

Komparasi CNN dengan ResNet Untuk Klasifikasi Paling Akurat Tingkat Keganasan Diabetes Berdasarkan Citra Retinopathy

Lalu Mutawalli¹, Mohammad Taufan Asri Zaen^{1,*}, Yuliadi²

¹Program Studi Sistem Informasi, STMIK Lombok, Praya, Indonesia

²Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Rekayasa Sistem, Universitas Teknologi Sumbawa, Sumbawa, Indonesia

Email: ¹laluallistilo@gmail.com, ^{2,*}opanzain@gmail.com, ³yuliadi@uts.ac.id

Email Penulis Korespondensi: opanzain@gmail.com

Abstrak—Diabetes menjadi penyakit menular yang memiliki peningkatan yang sangat signifikan, peningkatannya tidak hanya pada usia lanjut bahkan diderita diderita oleh usia muda. Berdasarkan pusat data dan informasi kementerian kesehatan republik Indonesia prevalensi diabetes 9% pada kelamin perempuan dan 9,65% pada kelamin laki-laki, dan diperkirakan meningkat menjadi 19,9% seiring penambahan umur penduduk. Saat ini pendekatan machine learning (deep learning) banyak digunakan dalam melakukan klasifikasi data citra medis. Data citra retinopathy diabetes dapat digunakan sebagai bahan untuk membangun model klasifikasi dengan memanfaatkan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dan Residual Network (ResNet). Hasil pengujian pada model yang dikembangkan pada penelitian ini adalah perbandingan menunjukkan tingkat akurasi CNN 68,49% sedangkan ResNet 81,23%, pada pengujian loss CNN 32,57% sedangkan ResNet 12,59%. pada skenario penerapan learning rate 0.0005 juga ResNet lebih baik dibandingkan dengan CNN, pada skenario penerapan learning rate CNN menghasilkan nilai akurasi 68,49% sedangkan ResNet menapatkan nilai akurasi 81,84% dan pada nilai loss CNN 20,14 sedangkan ResNet 10,2% ResNet memiliki tingkat akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan CNN dan penerapan learning rate juga berpengaruh dalam membangun model yang lebih akurat pada studi kasus citra Retinopathy diabetes.

Kata Kunci: CNN; ResNet; Klasifikasi; Citra; Diabetes

Abstract—Diabetes becomes an infectious disease that has a very significant increase, it's increasing not only in old age or even suffered by a young age. Based on the Data and Information Center of the Ministry of Health of the Republic of Indonesia, the prevalence of diabetes is 9% in female genitals and 9.65% in male genitals and is estimated to increase to 19.9% with the addition of population age. Currently, the Machine Learning (Depp learning) approach is widely used in carrying out the calcification of medical image data. Retinopathy Diabetes image data can be used as material to build a classification model by utilizing the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm and Residual Network (ResNet). The test results in the model developed in this study were the comparison showing the accuracy level of CNN 68.49% while the ResNet was 81.23%, in the CNN loss test 32.57% while the ResNet was 12.59%. In the Scenario of the application of Learning Rate 0.0005 also the ResNet is better than CNN, in the CNN Learning Rate Application Scenario producing an accuracy value of 68.49% while the ResNet adopts an accuracy value of 81.84% and on the CNN loss value of 20.14 while the 10.2% Resnet has a higher level of accuracy has a higher accuracy rate Compared to CNN and the application of learning rates it also affects in building a more accurate model in the case study of Retinopathy Diabetes.

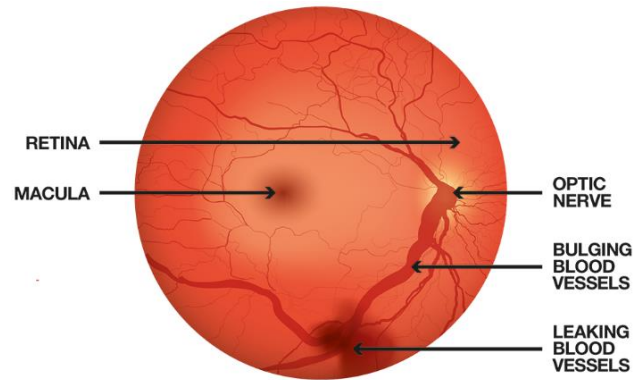
Keywords: CNN; ResNet; Classifications; Citra; Diabetes

1. PENDAHULUAN

Penyakit tidak menular saat ini merupakan kategori penyakit yang terus mengalami peningkatan di Indoneisa. Indonesia menghadapi beban ganda yaitu penyakit menular dan penyakit tidak menular, beberapa penyakit tidak menular yang mengalami peningkatan adalah kanker, stroke, ginjal kronis, dan diabetes[1]. Diabetes menjadi penyakit menular yang memiliki peningkatan yang sangat signifikan, peningkatannya tidak hanya pada usia lanjut bahkan diderita oleh usia muda. Berdasarkan pusat data dan informasi kementerian kesehatan republik Indonesia prevalensi diabetes 9% pada kelamin perempuan dan 9,65% pada kelamin laki-laki, penyakit diabetes diperkirakan meningkat menjadi 19,9% seiring penambahan umur penduduk[2].

Jika mengacu pada data kementerian kesehatan, penyakit diabetes harus memiliki perhatian yang lebih. Selain menjaga kesehatan dengan pola makan teratur dan olah raga tindakan screening (pemeriksaan) sejak dini diperlukan. Gejala klasik yang timbul pada seseorang yang menderita penyakit diabetes yaitu poliuri (banyak kencing), polidipsi (banyak minum), polifagi (banyak makan) dan penurunan berat badan[3]. Retinopathy diabetic merupakan kerusakan organ akhir mikrovaskular sebagai akibat dari diabetes. Jenis utama retinopati diabetik adalah retinopati diabetik non-proliferatif (NPDR) dan retinopati diabetik proliferasi (PDR), Gejala penurunan penglihatan atau penglihatan berfluktuasi (lensa atau edema makula), adanya floaters (pendarahan vitreous), atau cacat bidang visual (pelepasan traksional)[4].

Gambar 1 merupakan bentuk retinopathy diabetic yang telah di digitalisasi, pada gambar merupakan ilustrasi retinopathy diabetic dengan kategori Proliferative retinopathy[5]. Proliferative retinopathy merupakan menyebabkan tingkat kerusakan retina paling parah, Proliferative menyebabkan mati pada pembuluh darah dari pembuluh baru yang abnormal ini dapat menyebabkan jaringan parut pada retina. Pada akhirnya, jaringan parut dapat menyebabkan ablasi retina, di mana retina terpisah dari bagian belakang ini dapat menyebabkan kehilangan penglihatan. Pembuluh darah baru yang tidak normal juga dapat tumbuh di bagian depan mata dan menyumbat drainase normal cairan, menyebabkan tekanan mata meningkat (glaukoma neovaskular). Tekanan mata yang meningkat kemudian dapat menyebabkan kerusakan permanen pada saraf optik, yang juga dapat menyebabkan kehilangan penglihatan permanen[6].



Gambar 1. Proliferative retinopathy.

Diabetes juga dapat dideteksi sejak dini dengan retina (Retinopathy diabetes) merupakan kondisi mata pada penyandang diabetes dapat menyebabkan kebutaan[7]. Data Retinopathy yang telah dikumpulkan dapat digunakan sebagai bahan untuk membangun model pengetahuan yang dapat digunakan untuk klasifikasi jenis diabetes yang diderita oleh seseorang. Metodologi machine learning dan deep learning merupakan pendekatan yang kontemporer dalam membantu memecahkan permasalahan di dalam bidang kesehatan khususnya, dalam membantu melakukan klasifikasi terhadap penyakit diabetes berdasarkan citra. Penerapannya telah banyak diuji coba pada banyak penelitian. Komparasi CNN, Le-Net, dan DRNET dalam membangun model klasifikasi, berdasarkan hasil penelitian CNN memiliki tingkat akurasi paling baik sebanyak 94% [8]. Ekstraksi tekstur pada citra merupakan salah satu upaya yang baik dalam melakukan klasifikasi terhadap citra retinopathy diabetes, penerapan metode filter gabor dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi dengan nilai akurasi 82.30%[9]. Melakukan ekstraksi fitur pada citra dan menerapkan Regresi Logistik dalam melakukan klasifikasi hasil akurasi mencapai 81% dalam melakukan klasifikasi[10]. Melakukan komparasi algoritma CART dan NN dalam membuat model klasifikasi, berdasarkan hasil pengujian NN 72.28% mendapatkan nilai akurasi lebih baik dibanding CHART mendapatkan nilai akurasi 63.42%[11]. Penerapan Test Time Augmentation pada data citra retinopathy diabetes dapat meningkatkan ResNet yang akurat dalam melakukan klasifikasi mencapai 97.87%[12]. Prediksi tingkat resiko retinopati diabetic berdasarkan citra retina, penelitian ini menerapkan VGG-16 dan mendapatkan hasil akurasi 89%[13]. Menerapkan pendekatan pembelajaran kontrasif dapat meningkatkan kemampuan dalam mendeteksi tingkat keparahan ritinopati diabetik[14].

Pendekatan konvensional menggunakan deep learning dengan model convolutional neural network untuk klasifikasi citra retinopati. Teknik pembelajaran Support Vector Machine multi kelas dengan analisis lesi dan pembuluh darah dari gambar retinopati dilakukan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan gambar retinopati diabetik. Penelitian mengembangkan algoritma multiclass dengan menggunakan hybrid machine learning dan teknik deep learning hasil percobaan dibandingkan dengan teknik konvensional dan pekerjaan yang diusulkan menghasilkan hasil yang lebih baik dengan Akurasi 93%[15]. Deteksi dini melalui citra fundus retina mata dapat memakan waktu dan membutuhkan dokter spesialis mata yang berpengalaman. Penelitian ini mengusulkan metode deep learning model Efficientnet-b7 untuk mengidentifikasi penyakit retinopati diabetik secara otomatis Dalam skenario percobaan hasil terbaik dengan akurasi 89%[16]. Pembelajaran mendalam telah menjadi alat paling populer dengan kinerja tinggi di berbagai bidang, penerapan MobileNetV2 berbasis CNN memiliki akurasi model yang cukup baik mencapai 93%[17]. Penelitian ini untuk menerapkan dan memahami bagaimana kinerja model Deep learning pra-pelatihan menggunakan ResNet jaringan saraf berlapis, Penerapan ResNet dalam melakukan klasifikasi retinopay diabetes dengan multiclass classification mendapatkan hasil 82% [18]. % [18]. Pengembangan DeepDR dengan aloritma Residual Network (ResNet) sebagai upaya dalam mengembangkan sistem screening penyakit diabetes berdasarkan retinopathy diabetes mendapatkan hasil rata 91%[19]. Pada penelitian terdahulu yang dirujuk pada penelitian ini semua menggunakan data Retinopaty Aptos berbasis RGB APTOS 2019 Blindness Detection <https://www.kaggle.com/c/aptos2019-blindness-detection> sedangkan penelitian selanjunya menggunakan data Rethinopaty Diabetic 2022 berbasis Grayscale <https://www.kaggle.com/datasets/kushagratanon12/diabetic-retinopathy-balanced>.

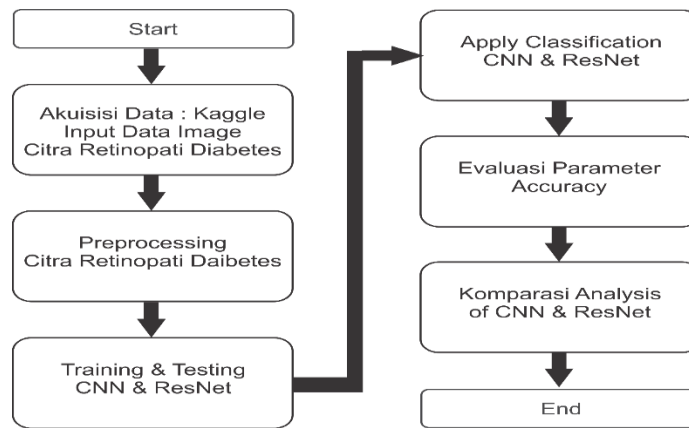
Saat ini pendekatan machine learning dan deep learning telah banyak digunakan dalam pengembangan sistem berbasis kesehatan. Pada penelitian ini akan membandingkan (komparasi) dua algoritma yang notabene sangat populer untuk melakukan klasifikasi gambar. Kedua algoritma yang dimaksud adalah Convolutional Neural Network (CNN) dan Residual Network (ResNet). CNN adalah algoritma machine learning dan deep learning digunakan untuk pengenalan gambar yang melibatkan data pixel dalam mengenali suatu objek[20]. CNN telah banyak diterapkan pada pelbagai penelitian yang berkaitan dengan klasifikasi citra, pendeteksian patah tulang pada X-ray[21]. CNN dapat digunakan dalam klasifikasi penyakit tumor otak berdasarkan gambar Magnetic Resonance Imaging[22]. Diagnosis definitif leukemia sebagai kanker sangat sulit karena membutuhkan biaya yang sangat mahal, CNN dapat diterapkan sangat baik dalam klasifikasi penyakit kanker leukimia[23]. ResNet memiliki kemampuan yang akurat untuk melakukan klasifikasi citra medis[24]. Begitu juga penerapannya dalam mengolah

data X-ray dan CT-Scan[25]. Dari beberapa penelitian sebelumnya CNN dan ResNet telah diterapkan dan cukup baik dalam melakukan klasifikasi terhadap data citra khususnya citra medis. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan komparasi CNN dan ResNet untuk menemukan model yang paling akurat dalam klasifikasi penyakit diabetes berdasarkan citra Retinopathy diabet.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Pada tahapan penelitian mencakup akuisisi data, image preprocessing, Training dan validasi, penerapan CNN dan ResNet, evaluasi model klasifikasi, komparasi hasil pengujian. Gambar 2 menunjukkan tahapan yang dilakukan pada penelitian, Data yang telah dikumpulkan kemudian dilakukan tahap preprocessing untuk mendapatkan data yang lebih bersih untuk dimodelkan. Setelah itu dilakukan segmentasi pada data citra agar mendapatkan berbagai parameter yang lebih lengkap, tujuannya pada model dapat mengenali citra dengan lebih detail. Melakukan training model dan validasi dengan menggunakan CNN dan ResNet. Setelah membuat model selanjutnya dilakukan tahap evaluasi pada model yang telah dibangun dan mendapatkan informasi tingkat akurasi pada model yang telah dibuat. Selanjutnya melakukan rekapitulasi pada evaluasi pada model yang telah dibangun menggunakan CNN dan ResNet dan melakukan perbandingan untuk mengetahui model yang paling akurat.



Gambar 2. Tahapan Penelitian

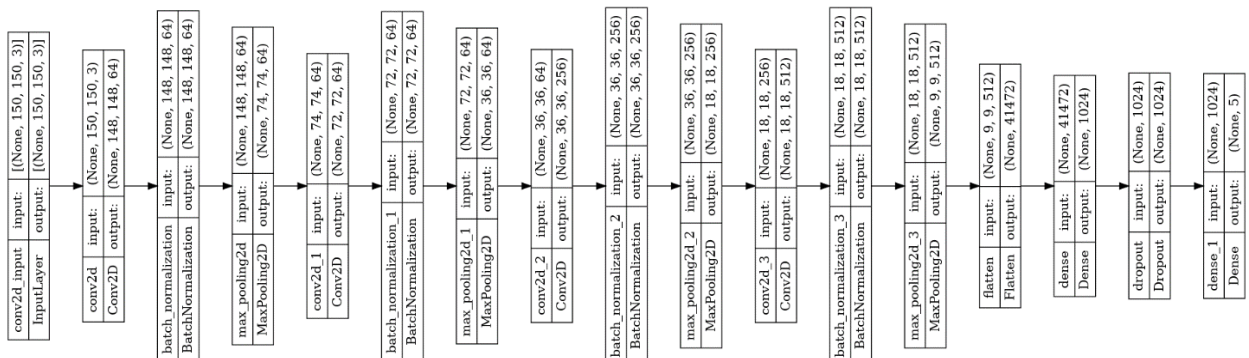
2.2 Pengumpulan Data dan Preprocessing

Data yang digunakan adalah data citra Diabetic Retinopathy bersumber dari situs kaggle Datasets[26]. Datasets yang telah diambil kemudian dilakukan image preprocessing bertujuan untuk menyiapkan data agar lebih mudah dianalisis dan diproses secara komputasi[27]. Tools yang digunakan pada image preprocessing yaitu image generator tensorflow[28] dengan melakukan resize, rescale, rotation range, horizontal flip, shear range, file mode, width shift range, height shift range, dtype, zoom_range.

2.3 Arsitektur Model

2.3.1 Arsitektur Algoritma CNN Klasifikasi Retinopathy diabetes

Arsitektur CNN yang diterapkan dalam membangun model membangun model klasifikasi Retinopathy diabetes yaitu 4 layer. Gambar 3 merupakan Display Arsitektur CNN dalam pembuatan model, mencakupi input dan output conv2d, batch normalization, maxpoling, flatten, dan dense menghasilkan total parameter 43,843.653.

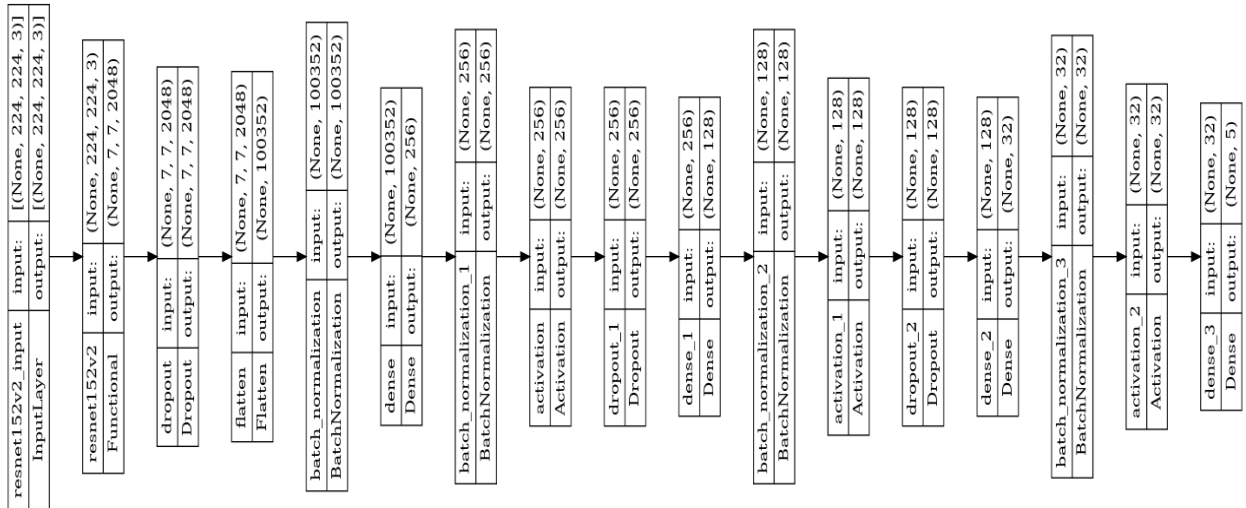


Gambar 3. Arsitektur CNN pembuatan model klasifikasi retinopati diabetes

2.3.2 Arsitektur Algoritma ResNet Klasifikasi Retinopathy diabetes

Selain model Arsitektur CNN, penelitian ini juga menerapkan Residual Network (ResNet) untuk membangun model klasifikasi Retinopathy diabetes. Gambar 4 merupakan display arsitektur ResNet dalam membangun model. Arsitektur mencakupi resnet152v5 dapat di unduh melalui link:

https://storage.googleapis.com/tensorflow/kerasapplications/resnet/resnet152v2_weights_tf_dim_ordering_tf_kernels_notop.h5, arsitektur yang digunakan mengasilkan parameter 84,462,277.



Gambar 4. Arsitektur ResNet untuk pembuatan model klasifikasi Retinopathy diabetes

2.4 Metode Pengujian

Metode confusion matrix Untuk melakukan evaluasi pada model yang telah dibuat menggunakan CNN dan ResNet. Confusion matrix merupakan metode yang cukup populer dalam melakukan pengujian masalah klasifikasi. Tabel 1 merupakan konsep evaluasi metode Confusion matrix.

Tabel 1. Konsep pengujian confusion matrix

Actual	Predicted	
	Negative	Positive
Negative	TN	FP
Positive	FN	TP

True Negatif (TN) menunjukkan jumlah contoh negative yang diklasifikasi secara akurat, True Positive (TP) menunjukkan jumlah positif yang diklasifikasi secara akurat, False Postif (FP) menunjukkan nilai positif yang tidak akurat, dan False Negatif (FN) merupakan contoh positif diklasifikasi sebagai negative. Penilaian tingkat akurasi dihitung dengan menggunakan rumus 1 di bawah ini.

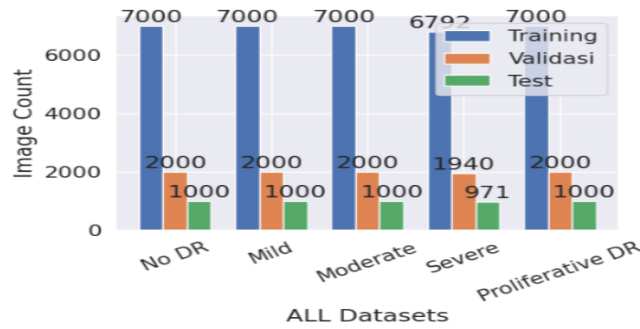
$$Accuracy = \frac{TN + TP}{TN + FP + FN + TP} \tag{1}$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pembuatan Model dan Evaluasi Model

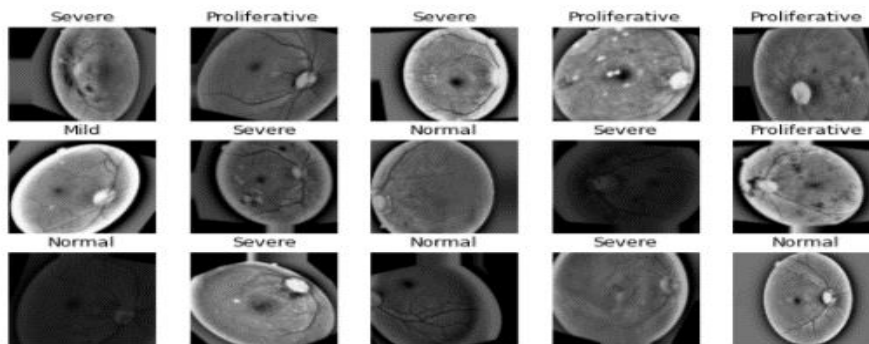
3.1.1 Datasets

Dataset yang digunakan pada penelitian bersumber pada kaggle Diabetic Retinopathy Datasets. Datasets berkapasitas 2 Giga atau setara 2000 Megabyte. Datasets telah dibagi menjadi tiga direktori, direktori train, validasi, dan testing. Gambar 5 menjelaskan proporsi masing-masing isi pada direktori datasets. Pada direktori training 34.792 gambar terbagi menjadi lima kelas “No DR” (Tidak ada gejala) 7.000, kelas “Mild” (Hanya terdapat mikroaneurisma) 7.000, kelas “Moderate” (Lebih dari mikroaneurisma namun kurang dari gejala severe) 7.000, kelas “Severe” (Mengalami gejala berat) 6.792, kelas “Proliverative” (Komplikasi Paling Parah) 7.000. Data pada direktori validasi berjumlah 9.940 gambar dan testing berjumlah 4.971 gambar dengan data setiap kelas memiliki jumlah (validasi No DR 2.000 dan testing No DR 1.000), (validasi Mild 2.000 dan testing Mild 1.000), (validasi Modreate 2.000 dan validasi Moderate 1.000), (validasi Severe 1940 dan testing severe 971), sedangkan validasi Proliverative 2.000 dan testing Proliverative sebanyak 1.000 datasets.



Gambar 5. Proporsi datasets

Gambar yang terdapat di dalam datasets berupa data image dengan resolusi 512 x 512 pixel. Pada gambar 6 merupakan display 15 image disertai dengan kategori masing-masing yang merepresentasikan isi yang terdapat di dalam datasets.



Gambar 6. Display beberapa image dataset

3.1.2 Image preprocessing

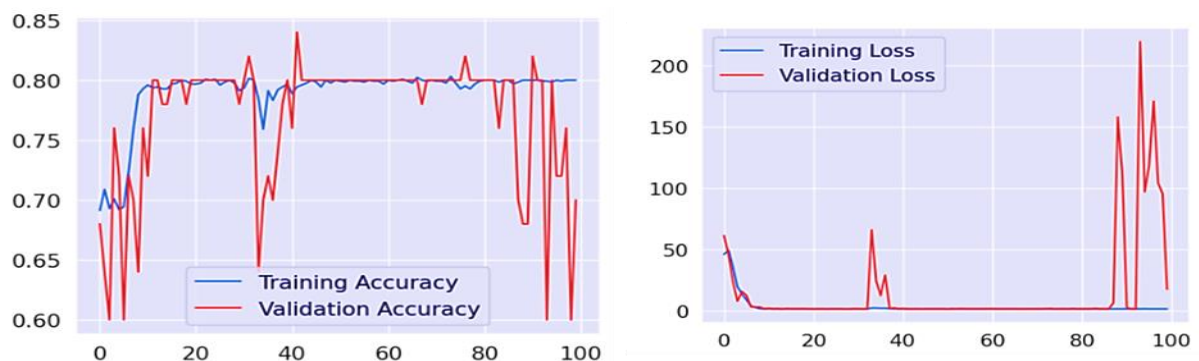
Sebelum melakukan pembuatan model dengan CNN dan ResNet perlu untuk dilakukan standarisasi pada data gambar. Standarisasi yang dimaksud adalah membersihkan data dari data yang tidak balance dan data yang belum siap untuk di training. Pada image preprocessing digunakan image generator sebagai tools dalam mempermudah perbaikan citra gambar. Fitur yang digunakan adalah Rescale (1./255), Resize (224 x 224), Rotation Range (30), Horizontal Flip (True), shear_range (0.3), file_mode (“nearest”), width_shift_range (0.20), height_shift_range (0.2) dtype (None), zoom_range (0.1).

3.2 Model CNN

Model CNN yang digunakan memiliki 4 Con2D (64,64,256,512), Fungsi aktivasi “Relu”, Batch Normalisasi, Maxpool2D (2,2) Optimizer Adam “Tanpa Seting Learning Rate”, Loss “categorical”, Step per epoch 25, Epoch 100. Hasil Pengujian di gambar 7 train akurasi dan validasi akurasi tanpa leaning rate dan hasil pengujian train loss dan validasi loss tanpa learning rate. Berdasarkan gambar pada proses traning di iterasi ke-20 model mengalami kenaikan dan di iterasi ke-30 mengalami penurunan, pada iterasi ke-40 sampai dengan seratus model proses mulai stabil ditandai dengan grafik yang konsisten.

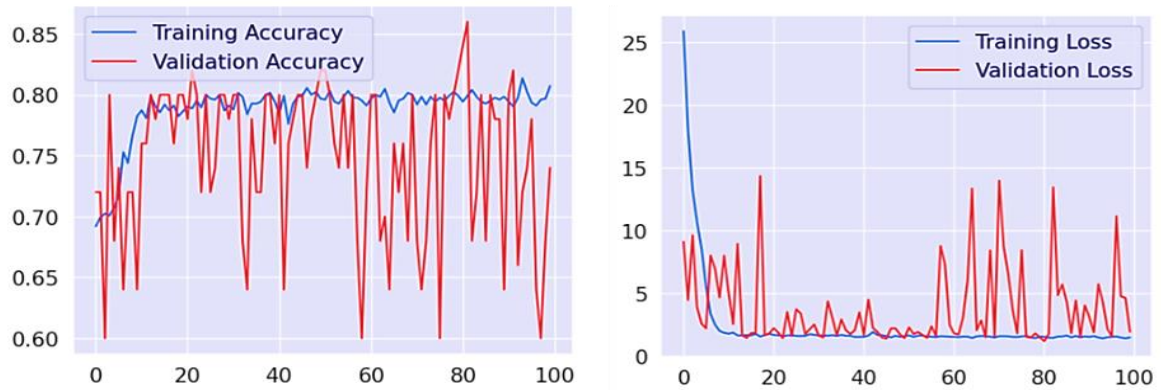
Link proses pembuatan model klasifikasi menggunakan CNN dan proses evaluasi:

<https://www.kaggle.com/code/lalumutawalli/cnn-retdbm-75-accuracy>



Gambar 7. Pengujian model klasifikasi CNN tanpa setup learning rate

Pada skenario pengujian kedua dengan melakukan setup learning rate dengan nilai 0.0005[29], Gambar 8 merupakan hasil pengujian model pada skenario kedua. Hasil pengujian menunjukkan penerapan learning rate berpengaruh terhadap kenaikan tingkat akurasi paada model, tanpa menggunakan learning rate hasil akurasi 68.49 ketika menggunakan learning rate mengalami kenaikan menjadi 75.38 terhadap akurasi.



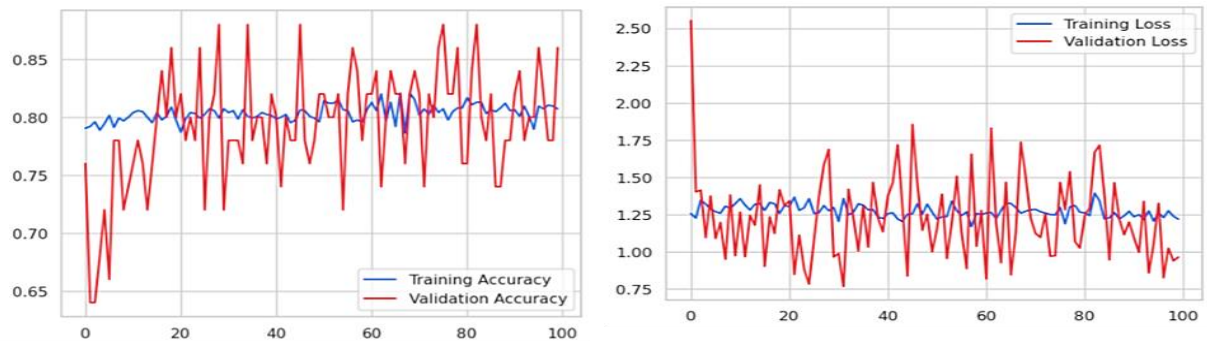
Gambar 8. train dan validasi akurasi serta loss disertai setup leaning rate 0.0005

3.3 Model ResNet

Model yang dilatih mendapatkan akurasi traning dan akurasi validasi, spesifikasi layer dan fitur yang digunakan untuk membangun model merujuk pada arsitektur ResNet yang tergambar pada Gambar 4. fitur model terpadu sequential, base model ResNet, pemilihan neuron secara acak (dropout dengan nilai 0.05), layer faltten, fungsi aktivasi relu, batchnormal, menggunakan kernel softmax dan he_uniform. Pada tahap scenario pengujian model pertama pada model klasifikasi yang dibuat menggunakan ResNet tanpa menggunakan learning rate. Gambar 9 merupakan visualisai hasil pengujian, terlihat sejak epoch pertama tingkat akurasi cukup baik diangka 70% hingga epoch 100 naik secara stabil namun sampai tingkat akurasi 81.23% dengan tingkay loss mencapai nilai rata 12.59%.

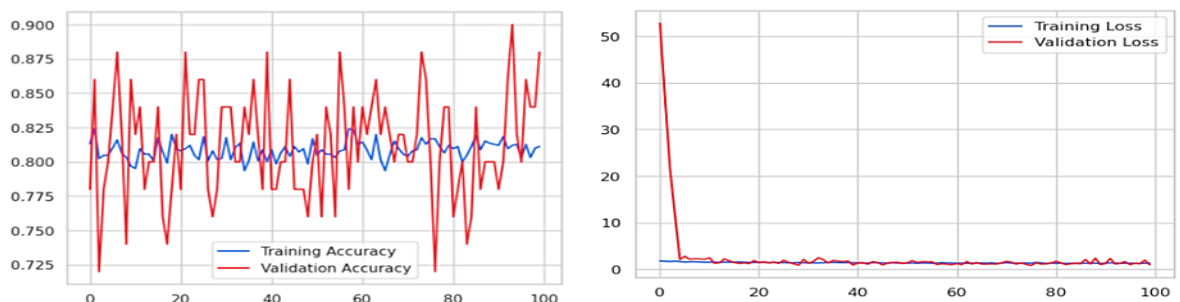
Link proses pembuatan model klasifikasi menggunakan CNN dan proses evaluasi:

<https://www.kaggle.com/code/lalumutawalli/resnetclassifier>



Gambar 9. ResNet tidak menggunakan learning rate

Pada skenario kedua dilakukan setup learning rate dengan nilai 0.0005, penerapan learning rate dapat meningkatkan akurasi akan tetapi tidak begitu signifikan, nilai tanpa learning rate mendapatkan akurasi 81.23% dan dengan learning rate mendapatkan nilai 81.84%, namun pada nilai loss learning rate memiliki pengaruh cukup signifikan menjadi 10.12% sedangkan tanpa menggunakan learning rate mendapatkan nilai loss 12.59%.



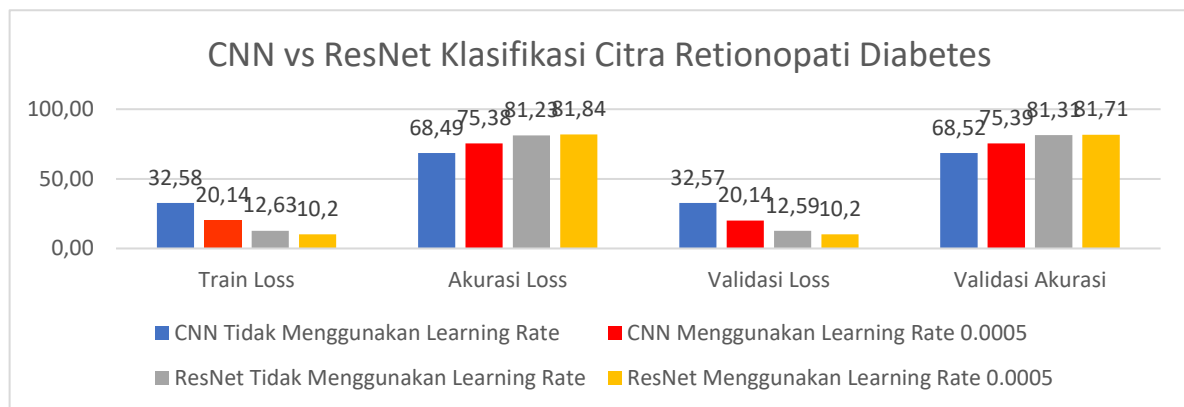
Gambar 10. ResNet setup learning rate 0.0005

Hasil komparasi model klasifikasi Retinopathy diabetes yang dibangun menggunakan CNN dengan ResNet ditampilkan pada Tabel 2, berdasarkan hasil pengujian ResNet memiliki nilai akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan CNN, begitu juga pada nilai loss ResNet memiliki tingkat loss lebih rendah.

Table 2. Rekapitulasi

	Train Loss	Akurasi Loss	Validasi Loss	Validasi Akurasi
CNN Tidak Menggunakan Learning Rate	32.58	68.49	32.57	68.52
CNN Menggunakan Learning Rate 0.0005	20.14	75.38	20.14	75.39
ResNet Tidak Menggunakan Learning Rate	12.63	81.23	12.59	81.31
ResNet Menggunakan Learning Rate 0.0005	10.2	81.84	10.2	81.71

Pada skenario penerapan learning rate 0.0005 pada model CNN memiliki pengaruh terhadap peningkatan signifikan pada nilai akurasi dan dapat membuat nilai loss lebih rendah. Sedangkan penerapan learning rate 0.0005 pada ResNet tidak berpengaruh secara signifikan dalam meningkatkan nilai akurasi, akan tetapi signifikan menurunkan nilai loss lebih kecil. Berdasarkan Gambar 10 dapat dilakukan dilihat terhadap algoritma ResNet lebih unggul dibandingkan dengan algoritma CNN dalam membangun model klasifikasi untuk penyakit diabetes berdasarkan citra Retinopathy diabetes. Hasil perbandingan pada grafik menunjukkan tingkat akurasi CNN 68.49% sedangkan ResNet 81.23%, pada pengujian loss CNN 32.57% sedangkan ResNet 12.59%. pada skenario penerapan learning rate 0.0005 juga ResNet lebih baik dibandingkan dengan CNN, pada skenario penerapan learning rate CNN menghasilkan nilai akurasi 68,49% sedangkan ResNet menapatkan nilai akurasi 81.84% dan pada nilai loss CNN 20.14 sedangkan ResNet 10.2% sehingga dapat disimpulkan penerapan learning rate juga berpengaruh dalam membangun model yang lebih baik pada studi kasus citra Retinopathy diabetes.



Gambar 11. Hasil Rekapitulasi Pengujian pada model klasifikasi

4. KESIMPULAN

Pengetahuan tentang tingkat keparahan (keganasan) diperlukan untuk melakukan scan gejala lebih dini, tujuannya agar dapat dilakukan tindakan preventif. Salah satu upaya yang dilakukan pada penelitian ini adalah membangun model dengan menggunakan algoritma machine learning (deep learning). Algoritma yang digunakan adalah CNN dan ResNet, berdasarkan hasil evaluasi terhadap model yang telah dibuat menggunakan CNN dan ResNet menunjukkan tingkat akurasi CNN 68.49% sedangkan ResNet 81.23%, pada pengujian loss CNN 32.57% sedangkan ResNet 12.59%. pada skenario penerapan learning rate 0.0005 juga ResNet lebih baik dibandingkan dengan CNN, pada skenario penerapan learning rate CNN menghasilkan nilai akurasi 68,49% sedangkan ResNet menapatkan nilai akurasi 81.84% dan pada nilai loss CNN 20.14 sedangkan ResNet 10.2% dapat ResNet lebih akurat dalam melakukan klasifikasi terhadap tingkat keparahan diabetes berdasarkan citra retinopathy.

REFERENCES

- [1] KemenKes RI, Buku Pedoman Penyakit Tidak Menular. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2019. [Online]. Available: <http://p2ptm.kemkes.go.id>
- [2] A. Ma'rif, InfoDATIN Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2020.
- [3] A. Pelapelapon, "Mengenal Lebih Dekat Diabetes Militus," Rumah Sakit Gigi dan Mulut Maranatha, 2020. <https://rsgm.maranatha.edu/2020/07/14/mengenal-lebih-dekat-diabetes/> (accessed Feb. 21, 2023).
- [4] J. Hsu, "Diabetic Retinopathy," American Academy of Ophthalmology, 2022. https://eyewiki.aao.org/Diabetic_Retinopathy (accessed Jan. 27, 2023).
- [5] Gov, "Your guide to diabetic retinopathy," Government Digital Service United Kingdom, 2022. <https://www.gov.uk/government/publications/diabetic-retinopathy-description-in-brief/your-guide-to-diabetic->

- retinopathy (accessed Feb. 03, 2023).
- [6] D. Zhu, “What Is Proliferative Diabetic Retinopathy,” *Verywell Health*, 2022. <https://www.verywellhealth.com/proliferative-diabetic-retinopathy-6544950> (accessed Feb. 03, 2023).
 - [7] S. S. Zahra, “Mengenal Retinopati Diabetik Penyebab Kebutaan pada Penyandang Diabetes Melitus,” *Rumah Sakit Universitas Indonesia*, 2022. <https://rs.ui.ac.id/umum/berita-artikel/artikel-populer/mengenal-retinopati-diabetik-penyebab-kebutaan-pada-penyandang-diabetes-melitus> (accessed Feb. 21, 2023).
 - [8] R. Chandra, N. Bohdan, and A. Dharma, “Jurnal Penelitian Pos dan Informatika COMPARISON OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MODEL IN CLASSIFICATION OF DIABETIC RETINOPATHY PERBANDINGAN MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA KLASIFIKASI RETINOPATI DIABETES,” vol. 9, no. 2, pp. 141–150, 2019, doi: 10.17933/jppi.2019.090205.
 - [9] G. A. S. Tri Asruti, “Analisis Citra Penyakit Diabetic Retinopathy Berdasarkan Algoritme Jaringan Syaraf Tiruan,” *J. Rekayasa Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 201–209, 2020.
 - [10] R. Tyasnurita and A. Y. M. Pamungkas, “Deteksi Diabetik Retinopati menggunakan Regresi Logistik,” *Ilk. J. Ilm.*, vol. 12, no. 2, pp. 130–135, 2020, doi: 10.33096/ilkom.v12i2.578.130-135.
 - [11] P. Subarkah, M. M. Abdallah, and S. O. N. Hidayah, “Komparasi Akurasi Algoritme CART Dan Neural Network Untuk Diagnosis Penyakit Diabetes Retinopathy,” *CogITo Smart J.*, vol. 7, no. 1, pp. 121–134, 2021, doi: 10.31154/cogito.v7i1.304.121-134.
 - [12] M. S. Patil, S. Chickerur, C. Abhimalya, and A. Naik, “ScienceDirect E f f e c t i v e Deep Learning Data Augmentation Techniques for E f f e c t i v e Deep Learning Data Augmentation Techniques for Diabetic Retinopathy Classification Diabetic Retinopathy Classification,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 218, pp. 1156–1165, 2023, doi: 10.1016/j.procs.2023.01.094.
 - [13] S. K. R. Meruva, V. G. S. Tulasi, N. Vinnakota, and V. Bhavana, “Risk Level Prediction of Diabetic Retinopathy based on Retinal Images using Deep Learning Algorithm,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 215, no. 2022, pp. 722–730, 2022, doi: 10.1016/j.procs.2022.12.074.
 - [14] M. R. Islam et al., “Applying supervised contrastive learning for the detection of diabetic retinopathy and its severity levels from fundus images,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 146, no. April, p. 105602, 2022, doi: 10.1016/j.combiomed.2022.105602.
 - [15] A. Mohanarathnam, C. S. Manikandababu, N. B. Prakash, and G. R. Hemalakshmi, “Diabetic Retinopathy Detection and Classification using Hybrid Multiclass SVM Classifier and Deep Learning Techniques,” vol. 71, no. 3, pp. 891–903, 2022.
 - [16] A. E. Minarno et al., “Classification of Diabetic Retinopathy Disease Using Convolutional Neural Network,” *Int. J. Informatics Vis.*, vol. 6, no. 1, pp. 12–18, 2022.
 - [17] H. N. Huynh, M. T. Do, G. T. Huynh, A. T. Tran, and T. N. Tran, “Classification of Stages Diabetic Retinopathy Using MobileNetV2 Model,” vol. 4, pp. 147–135, 2022, doi: 10.29007/h46n.
 - [18] C. Priyadharsini, J. Jeyapriya, R. Jagadeesh Kannan, G. Bharadwaja Kumar, and T. Prasad Sakriki, “Classification of Diabetic Retinopathy using Residual Neural Network,” *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 925, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1757-899X/925/1/012033.
 - [19] L. Dai et al., “A deep learning system for detecting diabetic retinopathy across the disease spectrum,” *Nat. Commun.*, vol. 12, no. 1, 2021, doi: 10.1038/s41467-021-23458-5.
 - [20] M. Sewak, R. Karim, and P. Pujari, *Practical Convolutional Neural Networks*. Mumbai: Pack Publishing, 2018.
 - [21] R. Rokhana et al., “Convolutional Neural Network untuk Pendeteksian Patah Tulang Femur pada Citra Ultrasonik B-Mode,” *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 8, no. 1, p. 59, 2019, doi: 10.22146/jnteti.v8i1.491.
 - [22] M. O. Khairandish, M. Sharma, V. Jain, J. M. Chatterjee, and N. Z. Jhanjhi, “A Hybrid CNN-SVM Threshold Segmentation Approach for Tumor Detection and Classification of MRI Brain Images,” *Innov. Res. Biomed. Eng.*, vol. 43, no. 4, pp. 290–299, 2022, doi: 10.1016/j.irbm.2021.06.003.
 - [23] M. Gaderzadeh, M. Aria, A. Hosseini, F. Asadi, D. Bashas, and H. Abdolgasemi, “A fast and efficient CNN model for B-ALL diagnosis and its subtypes classification using peripheral blood smear images,” *Int. J. Intell. Syst.*, vol. 37, no. 8, pp. 5113–5133, 2022.
 - [24] D. Sarwinda, R. H. Paradisa, A. Bustamam, and P. Anggia, “Deep Learning in Image Classification using Residual Network (ResNet) Variants for Detection of Colorectal Cancer,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 179, no. 2019, pp. 423–431, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2021.01.025.
 - [25] A. Victor Ikechukwu, S. Murali, R. Deepu, and R. C. Shivamurthy, “ResNet-50 vs VGG-19 vs training from scratch: A comparative analysis of the segmentation and classification of Pneumonia from chest X-ray images,” *Glob. Transitions Proc.*, vol. 2, no. 2, pp. 375–381, 2021, doi: 10.1016/j.glt.2021.08.027.
 - [26] K. Tandon, “Diabetic Retinopathy Datasets,” *Kaggle*, 2021. <https://www.kaggle.com/datasets/kushagratanon12/diabetic-retinopathy-balanced> (accessed Jan. 02, 2023).
 - [27] M. Elgendy, *Deep Learning for System Vision*. Wasington DC: Manning, 2019.
 - [28] Tensorflow, “Utilities for Image Preprocessing and Augmentatio,” *Tensorflow*, 2022. https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/preprocessing/image (accessed Jan. 10, 2023).
 - [29] F. H. Syahrul and P. S. Sasongko, “Penerapan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tingkat Keparahan Retinopati Diabetik Pada Penderita Diabetes Melitus,” *J. Masy. Inform.*, vol. 13, no. 1, pp. 1–13, 2022.