

DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT RETINOPATI DIABETIK MENGGUNAKAN ARSITEKTUR ALEXNET DAN GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORK

Julius Ivander Massie

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika
Universitas Esa Unggul

Email: juliusivander88@student.esaunggul.ac.id

Agung Mulyo Widodo

Dosen Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Esa Unggul

Email: agung.mulyo@esaunggul.ac.id

ABSTRAK

Retinopati diabetik merupakan salah satu komplikasi pada penyakit diabetes melitus yang menyerang bagian mata penderitanya. Untuk mengidentifikasi penyakit ini diperlukan tenaga ahli yang mumpuni serta waktu yang lama agar menghasilkan hasil diagnosis yang optimal. Dengan kemajuan teknologi terutama pada bidang *deep learning*, permasalahan citra seperti pengklasifikasian terus dilakukan pengembangan untuk mengatasi berbagai masalah. Pada penelitian berfokus pada klasifikasi retinopati diabetik dengan sumber data berasal dari situs kaggle.com. Namun ketidakseimbangan pada data yang dimiliki dapat berdampak pada proses klasifikasi. Sehingga penerapan arsitektur *Generative Adversarial Network* (GAN) dapat dilakukan untuk mengatasi hal tersebut. Penelitian ini menggunakan lima kelas, yakni tidak ada gejala retinopati diabetik, retinopati diabetik non proliferasif (dibagi menjadi ringan, sedang, berat), serta retinopati diabetik proliferasif. Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan arsitektur *AlexNet* sehingga mampu menghasilkan tingkat akurasi sebesar 25.3 persen, sensitivitas sebesar 25.2 persen, precision sebesar 24.64 persen, serta F1-score sebesar 24.38 persen

Kata kunci: Retinopati Diabetik, *AlexNet*, *Generative Adversarial Network*, *Deep Learning*

ABSTRACT

Diabetic retinopathy is a complication of diabetes mellitus that occurs in the eyes of the patient. To identify this disease requires qualified experts and a long time to produce optimal diagnosis results. With advances in technology, especially in the field of deep learning, image problems such as classification continue to be developed to overcome various problems. This research focuses on the classification of diabetic retinopathy with the data source coming from the site kaggle.com. However, the imbalance in the data owned can have an impact on the classification process. So that the application of Generative Adversarial Network (GAN) architecture can be done to overcome this problem. This study used five classes, namely no symptoms of diabetic retinopathy, non-proliferative diabetic retinopathy (divided into mild, moderate, severe), and proliferative diabetic retinopathy. The classification process is carried out using the AlexNet architecture so that it can produce an accuracy rate of 25.3 percent, a sensitivity of 25.2 percent, a precision of 24.64 percent, and an F1-score of 24.38 percent.

Keywords: *Diabetic Retinopathy, AlexNet, Generative Adversarial Network, Deep Learning*

1. PENDAHULUAN

Diabetes mellitus adalah penyakit menahun ditandai dengan kadar gula dalam darah yang melebihi kada gula dalam darah normal [1]. Tanpa identifikasi dan penanganan yang cepat, diabetes mellitus dapat menimbulkan berbagai macam komplikasi, salah satunya adalah retinopati diabetik. Retinopati diabetik

merupakan gangguan mata pada bagian retina di mana terjadi penghambatan, pembentukan, serta pendarahan yang disebabkan oleh tingginya kadar gula dalam darah penderita [2]. Semakin meningkatnya kadar gula dalam darah secara eksponensial dapat memperparah penyakit retinopati diabetik hingga berujung pada kebutaan [3].

Diagnosis penyakit retinopati diabetik dilakukan oleh ophtalmologis atau dokter spesialis mata dengan berbagai macam jenis alat medis salah satunya adalah funduskopi. Dengan menggunakan funduskopi, para ophtalmologis dapat menghasilkan citra fundus yang berperan penting dalam mendeteksi retinopati diabetik serta berguna untuk mendokumentasikan perkembangan penyakit dan respon terhadap terapi yang telah dilakukan [4]. Namun, diperlukan tenaga ahli yang mumpuni serta waktu yang lama agar menghasilkan hasil diagnosis yang optimal [5].

Seiring waktu berjalan, kemajuan teknologi terutama pada bidang deep learning juga terus semakin meningkat. Permasalahan citra seperti pengklasifikasian terus dilakukan pengembangan untuk mengatasi berbagai masalah, karena dengan bantuan komputasi pada mesin yang menghasilkan suatu arsitektur deep learning dapat membantu para ophtalmologis untuk mendiagnosis penyakit retinopati diabetik pasiennya.

Salah satu arsitektur deep learning yang digunakan adalah arsitektur AlexNet, AlexNet merupakan arsitektur convolutional neural network yang tersusun atas delapan lapisan atau layer. Lapisan ini terdiri atas lima convolutional layer serta tiga fully connected layer. Hingga saat ini penerapan arsitektur AlexNet telah banyak dimanfaatkan pada beberapa penelitian untuk melakukan klasifikasi citra terutama dalam bidang kesehatan. Seperti pada penelitian oleh Zulfa yang mampu memanfaatkan arsitektur AlexNet untuk mengklasifikasi citra histopatologi kanker paru dengan tingkat akurasi, dan sensitivitas masing-masing sebesar 99 persen [6]. Pemanfaatan ini juga dilakukan pada penelitian oleh Ismail yang mampu mengklasifikasikan citra histopatologi kanker usus dengan tingkat akurasi sebesar 98 persen, presisi sebesar 97 persen, dan sensitivitas sebesar 98 persen [7].

Ketersediaan akan data citra fundus retinopati diabetik menjadi salah satu syarat utama bagi arsitektur AlexNet agar dapat melakukan klasifikasi. Terdapat berbagai macam sumber yang menyediakan data tersebut, salah satunya adalah EyePACS. Citra fundus retinopati diabetik yang diperoleh EyePACS berasal dari hasil jepretan berbagai jenis funduskopi yang telah diklasifikasikan menjadi lima kelas meliputi tanpa retinopati, retinopati diabetik proliferasi, serta retinopati diabetik non proliferasi yang dibagi menjadi tiga jenis tingkatan (ringan, sedang, dan berat). Citra tersebut kemudian dipublikasikan melalui situs kaggle [8].

Salah satu permasalahan pada data EyePACS adalah ketidakseimbangan data di mana terdapat kelas atau label dengan jumlah data citra yang sangat sedikit. Hal ini dapat berakibat pada kemampuan arsitektur AlexNet dalam mengidentifikasi kelas atau label tersebut. Maka dari itu, pemanfaatan arsitektur Generative Adversarial Network dapat menjadi salah satu metode dalam mengatasi permasalahan ini.

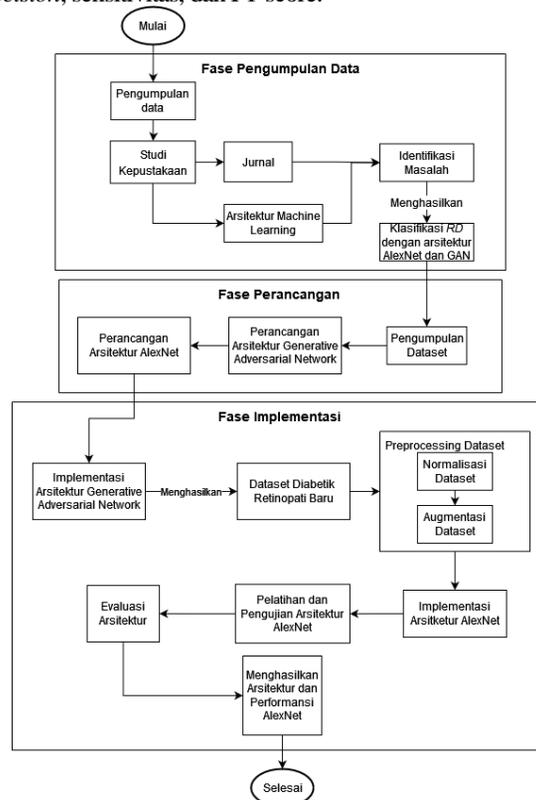
Generative Adversarial Network (GAN) merupakan arsitektur deep learning terdiri atas dua jaringan dengan masing-masing dinamakan sebagai generator dan discriminator. Di mana generator berperan penting dalam menciptakan sebuah data yang serupa dengan aslinya, sedangkan discriminator berperan penting dalam mengidentifikasi apakah data yang diterima merupakan data buatan generator atau asli. Kedua jaringan tersebut kemudian akan dilatih secara bersamaan untuk mencapai tujuannya masing-masing yakni mengelabui discriminator terhadap data yang diciptakan oleh generator, atau mengetahui data mana yang diciptakan generator oleh discriminator [9]. Seperti penelitian yang dilakukan dalam mengimplementasi arsitektur GAN, seperti pada penelitian oleh Radford et al., yang mengemukakan Deep Convolutional Generative Adversarial Network, di mana arsitektur tersebut memanfaatkan convolutional neural network untuk menciptakan citra pada dataset LSUN [10].

Melalui penelitian-penelitian di atas, pada penelitian ini penulis membahas proses klasifikasi penyakit retinopati diabetik dengan alur kerja pada tahap pertama mendapatkan data latih dan data uji melalui citra EyePACS, kemudian dilakukan perancangan arsitektur GAN untuk menghasilkan citra baru yang dilanjutkan dengan pre-processing data, dan proses klasifikasi. Sehingga penelitian yang dilakukan penulis berfokus pada performansi terhadap arsitektur AlexNet yang telah dilatih dengan data yang diperoleh dari arsitektur GAN.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian yang digunakan adalah experimental research dan case study research. Di mana case study atau studi kasus yang diambil adalah mengenai topik retinopati diabetik dengan experimental research menggunakan arsitektur *AlexNet* dan *Generative Adversarial Network*. Diagram tahapan metode penelitian digambarkan pada Gambar 1. Secara garis besar tahapan tersebut meliputi:

1. Penelitian diawali dengan melakukan pengumpulan data untuk mengemukakan suatu masalah studi pustaka yang diperoleh dari berbagai jurnal dan literature mengenai arsitektur *deep learning*, *AlexNet*, GAN, retinopati diabetik, serta implementasi terdahulu terkait klasifikasi retinopati diabetik.
2. Kemudian penelitian dilanjutkan dengan mengidentifikasi masalah menggunakan metode fishbone dengan hasil akhir potensi masalah paling memungkinkan dan digunakan sebagai acuan dari tujuan penelitian.
3. Selanjutnya penelitian melewati fase perancangan, di mana pengumpulan data EyePACS, serta perancangan kerangka arsitektur GAN dan AlexNet dilakukan sebagai persiapan sebelum melaksanakan penelitian.
4. Dengan persiapan yang telah dipersiapkan pada fase perancangan, tahap implementasi dilakukan dimulai dengan implementasi arsitektur GAN, pre-processing data, implementasi arsitektur AlexNet, pelatihan arsitektur AlexNet, dan diakhiri dengan evaluasi arsitektur AlexNet.
5. Metrik evaluasi yang digunakan untuk menguji performa arsitektur AlexNet pada penelitian ini adalah akurasi, *precision*, sensitivitas, dan F1-score.



Gambar 1. Diagram Tahapan Penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembahasan pada laporan ini dibagi menjadi empat bagian, yakni tahap *pre-processing*, tahap pelatihan arsitektur GAN, tahap pelatihan arsitektur *AlexNet*, dan tahap evaluasi arsitektur *AlexNet*.

3.1. Tahap Pre-processing

Tahap pre-processing dapat diimplementasikan dengan memanfaatkan library keras, serta pillow. Tahap pre-processing dibagi menjadi dua segmen yaitu *pre-processing* pada arsitektur GAN dan *pre-processing* pada arsitektur AlexNet. Penjelasan segmen tersebut adalah sebagai berikut:

3.1.1. Pre-processing pada arsitektur GAN

Pre-processing pada arsitektur GAN dapat dilakukan dengan menggunakan library keras menggunakan fungsi `image_dataset_from_directory`. Fungsi tersebut dapat dengan cepat melakukan resizing ukuran citra dengan menambahkan parameter `image_size = (256, 256)` sehingga menghasilkan citra dengan ukuran 256x256 yang dapat diproses oleh arsitektur GAN.

Untuk melakukan normalisasi pada arsitektur GAN dapat menggunakan formula sebagai berikut:

$$x_{new} = (b - a) \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} + a \quad (1)$$

Di mana berdasarkan formula, (a, b) mewakili rentang maksimum serta rentang minimum yang diinginkan, (xmin, xmax) mewakili rentang maksimum serta rentang minimum pada barisan data

Berdasarkan penjelasan di atas, maka dari itu dapat kita definisikan bahwa nilai dari (a, b) adalah (-1, 1), dan nilai dari (xmin, xmax) adalah (0, 255). Sehingga kita dapat melakukan formulasi baru yang menghasilkan formula sebagai berikut:

$$x_{new} = \frac{x}{128} - 1 \quad (2)$$

3.1.2. Pre-processing pada arsitektur AlexNet

Pre-processing pada arsitektur AlexNet dapat dilakukan dengan menggunakan library keras menggunakan fungsi modul `ImageDataGenerator`. Dengan menggunakan modul `ImageDataGenerator`, kita dapat melakukan proses augmentasi, resizing, serta normalisasi sehingga dapat diproses oleh arsitektur AlexNet.

Proses augmentasi data dapat diimplementasi dengan menambahkan parameter pada modul `ImageDataGenerator` yakni `horizontal_flip` yang mengidentifikasi untuk modul membalikan citra secara horizontal, `width_shift_range` yang mengidentifikasi untuk modul menggeser citra secara horizontal, dan `height_shift_range` yang mengidentifikasi untuk modul menggeser citra secara vertikal.

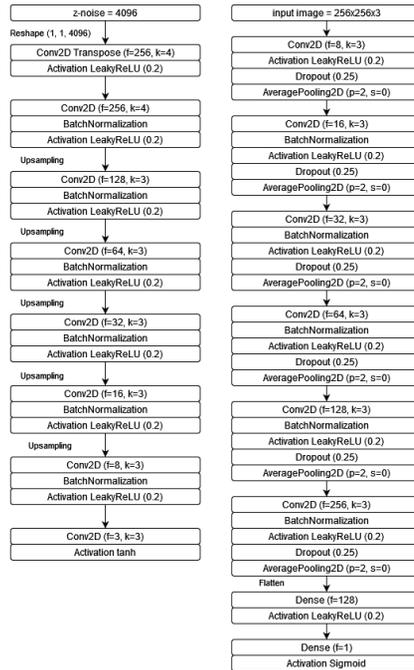
Untuk melakukan normalisasi pada arsitektur AlexNet dapat menggunakan formula seperti pada tahapan pre-processing pada GAN di atas. Sehingga formula akhir yang diperoleh adalah sebagai berikut:

$$x_{new} = \frac{x}{255} \quad (3)$$

Kemudian formula tersebut dapat diimplementasikan ke dalam fungsi `ImageDataGenerator` dengan mengisi formula ke dalam parameter `rescale`.

3.1.3. Tahap Pelatihan Arsitektur GAN

Terdapat dua jenis arsitektur yang perlu dirancang pada GAN, yakni *generator* sebagai pencipta citra sintesis serta *discriminator* sebagai pengujian citra sintesis atau citra asli. Sehingga pada penelitian ini terdapat rancangan arsitektur *generator* dan *discriminator* sebagai berikut:

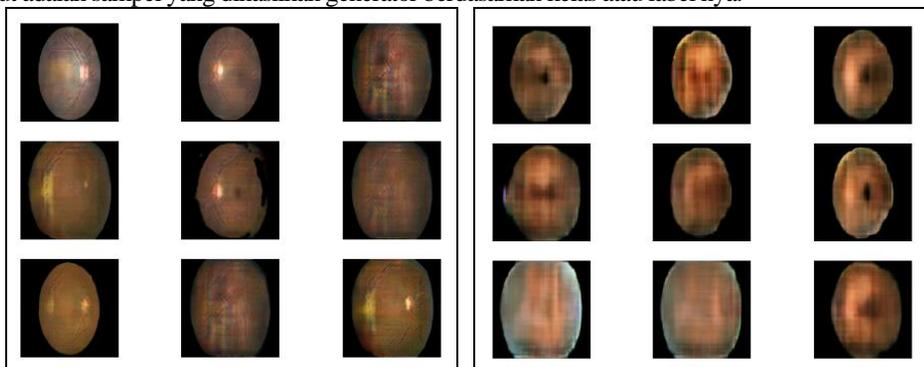


Gambar 2. Arsitektur Generator (Kiri) dan Discriminator (Kanan)

Perancangan tersebut dilakukan dengan menggunakan *library keras* pada bahasa pemrograman *python* yang kemudian dilatih menggunakan data yang telah diproses pada tahap sebelumnya. Proses pelatihan dilakukan per masing-masing kelas di mana pelatihan dilakukan hanya kepada kelas atau label yang memiliki jumlah data yang sedikit. Berdasarkan persebaran data yang digunakan, label tersebut adalah *pdr* dengan jumlah data 708 serta *severe_dr* dengan jumlah data 873. Sehingga pelatihan pada arsitektur GAN berjalan sebanyak dua kali dan menghasilkan dua arsitektur GAN yang telah dilatih dengan masing-masing data.

Sebelum melakukan proses pelatihan, adapula konfigurasi tambahan yang dilakukan bagi kedua proses pelatihan. Konfigurasi tersebut adalah jumlah *epoch* atau iterasi yang digunakan selama proses pelatihan sebanyak 3000 *epoch*, nilai koefisien pada aktivasi *LeakyReLU* sebesar 0.2, serta penggunaan *optimizer Adam* dengan *learning rate* 0.0002.

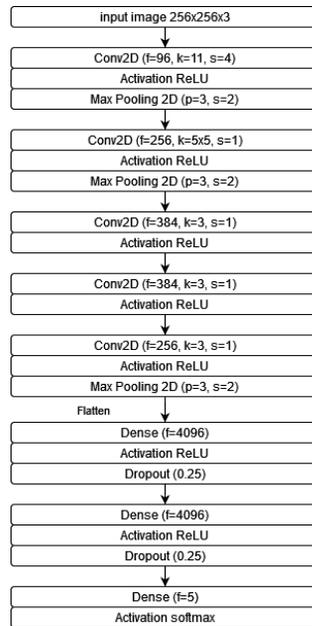
Tahapan ini kemudian diakhiri dengan proses generasi citra baru menggunakan arsitektur generator yang telah dilatih menggunakan citra berlabel *pdr* dan *severe_dr* dan disimpan ke dalam direktori terpisah. Berikut adalah sampel yang dihasilkan generator berdasarkan kelas atau label nya.



Gambar 3. Hasil Generasi Citra Dengan Label *severe_dr* (kiri) dan *pdr* (kanan)

3.1.4. Tahap Pelatihan Arsitektur AlexNet

Berikut adalah arsitektur AlexNet yang akan digunakan untuk melakukan proses klasifikasi retinopati diabetik:

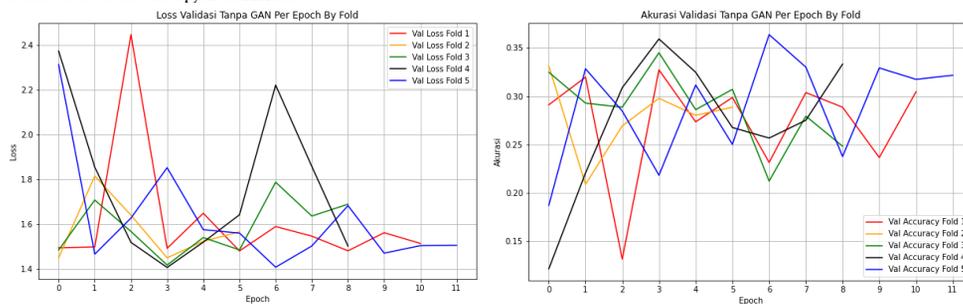


Gambar 4. Arsitektur AlexNet

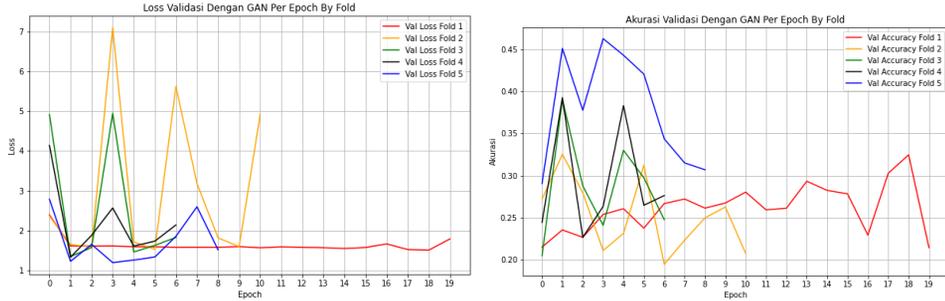
Proses pelatihan arsitektur AlexNet dilakukan sebanyak dua kali dengan dua studi kasus berbeda, yakni pelatihan dengan menggunakan citra hasil generasi GAN, dan tanpa menggunakan citra hasil generasi GAN.

Sebelum melakukan proses pelatihan arsitektur AlexNet, adapula konfigurasi yang dilakukan. Konfigurasi tersebut meliputi penggunaan *batch_size* atau jumlah yang digunakan per iterasi sebanyak 256 data, penggunaan *optimizer* SGD dengan *learning rate* 0.001, serta penggunaan *cross validation* dengan jumlah fold sebanyak 5 fold dengan masing-masing epoch sebanyak 20 epoch, serta menambahkan *EarlyStopping* yang merupakan fungsi yang disediakan *tensorflow* untuk memberhentikan proses pelatihan jika *error* atau *loss* pada validasi tidak menurun sebanyak lima *epoch* berturut-turut. Penggunaan *EarlyStopping* dilakukan untuk mempersingkat waktu yang diperlukan serta menghindari *overfitting* pada proses pelatihan.

Persiapan tersebut dijalankan di *google colab* dengan memanfaatkan *resource* yang ada untuk memperoleh hasil dengan waktu yang lebih singkat. Sehingga menghasilkan grafik *validation accuracy* serta *validation loss* sebagai berikut:



Gambar 4. Grafik Loss (kiri) dan Akurasi (kanan) Pada Arsitektur AlexNet yang dilatih tanpa citra GAN

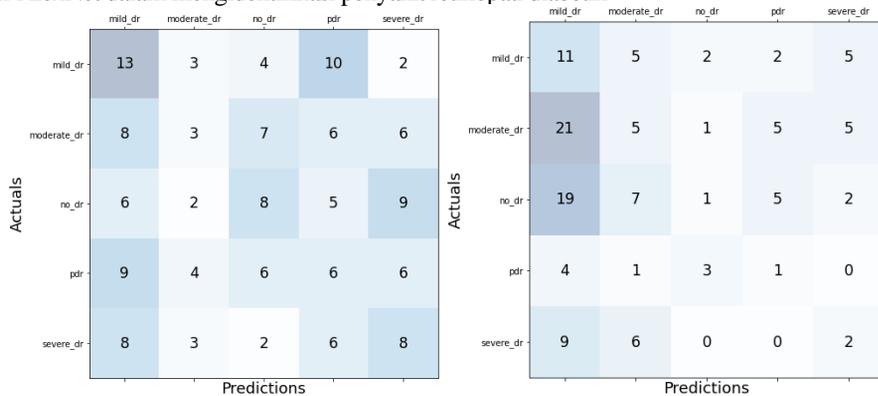


Gambar 5. Grafik Loss (kiri) dan Akurasi (kanan) Pada Arsitektur AlexNet yang dilatih dengan citra GAN

Berdasarkan gambar 4 dan gambar 5 di atas, dapat diketahui bahwa terjadi earlystopping pada kedua arsitektur akibat error atau loss pada validasi yang tidak menurun dari error atau loss yang terendah. Serta dapat dilihat bahwa akurasi pada arsitektur AlexNet yang dilatih dengan citra GAN memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dengan akurasi tertinggi berkisar 45 persen jika dibandingkan dengan arsitektur AlexNet yang dilatih tanpa menggunakan citra GAN dengan akurasi tertinggi berkisar 35 persen.

3.1.5. Tahap Evaluasi Arsitektur AlexNet

Berikut adalah *confusion matrix* yang merupakan hasil prediksi yang dilakukan oleh arsitektur AlexNet dengan menggunakan data tes. Dengan menggunakan *confusion matrix* penulis dapat menentukan akurasi, sensitivitas, precision, serta F1-score yang akan digunakan sebagai tolak ukur performansi arsitektur AlexNet dalam mengidentifikasi penyakit retinopati diabetik



Gambar 6. Confusion Matrix Pada Arsitektur AlexNet Dengan GAN (kiri) dan Tanpa GAN (kanan)

Untuk memperoleh nilai dari akurasi, sensitivitas, precision, serta F-1 score pada masing-masing studi kasus, adapula formula yang digunakan sebagai berikut:

$$Acc = \frac{\sum TP}{Total\ Data\ Sampel} \tag{4}$$

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP + FN} \tag{5}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{6}$$

$$F1 = 2 * \frac{Precision * Sensitivity}{Precision + Sensitivity} \tag{7}$$

Melalui formula tersebut, berikut adalah hasil kalkulasi yang diperoleh:

Tabel 1. Tabel Akurasi Arsitektur AlexNet

<i>Jenis Arsitektur AlexNet</i>	<i>Akurasi</i>
<i>Dengan menggunakan Data GAN</i>	<i>0.253</i>
<i>Tanpa menggunakan Data GAN</i>	<i>0.163</i>

Tabel 2. Tabel Sensitivitas Arsitektur AlexNet

<i>Jenis Arsitektur</i>	<i>Label</i>					<i>Rata-rata</i>
	<i>mild_dr</i>	<i>moderate_dr</i>	<i>no_dr</i>	<i>pdr</i>	<i>severe_dr</i>	
<i>Dengan menggunakan Data GAN</i>	<i>0.40625</i>	<i>0.1</i>	<i>0.26667</i>	<i>0.19354</i>	<i>0.29629</i>	<i>0.252556</i>
<i>Tanpa menggunakan Data GAN</i>	<i>0.44</i>	<i>0.13513</i>	<i>0.02941</i>	<i>0.11111</i>	<i>0.11764</i>	<i>0.166658</i>

Tabel 3. Tabel Precision Arsitektur AlexNet

<i>Jenis Arsitektur</i>	<i>Label</i>					<i>Rata-rata</i>
	<i>mild_dr</i>	<i>moderate_dr</i>	<i>no_dr</i>	<i>pdr</i>	<i>severe_dr</i>	
<i>Dengan menggunakan Data GAN</i>	<i>0.29545</i>	<i>0.2</i>	<i>0.29629</i>	<i>0.18181</i>	<i>0.25806</i>	<i>0.246322</i>
<i>Tanpa menggunakan Data GAN</i>	<i>0.171875</i>	<i>0.20833</i>	<i>0.14285</i>	<i>0.07692</i>	<i>0.14285</i>	<i>0.148165</i>

Tabel 4. Tabel F1-Score Arsitektur AlexNet

<i>Jenis Arsitektur</i>	<i>Label</i>					<i>Rata-rata</i>
	<i>mild_dr</i>	<i>moderate_dr</i>	<i>no_dr</i>	<i>pdr</i>	<i>severe_dr</i>	
<i>Dengan menggunakan Data GAN</i>	<i>0.34210</i>	<i>0.1333</i>	<i>0.28070</i>	<i>0.18749</i>	<i>0.27585</i>	<i>0.243894</i>
<i>Tanpa menggunakan Data GAN</i>	<i>0.24716</i>	<i>0.16392</i>	<i>0.04877</i>	<i>0.09090</i>	<i>0.12902</i>	<i>0.135954</i>

Dari hasil kalkulasi pada tabel di atas, dapat disimpulkan bahwa arsitektur *alexnet* mampu mengidentifikasi penyakit retinopati lebih baik dengan menambahkan data GAN jika dibandingkan tanpa menggunakan data GAN dengan selisih tingkat akurasi, rata-rata sensitivitas, precision, dan f1-score sebesar hampir dua kali lipatnya. Berdasarkan *confusion matrix* serta tabel di atas menunjukkan bahwa arsitektur *AlexNet* sangat baik dalam mengidentifikasi penyakit retinopati diabetik dengan label *mild_dr* serta pada arsitektur yang dilatih tanpa menggunakan mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi penyakit retinopati diabetik dengan label *pdr*, *no_dr*, dan *severe_dr*.

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang dilakukan menggunakan arsitektur GAN dan *Alexnet*, didapatkan hasil evaluasi dengan tingkat akurasi sebesar 25.3 persen, sensitivitas sebesar 25,2 persen, precision sebesar 24.6 persen, dan F1-score sebesar 24.3 persen. Meskipun tingkat akurasi yang dihasilkan relatif kecil, namun dengan menggunakan arsitektur GAN sebagai data generasi mampu meningkatkan performa arsitektur *AlexNet*. Sehingga peneliti menarik kesimpulan bahwa arsitektur GAN dan *AlexNet* mampu mengklasifikasi penyakit retinopati diabetik. Selain itu, penulis menyarankan agar dapat menggunakan arsitektur lainnya sebagai pertimbangan kedepannya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Destiana, D. W., 2017. "Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Kepatuhan dalam Pengelolaan Diet pada Pasien Rawat Jalan Diabetes Mellitus Tipe 2 di Kota Semarang". *Journal of Health Education* 2.2, 138.
- [2] MayoClinic.org. Diabetic Retinopathy. [cited: 2021 December]; Available from: <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/diabetic-retinopathy/symptoms-causes/syc-20371611>
- [3] Sundoro, D. J., et al. 2019. "Klasifikasi Retinopati Diabetik Non-prolifearitif dan Proliferatif Berdasarkan Citra Fundus Menggunakan Metode Gabor Wavele Dan Klasifikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation". *EProceedings of Engineering*.6.2.
- [4] PDMI. (2018). *Pedoman Nasional Pelayanan Kedokteran Retinopati Diabetika*.
- [5] Triyani, Y.2021. "Klasifikasi Penyakit Diabetic Retinopathy Pada Citra Fundus Berbasis Deep Learning". *ABEC Indonesia* 9, 1007-1018.
- [6] Zulfa, I. I. (2022). *Klasifikasi Kanker Paru Berdasarkan Citra Histopatologi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Model AlexNet*. UIN Sunan Ampel Surabaya.
- [7] Ismail, I. (2020). *Klasifikasi Citra Histopatologi Kanker Usus Besar Menggunakan Arsitektur AlexNet*. Institut Teknologi Nasional Bandung.
- [8] Cuadros, J., and Bresnick, G. 2009. "EyePACS: an adaptale telemedicine system for diabetic retinopathy screening". *Journal of Diabetes Science and Technology* 3.3, 509-516.
- [9] Creswell, A. et al.2018. "Generative Adversarial Networks: An Overview". *IEEE Signal Processing Magazine* 35.1, 53-65.
- [10] Radford, A., Metz, L., and Chintala, S. 2015. "Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks". *ArXiv Preprint ArXiv*.