### **ABSTRAK**

Abstrak – Diabetic Retinopathy (DR) adalah penyakit mata yang disebabkan oleh diabetes melitus atau penyakit gula. Jika DR dideteksi sejak dini, maka kebutaan dapat dicegah. Ophthalmologist atau ahli mata biasanya menentukan tingkat keparahan DR dari citra fundus retina. Pemeriksaan citra fundus retina dengan seksama merupakan tugas yang memakan waktu dan membutuhkan ophthalmologist yang berpengalaman. Namun komputer yang sudah di-training untuk mengenali tingkat keparahan DR dapat mendiagnosis dan memberikan hasil secara real-time. Salah satu pendekatan algoritma untuk training komputer mengenali suatu citra adalah deep learning Convolutional Neural Network (CNN). CNN memungkinkan komputer untuk mempelajari fitur citra fundus retina secara otomatis. Biasanya sebelum training model CNN akan dilakukan preprocessing terhadap citra fundus retina. Pada studi ini dilakukan empat preprocessing pada dataset "APTOS 2019 Blindness Detection". Dari keempat preprocessing yang diuji, preprocessing dengan Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization yang diikuti unsharp masking pada channel hijau citra fundus retina memberikan hasil terbaik dengan akurasi 78,79%, presisi 82,97%, recall 74,64%, dan AUC 95,81%. Adapun arsitektur CNN yang digunakan adalah Inception v3.

Kata kunci: Convolutional Neural Network, Diabetic Retinopathy, Inception v3, klasifikasi, transfer learning



### **ABSTRACT**

Abstract —Diabetic retinopathy (DR) is eye diseases caused by diabetic mellitus or sugar diseases. If DR is detected in early stages, the blindness that follow can be prevented. Ophthalmologists or eye clinicians usually decide the stage of DR from retinal fundus images. Careful examination of retinal fundus images is a time consuming task and require experienced clinicians or ophthalmologist but a computer which has been trained to recognize the DR stages can diagnose and give result in real-time manner. One approach of algorithms to train a computer to recognize an image is deep learning Convolutional Neural Network (CNN). CNN allows a computer to learn the features of an image, in our case is retinal fundus image, automatically. Preprocessing is usually done before a CNN model is trained. In this study, four preprocessing were carried out on "APTOS 2019 Blindness Detection" dataset. Of the four preprocessing tested, preprocessing with Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization followed by unsharp masking on the green channel of the retinal fundus image give the best results with an accuracy of 78.79%, 82.97% precision, 74.64% recall, and 95.81% AUC. The CNN architecture used is Inception v3.

Keywords: classification; Convolutional Neural Network; Diabetic Retinopathy; Inception v3; transfer learning



# **DAFTAR ISI**

| LEMBAR PENGESAHAN                          | i    |
|--|------|
| PERNYATAAN ORISINALITAS LAPORAN PENELITIAN | ii   |
| PERNYATAAN PUBLIKASI LAPORAN PENELITIAN    | iii  |
| PRAKATA                                    | iv   |
| ABSTRAK                                    | vi   |
| ABSTRACT                                   | vii  |
| DAFTAR ISI                                 | viii |
| DAFTAR GAMBAR                              |      |
| DAFTAR TABEL                               | xiv  |
| DAFTAR SINGKATAN                           | xvi  |
| DAFTAR ISTILAH                             | xvii |
| BAB 1 PENDAHULUAN                          | 18   |
| 1.1 Latar Belakang dan Motivasi            | 19   |
| 1.2 Rumusan Masalah                        | 21   |
| 1.3 Tujuan Penelitian                      | 21   |
| 1.4 Ruang Lingkup                          | 22   |
| 1.5 Sistematika Penyajian                  | 22   |
| BAB 2 LANDASAN TEORI                       | 25   |
| 2.1 Convolutional Neural Network           | 26   |
| 2.1.1 Lapisan Convolutional                | 28   |
| 2.1.2 Lapisan <i>Pooling</i>               | 31   |
| 2.1.3 Fungsi Aktivasi                      | 31   |
| 2.1.4 Lapisan Fully Connected              | 32   |
| 2.2 Inception v3                           | 35   |

| 2.2.1 Modul Inception v3   | . 36 |
|--|------|
| 2,2.2 Grid Size Reduction  | . 38 |
| 2.3 Transfer Learning  | . 39 |
| 2.4 Metrik Pengukuran  | . 41 |
| BAB 3 TINJAUAN PUSTAKA   | . 43 |
| 3.1 Penelitian Klasifikasi DR dengan Deep Learning CNN           | . 43 |
| 3.2 Rangkuman Tinjauan Pustaka                                   | . 54 |
| BAB 4 METODOLOGI PENELITIAN                                      |      |
| 4.1 Hipotesis Penelitian   | . 57 |
| 4.2 <i>Pipeline</i> Penelitian                                   | . 57 |
| 4.3 Dataset  | . 60 |
| 4.4 Preprocessing Dataset  |      |
| 4.4.1 Menghapus Duplikasi Citra                                  |      |
| 4.4.2 Mengubah Ukuran Citra                                      | . 63 |
| 4.4.3 Preprocessing Ben Graham                                   | . 64 |
| 4.4.4 Preprocessing Nakhon                                       | . 66 |
| 4.4.5 Preprocessing Ramasubramanian                              | . 66 |
| 4.4.6 Preprocessing Enhanced Green                               | . 67 |
| 4.5 Augmentasi   | . 69 |
| 4.6 Training Model   | . 70 |
| 4.6.1 Pemilihan Arsitektur <i>Classifier</i>                     | . 74 |
| 4.6.2 End to End Learning  | . 79 |
| 4.6.3 Transfer Learning – Pengujian Pengaruh Preprocessing       | . 79 |
| 4.6.4 <i>Transfer Learning – Fine Tuning n</i> Blok Inception v3 | . 81 |
| BAB 5 HASIL DAN DISKUSI  | . 83 |
| 5.1 Exploratory Data Analysis                                    | . 83 |

| 5.2 Hasil <i>Preprocessing</i>                              |
|---|
| 5.2.1 Menghapus Duplikasi Citra                             |
| 5.2.2 Mengubah Ukuran Citra                                 |
| 5.2.3 Preprocessing Ben Graham                              |
| 5.2.4 Preprocessing Nakhon87                                |
| 5.2.5 Preprocessing Ramasubramanian                         |
| 5.2.6 Preprocessing Enhanced Green90                        |
| 5.3 Augmentasi  |
| 5.3.1 Visualisasi Augmentasi                                |
| 5.4 Hasil <i>training</i> model                             |
| 5.4.1 Pemilihan Arsitektur <i>Classifier</i>                |
| 5.4.2 End to end learning                                   |
| 5.4.3 Pengaruh <i>Preprocessing</i> Terhadap Performa Model |
| 5.4.3.1 <i>Training Classifier</i>                          |
| 5.4.3.2 Fine Tuning   |
| 5.4.4 Fine Tuning <i>n</i> block inception                  |
| 5.4.5 Komparasi PNG dan JPEG                                |
| BAB 6 KESIMPULAN DAN SARAN                                  |
| 6.1 Kesimpulan  |
| 6.2 Saran   |
| DAFTAR PUSTAKA  |
| LAMPIRAN A DAFTAR PACKAGE DALAM ENVIRONMENT PYTHON 115      |
| LAMPIRAN B SPESIFIKASI HARDWARE                             |
| RIWAYAT HIDUP PENULIS                                       |

# **DAFTAR GAMBAR**

| Gambar 1.1 Tingkat keparahan DR   | . 19 |
|---|------|
| Gambar 2.1 Semantic gap manusia dengan komputer. [16]                           | . 26 |
| Gambar 2.2 CNN mengekstrak fitur citra secara hierarki [19]                     | . 27 |
| Gambar 2.3 Arsitektur sederhana dari CNN [20]                                   | . 28 |
| Gambar 2.4 Operasi convolution bersifat 3D [19]                                 | . 28 |
| Gambar 2.5 Operasi convolution dengan stride 1, kernel $3 \times 4$ [19]        | . 30 |
| Gambar 2.6 Operasi convolution dengan zero-padding dan kernel $3 \times 3$ [21] | . 30 |
| Gambar 2.7 Operasi pooling dengan menggunakan kernel berukuran 2x2 [22]         | . 31 |
| Gambar 2.8 Karakter fungsi aktivasi [19]  | . 32 |
| Gambar 2.9 Lapisan convolution yang diikuti lapisan fully connected [23]        | . 33 |
| Gambar 2.10 Kiri: Dua layer neural network tanpa dropout. Kanan: dua lapi       | sar  |
| neural network dengan dropout 50% [16]  | . 33 |
| Gambar 2.11 Modul Inception [24]  |      |
| Gambar 2.12 Modul Inception A [11]  | . 37 |
| Gambar 2.13 Modul Inception B [11]  |      |
| Gambar 2.14 Modul Inception C [11]  |      |
| Gambar 2.15 Grid size reduction [11]  |      |
| Gambar 2.16 Komponen penyusun Inception v3 [26]                                 |      |
| Gambar 2.17 Ilustrasi proses transfer learning [7]                              | . 40 |
| Gambar 2.18 Percobaan Jason Yosinski [7]  |      |
| Gambar 2.19 Confusion matrix [28]   | . 42 |
| Gambar 3.1Arsitektur Harry Pratt [31]   | . 44 |
| Gambar 3.2 Arsitektur yang digunakan oleh Quang H. Nguyen [37]                  | . 53 |
| Gambar 4.1 Diagram alir penelitian  | . 59 |
| Gambar 4.2 Contoh citra fundus retina beserta dengan labelnya                   | . 61 |
| Gambar 4.3 Diagram alir preprocessing   | . 62 |
| Gambar 4.4. Contoh gambar duplikasi dengan label yang berbeda                   | . 63 |
| Gambar 4.5 Citra sebelum dan sesudah ukuran diubah                              | . 64 |
| Gambar 4.6 Preprocessing Ben Graham   | . 66 |
| Gambar 4.7 Preprocessing Nakhon Ratchasima                                      | . 66 |

| Gambar 4.8 Preprocessing Ramasubramanian dan Selvaperumal                        | 67      |
|--|---------|
| Gambar 4.9 Preprocessing Enhanced Green (G, G, G)                                | 68      |
| Gambar 4.10 Preprocessing Enhanced Green (0,G,0)                                 | 69      |
| Gambar 4.11 Citra <i>training</i> dengan augmentasi                              | 70      |
| Gambar 4.12 Dua bagian utama Arsitektur Inception v3                             | 70      |
| Gambar 4.13 Arsitektur <i>classifier</i> yang dipakai oleh Zhentao Gao dan defau | lt pada |
| library Keras  | 76      |
| Gambar 4.14 Arsitektur <i>classifier</i> dari <i>library</i> Fastai              | 77      |
| Gambar 4.15 Arsitektur <i>classifier</i> yang dimodifikasi dari Fastai           | 78      |
| Gambar 4.16 Training model dengan pendekatan transfer learning                   | 80      |
| Gambar 4.17 Fine Tune n-block Inception v3 [38]                                  | 82      |
| Gambar 5.1 Jumlah citra dari setiap kelas DR                                     |         |
| Gambar 5.2 Citra fundus retina dari setiap kelas DR                              | 84      |
| Gambar 5.3 Contoh gambar duplikasi dengan label yang sama                        | 85      |
| Gambar 5.4 Contoh gambar duplikasi dengan label yang berbeda                     | 85      |
| Gambar 5.5 Hasil <i>preprocessing</i> mengubah ukuran citra                      | 86      |
| Gambar 5.6 Preprocessing Ben Graham  | 87      |
| Gambar 5.7 Hasil preprocessing Nakhon  | 89      |
| Gambar 5.8 Hasil preprocessing Ramasubramanian                                   | 90      |
| Gambar 5.9 Hasil preprocessing enhanced green                                    | 92      |
| Gambar 5.10 Grafik nilai akurasi tanpa augmentasi                                | 93      |
| Gambar 5.11 Grafik nilai loss tanpa augmentasi                                   | 93      |
| Gambar 5.12 Grafik nilai akurasi dengan augmentasi                               |         |
| Gambar 5.13 Grafik nilai loss dengan augmentasi                                  | 94      |
| Gambar 5.14 Citra tanpa augmentasi   | 95      |
| Gambar 5.15 Citra dengan augmentasi rotasi 10°                                   | 95      |
| Gambar 5.16 Citra dengan augmentasi pergeseran di sumbu $x$ dan $y$              | 96      |
| Gambar 5.17 Citra dengan augmentasi shear  | 96      |
| Gambar 5.18 Selisih citra asli dengan citra augmentasi shear                     | 97      |
| Gambar 5.19 Citra dengan augmentasi zoom 90% - 110%                              | 97      |
| Gambar 5.20 Citra dengan augmentasi flipping horizontal dan vertikal             | 97      |
| Gambar 5.21 Grafik nilai akurasi dari tiga arsitektur <i>classifier</i>          | 99      |

| Gambar 5.22 Grafik nilai loss dari tiga arsitektur <i>classifier</i>          | . 99 |
|---|------|
| Gambar 5.23 Grafik nilai akurasi model end to end learning                    | 100  |
| Gambar 5.24 Grafik nilai loss model end to end learning                       | 101  |
| Gambar 5.25 Grafik nilai akurasi training classifier                          | 103  |
| Gambar 5.26 Grafik nilai akurasi fine tuning                                  | 105  |
| Gambar 5.27 Akurasi model dengan fine tuning n-blok Inception v3              | 106  |
| Gambar 5.28 Artifak pada citra JPEG akibat kompresi                           | 106  |
| Gambar 5.29 Grafik akurasi training classifier untuk file format yang berbeda | 108  |
| Gambar 5.30 Grafik akurasi fine tuning untuk file format yang berbeda         | 108  |



# **DAFTAR TABEL**

| Tabel 3.1 Arsitektur CNN Darshit Doshi [32]                                      |
|--|
| Tabel 3.2 Hasil Percobaan Darshit Doshi [32]                                     |
| Tabel 3.3 Hasil Percobaan Maria A. Bravo [8]                                     |
| Tabel 3.4 Hasil Percobaan Saboora Mohammadian [10]                               |
| Tabel 3.5 Arsitektur CNN Yuping Jiang [33]                                       |
| Tabel 3.6 Arsitektur yang digunakan oleh Gabriel Garcia [34]                     |
| Tabel 3.7 Hasil training model Gabriel Garcia [34]                               |
| Tabel 3.8 Arsitektur SI2DRNet-v1 [3]   |
| Tabel 3.9 Hyperparameter yang digunakan oleh Xiaoliang Wang [25] 51              |
| Tabel 3.10 Rangkuman Tinjauan Pustaka  |
| Tabel 4.1 Label untuk citra sesuai dengan tingkat DR 60                          |
| Tabel 4.2. Jumlah citra sebelum dan setelah menghapus duplikasi                  |
| Tabel 4.3 Hyperparameter umum yang dipakai setiap <i>training</i> model          |
| Tabel 4.4 Bobot dari setiap kelas DR   |
| Tabel 4.5 Hyperparameter yang digunakan selama training untuk memilih            |
| classifier   |
| Tabel 4.6 Hyperparameter khusus training model end to end learning               |
| Tabel 4.7 Hyperparameter khsusus training model transfer learning 80             |
| Tabel 4.8 <i>Hyperparameter</i> khusus untuk <i>fine tuning n</i> blok Inception |
| Tabel 5.1 Jumlah Citra Sebelum dan Setelah Menghapus Duplikasi                   |
| Tabel 5.2 Performa model tanpa dan dengan augmentasi                             |
| Tabel 5.3 Performa akurasi classifier yang ditambahkan pada bagian akhir         |
| Inception v3   |
| Tabel 5.4 Performa model end to end learning                                     |
| Tabel 5.5 Metrik hasil training classifier                                       |
| Tabel 5.6 F1 Score training classifier   |
| Tabel 5.7 Metrik hasil <i>fine tuning</i>  |
| Tabel 5.8 F1 Score fine tuning   |
| Tabel 5.9 Performa Model yang di-training sebanyak n-blok Inception v3 105       |
| Tabel 5.10 Hasil evaluasi model PNG & JPEG setelah training classifier 107       |

| Tabel  | 5.11 | Hasil | evaluasi | model | PNG | & | JPEG | setelah | fine | tuning | dua | block |
|--------|------|-------|----------|-------|-----|---|------|---------|------|--------|-----|-------|
| Incept | ion  |       |          |       |     |   |      |         |      |        |     | 107   |



# **DAFTAR SINGKATAN**

| ADAM | Adaptive Moment Estimation                 |
|------|--|
| ACC  | Accuracy                                   |
| ANN  | Artificial Neural Network                  |
| AUC  | Area Under ROC Curve                       |
| CNN  | Convolutional Neural Network               |
| DL   | Deep Learning                              |
| DR   | Diabetic Retinopathy                       |
| FCN  | Fully Convolutional Network                |
| GPU  | Graphical Processing Unit                  |
| ML   | Machine Learning                           |
| NN   | Neural Network                             |
| NPDR | Non-Proliferative Diabetic Retinopathy     |
| PDR  | Proliferative Diabetic Retinopathy         |
| ReLU | Rectifier Linear Unit                      |
| ROC  | Receiver Operating Characteristic          |
| SGDM | Stochastic Gradient Distance with Momentum |
| SVM  | Support Vector Machine                     |



# **DAFTAR ISTILAH**

| Computer vision                 | Computer vision adalah suatu bidang ilmu komputer dengan metode tertentu untuk membuat komputer dapat memahami makna dari citra yang diterimanya.                          |  |  |  |  |
|---------------------------------|--|--|--|--|--|
| Convolutional Neural<br>Network | Neural network yang menggunakan operasi convolution untuk mengekstrak fitur dari data input.   |  |  |  |  |
| Diabetic retinopathy            | Penyakit mata yang disebabkan oleh penyakit gula darah.  |  |  |  |  |
| End to end learning             | Metode <i>training</i> model <i>deep learning</i> di mana bobot diinisialisasi secara acak lalu diperbaharui melalui proses <i>backpropagation</i> pada suatu domain data. |  |  |  |  |
| Hand engineered features        | Fitur dari sebuah subjek penelitian yang diperoleh dengan teknik-teknik tertentu.  |  |  |  |  |
| Hyperparameter                  | Nilai-nilai yang digunakan dan ditentukan sebelum training sebuah model Neural Network   |  |  |  |  |
| Transfer learning               | Metode deep learning di mana bobot inisial diambil dari hasil <i>training neural network</i> pada suatu domain data.   |  |  |  |  |

