, dan *Dense Blok* 4 terdapat 32 blok. Dalam blok tersebut terdapat *concatenation layer* sebagai penghubung antara satu blok dengan blok yang lain dengan cara menambahkan dari *layer-layer* sebelumnya, berbeda halnya dengan ResNet yang hanya menambahkan dari satu *layer* sebelumnya saja. Kemudian penghubung antara *DenseBlock* terdapat *trasiion layer* yang terdiri dari *Convolutional* dan *Pooling* kemudian diakhiri dengan *average pooling* dan *softmax* (Steen et al., 2018).

3.3. Kerangka Penelitian

Dalam mempermudah melakukan pengolahan data sampai dengan mendapatkan hasil, maka diperlukan kerangka penelitian agar mempermudah pemahaman. Berikut kerangka penelitian yang akan ditunjukkan pada Gambar 3.2.

1. *Input data*

Data yang digunakan merupakan foto fundus dari data Messidor sebanyak 1200 citra yang terdiri dari empat kelas, yaitu normal, *Mild-NPDR*, *Moderate-NPDR*, dan *Severe-NPDR*

2. *Preprocessing*

Data yang sudah terkumpul kemudian dilakukan *cropping* secara manual, lalu *resize* data dengan ukuran piksel 224×224 sesuai dengan input pada arsitektur DenseNet. Selanjut akan dilakukan augmentasi dengan cara rotasi sebesar 30° , 45° , 60° , 90° , serta dilakukan refleksi terhadap sumbu x dan y sehingga jumlah data keseluruhan menjadi 8400.

- #### 3. Pelatihan Model
- Tahap pelatihan model pada penelitian ini menggunakan CNN jenis DenseNet dan proses pelatihannya menggunakan PC dengan processor AMD Ryzen 5 3600 (3.6GHz), kapasitas RAM 16 GB, dan *Graphics Card* 6 GB Nvidia GTX 1660. Pada CNN jenis DenseNet terdapat 709 *layers* yang terdiri dari 1 *input layer*, 1 *preprocessing layers*, 200 *convolutional layers*, 201 *batch normalization layers*, 200 *ReLU layers*, 98 *depth concatenation layers*, 4 *max pooling layers*, 1 *global average pooling layer*, 1 *fully connected layer*, 1 *softmax layer*, dan 1 *classification layer*. Arsitektur ini dapat dilihat pada Gambar 3.3 beserta penjelasan dari setiap *layernya* dan penjelasan blok dapat dilihat pada Gambar 3.4.

Tabel 4.2 Tabel Hasil Rata-rata Pembagian Data

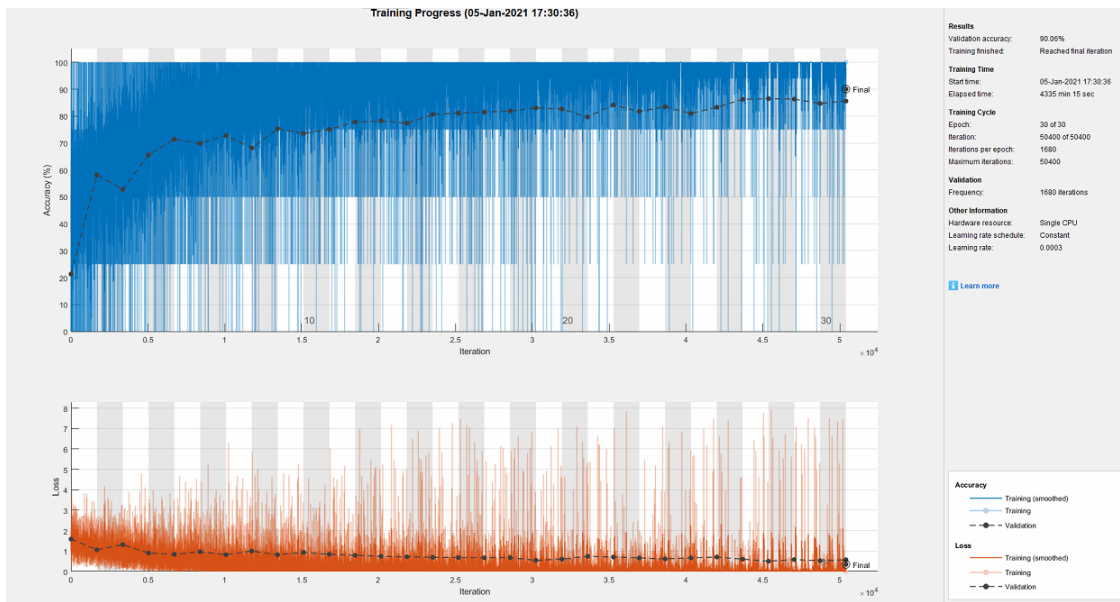
Pembagian Data	Akurasi(%)	Sensitivitas(%)	Spesifitas(%)
90%-10%	61.37	50.43	84.96
80%-20%	76.96	70.44	91.28
70%-30%	63.53	53.20	85.52
60%-40%	56.43	64.45	82.28

Tabel 4.3 Tabel Hasil Rata-rata Jumlah *Batch Size*

Jumlah <i>Batch Size</i>	Akurasi(%)	Sensitivitas(%)	Spesifitas(%)
4	61.38	49.98	84.25
8	59.55	46.17	83.67
16	78.80	66.11	89.86

Berdasarkan hasil rata-rata tersebut dapat disimpulkan bahwa yang terbaik ada pada pembagian data 80%-20% dengan jumlah *batch size* 16. Berikut tampilan *training* dari hasil klasifikasi yang terbaik pada Gambar [4.15](#).

Peningkatan akurasi pada Gambar [4.15](#) ditunjukkan oleh grafik yang berwarna biru. Gambar tersebut menunjukkan bahwa pada iterasi pertama nilai akurasi yang didapat sebesar 20% yang kemudian terus meningkat sampai pada 90%. Dari proses *training* tersebut menghasilkan *confusion matrix* pada Tabel [4.16](#).



Gambar 4.15 Training Progress Terbaik

Confusion Matrix

	kelas 0	kelas 1	kelas 2	kelas 3	
kelas 0	687 40.9%	12 0.7%	8 0.5%	4 0.2%	96.6% 3.4%
kelas 1	18 1.1%	181 10.8%	8 0.5%	5 0.3%	85.4% 14.6%
kelas 2	45 2.7%	14 0.8%	309 18.4%	11 0.7%	81.5% 18.5%
kelas 3	14 0.8%	7 0.4%	21 1.3%	336 20.0%	88.9% 11.1%
	89.9% 10.1%	84.6% 15.4%	89.3% 10.7%	94.4% 5.6%	90.1% 9.9%
	kelas 0	kelas 1	kelas 2	kelas 3	

Target Class

Gambar 4.16 Confusion Matrix Terbaik

percobaan pertama sebesar 50% dan percobaan kedua sebesar 64.81%. Hal tersebut dijelaskan bahwa proses *preprocessing* penghapusan optik disk cukup baik dalam penelitian ini karena mampu menghilangkan objek atau kontur yang tidak diperlukan.

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Sajayana, dkk untuk klasifikasi *diabetic retinopathy* menggunakan *wavelet haar* dan *backpropagation* (Sanjaya et al., 2018). Data yang digunakan dalam penelitian tersebut merupakan data yang bersal dari messidor database sejumlah 612 data yang terbagi dalam 4 kelas. *Preprocessing* yang dilakukan yaitu menghilangkan *background* secara manual, kemudian dilakukan ekstraksi ciri menggunakan *wavelet haar* lalu diklasifikasi menggunakan *backpropagation*. Penelitian tersebut menggunakan nilai *learning rate* sebesar 0.01 dengan maksimum iterasi sebanyak 100000. Selain itu, penelitian tersebut juga melakukan uji coba jumlah data *training* dan data *testing* dan uji coba terhadap level *wavelet haar*. Uji coba jumlah data *training* yang digunakan yaitu 70%, 80%, 90%, dan 95%, sedangkan level yang digunakan pada uji coba *wavelet haar* yaitu level 1 dan 4. Hasil akurasi terbaik pada level 1 sebesar 55% saat menggunakan perbandingan data *training* 90% dan data *testing* 10%, sedangkan pada level 4 akurasi terbaik sebesar 56.25% dengan perbandingan data *training* 95% dan data *testing* 5%.

Berdasarkan hasil pada penelitian ini dengan sumber data yang sama didapatkan hasil akurasi terbaik sebesar 90.10% menggunakan data pada messidor sejumlah 1200 data kemudian dilakukan augmentasi sehingga menjadi 8400 data dengan metode CNN jenis DenseNet. Hasil terbasik pada penelitian ini menggunakan perbandingan data *training* 80% dan data *testing* 20% dengan jumlah *batch size* 4. Berdasarkan penelitian ini dapat dikatakan bahwa usulan

penjelasan tersebut dapat dikaitkan pada penelitian ini, yaitu melakukan klasifikasi menggunakan metode CNN jenis DenseNet. Dapat diartikan bahwa metode tersebut juga mampu melakukan pengelompokan *diabetic retinopathy* berdasarkan tingkat keparahannya.

Pada penelitian ini akan mengkalsifikasikan *diabetic retinopathy* berdasarkan tingkat keparahannya. Namun, separah apapun penyakitnya pasti bisa disembuhkan karena kesehatan merupakan fitrah manusia dan tidak ada penyakit yang tidak bisa disembuhkan. Hal tersebut karena Allah telah menunjukkan cara untuk menyembuhkan segala penyakit seperti pada Al-Qur'an surat Yunus ayat 57.

يَا أَيُّهَا النَّاسُ قَدْ جَاءَتْكُمْ مَوْعِظَةٌ مِنْ رَبِّكُمْ وَشِفَاءٌ لِمَا
فِي الصُّدُورِ وَهُدًى وَرَحْمَةٌ لِّلْمُؤْمِنِينَ ﴿٥٧﴾

Artinya: "Wahai manusia. Sungguh, telah datang kepadamu pelajaran (Al-Qur'an) dari Tuhanmu, penyembuh bagi penyakit yang ada dalam dada dan petunjuk serta rahmat bagi orang yang beriman." (QS.Yunus:57)

- Convolutional Neural Networks (CNN) untuk Deteksi Retinopati Diabetik. *J. Inform. dan Sist. Inf.*, 1(1):669–678.
- Hariyani, Y. S., Handiyoso, S., and Siadari, T. S. (2020). Deteksi Penyakit Covid-19 Berdasarkan Citra X-Ray Menggunakan Deep Residual Network. *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, 8(2):443.
- Ioffe, S. and Szegedy, C. (2015). Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift. *Arxiv*, 1:448–456.
- Kaur, P., Singh, G., and Kaur, P. (2019). An Intelligent Validation System for Diagnostic and Prognosis of Ultrasound Fetal Growth Analysis using Neuro-Fuzzy Based on Genetic Algorithm. *Egypt. Informatics J.*, 20(1):55–87.
- Khairani (2019). Hari Diabetes Sedunia Tahun 2018. *Data Kementerian. RI*, pages 1–8.
- Kim, J., Sangjun, O., Kim, Y., and Lee, M. (2016). Convolutional Neural Network with Biologically Inspired Retinal Structure. *Procedia Comput. Sci.*, 88:145–154.
- Kurniawan, Y. S., Hidayat, I. B., and Aulia, S. (2015). Deteksi Dan Klasifikasi Tingkat Keparahan Retinopati Diabetes Dengan Menggunakan Metode Klasifikasi K Nearest Neighbor (Detection and Classification of Diabetic Retinopathy Severity Using K Nearest Neighbor Method). *e-Proceeding Eng.*, 2(1):468–475.
- Mahmud, K. H. and Faraby, S. A. (2019). Klasifikasi Citra Multi-Kelas Menggunakan Convolutional Neural Network Studi Terkait Residual Neural Network. *e-Proceeding Eng.*, 6(1):2127–2136.

- Manliguez, C. (2016). Generalized Confusion Matrix for Multiple Classes. *Mach. Learn.*, (November):4–6.
- Messidor (2020). Messidor Dataset.
- Nour, E. (2018). Implementasi Metode Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi (The Implementation of Convolutional Neural Network Method for Agricultural Plant Classification in High Resolution Imagery). *Geomatika*, 24:61–68.
- Qudsi, N. K., Asmara, R. A., and Syulistyo, A. R. (2020). Identifikasi Citra Tulisan Tangan Digital Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *Semin. Inform. Apl. Polinema*, pages 48–53.
- Rafi, A. M., Laganire, R., and Hasan, K. (2019). Application of DenseNet in Camera Model Identification and Post-processing Detection. *Arxiv*.
- Rezvantalab, A., Safigholi, H., and Karimijeshni, S. (2018). Dermatologist Level Dermoscopy Skin Cancer Classification using Different Deep Learning Convolutional Neural Networks Algorithms. *arXiv*.
- Rizal, S., Ibrahim, N. U. R., Kumalasari, N. O. R., Pratiwi, C., Saidah, S., Yunendah, R., and Fu, N. U. R. (2020). Deep Learning untuk Klasifikasi Diabetic Retinopathy menggunakan Model EfficientNet. *ELKOMIAJurnal Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, 8(3):693–705.
- Rübsam, A., Parikh, S., and Fort, P. E. (2018). Role of Inflammation in Diabetic Retinopathy. *Int. J. Mol. Sci.*, 19(4):1–31.
- Sabrina, E., Studi, P., Teknik, S., Teknik, F., and Surabaya, U. N. (2017).

- Klasifikasi Penyakit Diabetic Retinopathy menggunakan Metode Learning Vector Quantization (LVQ). *J. Tek. Elektro*, 06:97–104.
- Sakinah, N., Badriyah, T., Syarif, I., Elektronika, P., Surabaya, N., Korespondensi, P., Regression, L., and Network, N. (2020). Analisis Kinerja Algoritma Mesin Pembelajaran untuk Klasifikasi Penyakit Stroke Menggunakan Citra CT Scan. *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, 7(4):833–844.
- Salamat, N., Missen, M. M., and Rashid, A. (2019). Diabetic Retinopathy Rechniques in Retinal Images: A review. *Artif. Intell. Med.*, 97(January):168–188.
- Sanjaya, S., Priyatno, A. M., Yanto, F., and Afrianty, I. (2018). Klasifikasi Diabetik Retinopati Menggunakan Wavelet Haar dan Backpropagation Neural Network. *Semin. Nas. Teknol. Inf. Komun. dan Ind.*, (November):77–84.
- Shanthi, T. and Sabeenian, R. S. (2019). Modified Alexnet Architecture for Classification of Diabetic Retinopathy Images. *Comput. Electr. Eng.*, 76:56–64.
- Steen, M., Downe, S., Bamford, N., and Edozien, L. (2018). DenseNet:Densely Connected Convolutional Networks arXiv:1608.06993v5. *Arxiv*, 28(4):362–371.
- Tekade, R. and Prof.Dr.K.Rajeswari (2018). Lung Cancer Detection and Classification using Deep Learning. *IEEE (Inst. Electr. Eng.*, 4:5–9.
- Thebeau, C., Zhang, S., Kolesnikov, A. V., Kefalov, V. J., Semenkovich, C. F., and Rajagopal, R. (2020). Light Deprivation Reduces the Severity of Experimental Diabetic Retinopathy. *Neurobiol. Dis.*, 137(January).
- Wang, W. and Lo, A. C. (2018). Diabetic Retinopathy: Pathophysiology and Treatments. *Int. J. Mol. Sci.*, 19(6).

