

Implementasi Arsitektur Inception V3 Dengan Optimasi Adam, SGD dan RMSProp Pada Klasifikasi Penyakit Malaria

Eren Dio Sefrila

Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

Email: erensefrila@gmail.com

Basuki Rahmat

Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

Email: basukirahmat.if@upnjatim.ac.id

Andreas Nugroho Sihananto

Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur

Email : andreas.nugroho.jarkom@upnjatim.ac.id

Alamat: Jl. Rungkut Madya No.1, Gn. Anyar, Kec. Gn. Anyar, Surabaya, Jawa Timur 60294

Korespondensi penulis: erensefrila@gmail.com*

Abstract. In the current era of technological advancement, deep learning has become a widely discussed and utilized topic, particularly in image classification, object detection, and natural language processing. A significant development in deep learning is the Convolutional Neural Network (CNN), which is enhanced with various optimizations such as Adam, RMSProp, and SGD. This thesis implements the Inception v3 architecture for the deep learning model, utilizing these three optimization methods to classify malaria disease. The study aims to evaluate performance and determine the best optimization based on classification accuracy. The results indicate that the SGD optimization with a learning rate of 0.001 achieved an accuracy of 94%, RMSProp with learning rates of 0.001 and 0.0001 achieved an accuracy of 96%, and Adam with learning rates of 0.001 and 0.0001 achieved an accuracy of 95%.

Keywords: Adam, RMSProp, SGD, InceptionV3

Abstrak. Dalam era kemajuan teknologi saat ini, deep learning menjadi topik yang banyak diperbincangkan dan digunakan, terutama dalam klasifikasi citra, deteksi objek, dan pemrosesan bahasa alami. Salah satu pengembangan penting dalam deep learning adalah Convolutional Neural Network (CNN) yang dilengkapi dengan berbagai optimasi seperti Adam, RMSProp, dan SGD. Skripsi ini mengimplementasikan arsitektur Inception v3 untuk model deep learning, menggunakan tiga metode optimasi tersebut guna mengklasifikasikan penyakit malaria. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja dan menentukan optimasi terbaik berdasarkan akurasi klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa optimasi SGD dengan learning rate 0.001 mencapai akurasi 94%, RMSProp dengan learning rate 0.001 dan 0.0001 mencapai akurasi 96%, serta Adam dengan learning rate 0.001 dan 0.0001 mencapai akurasi 95%.

Kata kunci: Adam, RMSProp, SGD, InceptionV3

LATAR BELAKANG

Penyakit malaria sampai saat ini merupakan masalah kesehatan di 90 negara di dunia. Jumlah penderita diperkirakan 2.400 juta atau 40% penduduk dunia. Jumlah penderita malaria yang didiagnosis secara klinis di dunia tercatat 300 - 500 juta dan kematian yang ditimbulkan lebih dari 1 juta setiap tahunnya. Jumlah penderita malaria di Indonesia setiap tahunnya diperkirakan 15 juta dan 30.000 di antaranya meninggal karena malar (Elieser & Iswanto, 2021). Menurut data Kemenkes disebutkan bahwa pada akhir tahun 2022, tercatat sebanyak 372 dari 514 kabupaten (72,4%) di Indonesia yang telah dinyatakan bebas malaria. Namun di

Received April 30, 2024; Accepted Mei 17, 2024; Published Mei 31, 2024

* Eren Dio Sefrila, erensefrila@gmail.com

Indonesia bagian timur, masih banyak kabupaten/kota yang merupakan daerah endemis tinggi. Sehingga sekitar 90% kasus malaria yang dilaporkan secara nasional berasal dari Indonesia bagian Timur. Di Indonesia diperkirakan terdapat sekitar 1.412 kematian akibat malaria dari sekitar 811.636 kasus baru malaria pada 2021 di Indonesia, dimana sekitar 89% dari kasus malaria di Indonesia terjadi di Provinsi Papua.

Untuk mendukung penelitian ini, dibutuhkan sampel gambar yang dapat digunakan oleh sistem untuk mengenali penyakit malaria. Studi kasus yang digunakan dalam penelitian ini adalah penyakit malaria. Oleh karena itu dibutuhkan dataset sampel gambar untuk mendukung proses pembuatan klasifikasi citra penyakit malaria. Dataset yang digunakan adalah citra penyakit malaria yang diambil dengan mikroskop dibagi dengan 2 kelas, yaitu terdeteksi atau tidak yang dibentuk oleh Arunava sejumlah 27.558 foto. Semua gambar dibagi dalam 2 kelas yaitu terdeteksi dengan jumlah yang sama yaitu 13.769 gambar pada setiap kelas.

Pada kemajuan teknologi zaman ini, teknologi deep learning menjadi topik yang hangat diperbincangkan dan semakin banyak digunakan karena hasil mutakhir yang diperoleh seperti pada image classification, object detection hingga natural language processing. Deep learning memberikan penawaran kinerja yang lebih baik dibandingkan metode-metode yang lain dalam memecahkan masalah – masalah yang sulit diselesaikan oleh manusia (Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2018). Seiring perkembangan deep learning yang semakin pesat, teknologi deep learning dikembangkan menjadi Convolutional Neural Network dan menciptakan beberapa optimasi untuk mengklasifikasi citra. Beberapa optimasi yang tersedia adalah Adam (*Adaptive Moment Estimation*), RMSProp (*Root Mean Square Propagation*), SGD (Stochastic Gradient Descent), AdaGrad, AdaDelta, Momentum dan masih banyak lagi.

Pada penulisan skripsi ini penulis menggunakan arsitektur inception v3 pada model algoritma deep learningnya. Inception v3 adalah model yang sudah terbukti keakuratannya yang mencapai 78,1%. Penulis menggunakan 3 optimasi yaitu Adam, RMSProp dan SGD sebagai optimasi model. Ketiga optimasi ini merupakan optimasi yang memperbarui optimasi sebelumnya, seperti Adam (*Adaptive Moment Estimation*) yang menggabungkan optimasi Momentum dan RMSProp yang dapat mengoptimalkan optimasi secara adaptif dan mempunyai bias connection untuk mengatasi nilai training yang mendekati nol (0) atau bias. Dan ada RMSProp (*Root Mean Square Propagation*) yang mengupdate dari AdaGrad yang meminimalisir berhentinya update di awal training data. Dan terakhir adalah SGD (Stochastic Gradient Descent) yang mengambil satu data dari semua sampel dan akan di update secara terus menerus. Tapi tidak mengurangi semua data melainkan satu data saja.

Berdasarkan latar belakang diatas dan berdasarkan kebutuhan akurasi ketetapan optimasi dalam klasifikasi citra, maka penulis dalam skripsi ini melakukan penelitian dengan judul “Implementasi arsitektur inceptionv3 dengan optimasi Adam, SGD dan RMSProp pada klasifikasi penyakit malaria” untuk mengetahui hasil dari ketiga optimasi dengan menggunakan arsitektur tersebut pada klasifikasi penyakit malaria dan mengetahui optimasi mana yang lebih optimal penggunaannya. Output yang dihasilkan dalam penelitian ini adalah kinerja optimasi serta perbedaannya dan performa pada klasifikasi penyakit malaria.

KAJIAN TEORITIS

Penelitian pernah dilakukan dengan judul “Analisis performa algoritma Stochastic Gradient Descent (SGD) dalam mengklasifikasi tahu berformalin” yang dilakukan oleh Fadhila Tangguh Admojo dan Yudha Islami Sulistyia pada Maret 2022 (FA Admojo, YA Sulistyia 2022). Tujuan penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan tahu yang berformalin dan tidak berformalin dan melakukan training model menggunakan SGD serta mengetahui skor pada model SGD. Untuk dataset yang digunakan adalah 5500 tahu berformalin dan 5500 tahu tidak berformalin. Pada pembahasan hasil dari proses model SGD pada klasifikasi tahu berformalin dan tidak berformalin adalah 82.6%, presisi 84.1 dan f1-score 83.5. Dengan menggunakan 10 data yang tidak termasuk dalam data latih memperoleh performansi rata – rata akurasi sebesar 70%, presisi 71% dan fi-score 70%.

1. Malaria

Malaria adalah penyakit yang menyerang sel darah merah disebabkan oleh parasit plasmodium ditularkan kepada manusia melalui gigitan nyamuk Anopheles betina yang terinfeksi. Penyakit ini banyak terdapat di daerah tropis seperti Afrika, Asia Tenggara, Amerika Tengah dan Selatan. Terdapat 5 spesies parasit plasmodium yang menyebabkan malaria pada manusia yaitu Plasmodiumv falsifarum, Plasmodium vivax, Plasmodium oval, Plasmodium malariae dan Plasmodium knowlesi. Dari beberapa spesies tersebut jenis Plasmodium falsifarum dan Plasmodium vivax menjadi ancaman terbesar.

2. Citra Digital

Citra digital pada dasarnya adalah kumpulan matriks yang tersusun dari indeks baris matriks dan kolom matriks yang mewujudkan suatu titik dari citra tersebut. Elemen matriks dari citra dapat disebut sebagai piksel yang menunjukkan tingkat keabuan dari titik tersebut. Nilai dari setiap piksel pada citra digital berupa nilai bilangan integer yang merepresentasikan intensitas atau amplitudo dari gray level pada piksel tersebut (Fikriya et al., 2017). Citra digital

merupakan sebuah larik (array) yang berisi nilai-nilai real maupun kompleks yang direpresentasikan denganderetan bit tertentu. Citra digital dapat didefinisikan secara matematis sebagai fungsi intensitas dalam 2 variable x dan y , yang dapat dituliskan $f(x,y)$, dimana (x,y) merepresentasikan koordinat spasial pada bidang 2 dimensi dan $f(x,y)$ merupakan intensitas cahaya pada kordinat tersebut. Citra digital memiliki beberapa jenis, diantaranya adalah citra berwarna, citra keabuan dan citra biner.

3. Machine Learning

Pembelajaran Mesin atau *Machine Learning* merupakan pelatihan untuk membantu software melakukan sesuatu tanpa pemograman atau aturan yang eksplisit. Dalam pemograman tradisional, programmer harus menentukan aturan yang digunakan, jadi sangat berbeda dengan *Machine Learning*. *Machine Learning* ini sangat mengfokuskan terhadap analisis data, dimana pemograman menyediakan serangkaian contoh dan komputer mempelajari pola dari data tersebut.

4. Deep Learning

Deep Learning merupakan salah satu bidang dari machine learning yang memanfaatkan jaringan syaraf tiruan untuk implementasi permasalahan dengan dataset yang besar. Teknik deep learning memberikan arsitektur yang sangat kuat untuk supervised learning. Dengan menambahkan lebih banyak lapisan maka model pembelajaran tersebut bisa mewakili data citra berlabel dengan lebih baik.

5. Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan salah satu representasi dari sebuah kinerja otak manusia yang disimulasikan ke sebuah sistem atau aplikasi tertentu dan mengembangkan simulasi kerja otak manusia ke sebuah sistem yang akan dibuat (Kusumadewi, 2004). JST adalah salah satu representasi buatan dari kinerja otak manusia dan akan selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran dari kinerja otak manusia tersebut (Andrijasa, 2010).

6. Convolution Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan pengembangan dari *Multilayer Perceptron (MLP)* yang didesain untuk mengolah data dua dimensi dalam bentuk citra. CNN ini termasuk kedalam jenis *Deep Neural Network* karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diaplikasikan pada data citra. Pada dasarnya klasifikasi citra dapat digunakan dengan MLP, akan tetapi dengan metode MLP kurang sesuai untuk digunakan karena tidak menyimpan informasi spasial dari data citra dan menganggap setiap piksel adalah fitur yang independen sehingga menghasilkan hasil yang kurang baik.

7. Feature Learning

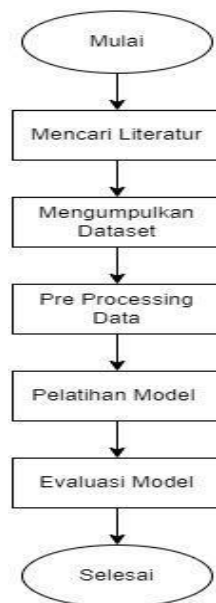
Feature learning adalah proses encoding dari sebuah gambar menjadi feature yang berupa nilai-nilai yang merepresentasikan gambar tersebut. Proses ini terdiri dari beberapa layer yang saling bekerjasama untuk mengambil ciri dari 11 sebuah gambar (Ramba, 2020).

8. Classification

Proses *classification* berfungsi untuk melakukan klasifikasi terhadap setiap neuron yang telah di ekstraksi pada proses feature learning. Bagian ini terdiri dari beberapa layer yang saling berkaitan satu sama lain.

METODE PENELITIAN

Dalam melakukan penelitian, penulis membuat alur penelitian seperti berikut :

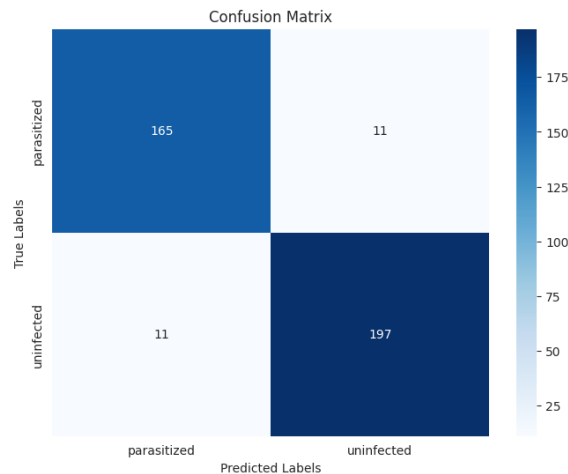


Pada gambar diatas adalah gambar alur penelitian yang dilakukan oleh penulis. Yang pertama adalah mencari studi literatur, kemudian mengumpulkan dataset. Setelah itu melakukan pre processing lalu melakukan model optimasi dan yang terakhir adalah mengevaluasi dari model optimasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk melakukan penilaian dari hasil pengujian penulis menggunakan confusion matrix yang diperoleh dari setiap skenario pengujian.

Hasil Pengujian Optimasi SGD dengan Learning Rate 0.001

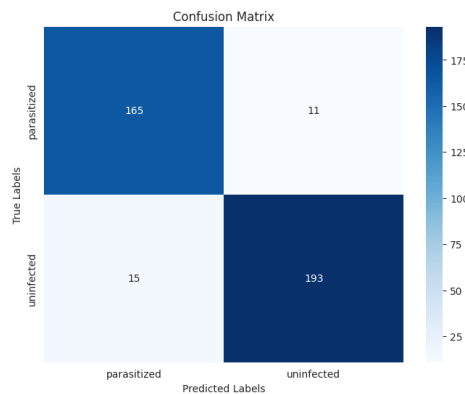


Pada gambar diatas adalah pembagian jumlah data yang teridentifikasi benar dan salah. Untuk 165 data teridentifikasi sebagai True Positif(TP), sedangkan 197 data teridentifikasi sebagai True Negative(TN) sehingga data yang teridentifikasi benar adalah 362 data. Sedangkan 11 data teridentifikasi sebagai False Negative(FN) dan 11 data teridentifikasi sebagai False Positif(FP). Sehingga jumlah total data adalah 384 data. Untuk nilai recall, f1-score, precision dan accuracy didapatkan dari classification report, hasilnya sebagai berikut :

	precision	recall	f1-score	support
parasitized	0.94	0.94	0.94	176
uninfected	0.95	0.95	0.95	208
accuracy			0.94	384
macro avg	0.94	0.94	0.94	384
weighted avg	0.94	0.94	0.94	384

Pada gambar pengujian menggunakan SGD dengan learning rate 0.001 di dapatkan nilai accuracy sebesar 94%. Pada hasil classification report tersebut nilai precision dari class parasitized adalah 0.94 atau 94% data yang teridentifikasi benar. Dan 0.95 atau 95% data yang teridentifikasi benar pada class uninfected. Kemudian nilai recall dari class parasisitized adalah 0.94 yang berarti 94% data benar telah di temukan oleh model. Dan pada class uninfected juga 95% data yang ditemukan oleh model. Sedangkan nilai f1-score atau nilai rata-rata dari precision dan recall adalah 0.94 untuk class parasitized dan 0.95 pada class uninfected.

Hasil Pengujian SGD dengan Learning Rate 0.0001

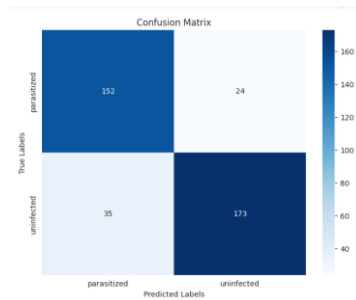


Pada gambar adalah pembagian jumlah data yang teridentifikasi benar dan salah. Untuk 165 data teridentifikasi sebagai True Positif(TP), sedangkan 193 data teridentifikasi sebagai True Negative(TN) sehingga data yang teridentifikasi benar adalah 358 data. Sedangkan 11 data teridentifikasi sebagai False Negative(FN) dan 15 data teridentifikasi sebagai False Positif(FP). Sehingga jumlah total data adalah 384 data. Untuk nilai recall, f1-score, precision dan accuracy didapatkan dari classification report, hasilnya sebagai berikut :

	precision	recall	f1-score	support
parasitized	0.92	0.94	0.93	176
uninfected	0.95	0.93	0.94	208
accuracy			0.93	384
macro avg	0.93	0.93	0.93	384
weighted avg	0.93	0.93	0.93	384

Pada Gambar pengujian dengan SGD learning rate 0.0001 mendapatkan hasil 93% dengan hasil precision, recall, dan f1-score. Pada hasil classification report tersebut nilai precision dari class parasitized adalah 0.92 atau 92% data yang teridentifikasi benar. Dan 0.95 atau 95% data yang teridentifikasi benar pada class uninfected. Kemudian nilai recall dari class parasitized adalah 0.94 yang berarti 94% data benar telah di temukan oleh model. Dan pada class uninfected juga 93% data yang ditemukan oleh model. Sedangkan nilai f1-score atau nilai rata-rata dari precision dan recall adalah 0.93 untuk class parasitized dan 0.94 pada class uninfected.

Hasil Pengujian SGD dengan Learning Rate 0.00001

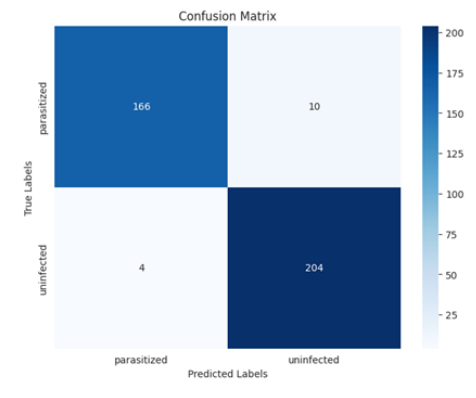


Pada gambar adalah pembagian jumlah data yang teridentifikasi benar dan salah. Untuk 152 data teridentifikasi sebagai True Positif(TP), sedangkan 173 data teridentifikasi sebagai True Negative(TN) sehingga data yang teridentifikasi benar adalah 325 data. Sedangkan 24 data teridentifikasi sebagai False Negative(FN) dan 35 data teridentifikasi sebagai False Positif(FP). Sehingga jumlah total data adalah 384 data. Untuk nilai recall, f1-score, precision dan accuracy didapatkan dari classification report, hasilnya sebagai berikut :

	precision	recall	f1-score	support
parasitized	0.81	0.86	0.84	176
uninfected	0.88	0.83	0.85	208
accuracy			0.85	384
macro avg	0.85	0.85	0.85	384
weighted avg	0.85	0.85	0.85	384

Pada Gambar pengujian dengan SGD learning rate 0.00001 mendapatkan hasil accuracy 85% dengan hasil precision, recall, dan f1-score. Pada hasil classification report tersebut nilai precision dari class parasitized adalah 0.81 atau 81% data yang teridentifikasi benar. Dan 0.88 atau 88% data yang teridentifikasi benar pada class uninfected. Kemudian nilai recall dari class paratisitized adalah 0.86 yang berarti 86% data benar telah di temukan oleh model. Dan pada class uninfected juga 83% data yang ditemukan oleh model. Sedangkan nilai f1-score atau nilai rata-rata dari precision dan recall adalah 0.84 untuk class parasitized dan 0.85 pada class uninfected.

Hasil Pengujian RMSprop dengan Learning Rate 0.001

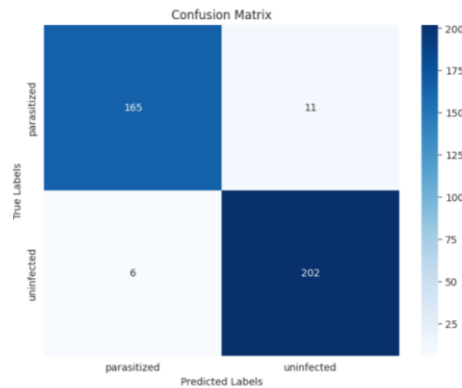


Pada gambar adalah pembagian jumlah data yang teridentifikasi benar dan salah. Untuk 166 data teridentifikasi sebagai True Positif(TP), sedangkan 204 data teridentifikasi sebagai True Negative(TN) sehingga data yang teridentifikasi benar adalah 370 data. Sedangkan 10 data teridentifikasi sebagai False Negative(FN) dan 4 data teridentifikasi sebagai False Positif(FP). Sehingga jumlah total data adalah 384 data. Untuk nilai recall, f1-score, precision dan accuracy didapatkan dari classification report, hasilnya sebagai berikut :

	precision	recall	f1-score	support
parasitized	0.98	0.94	0.96	176
uninfected	0.95	0.98	0.97	208
accuracy			0.96	384
macro avg	0.96	0.96	0.96	384
weighted avg	0.96	0.96	0.96	384

Pada Gambar pengujian dengan RMSprop learning rate 0.001 mendapatkan hasil accuracy 96% dengan hasil precision, recall, dan f1-score. Pada hasil classification report tersebut nilai precision dari class parasitized adalah 0.98 atau 98% data yang teridentifikasi benar. Dan 0.95 atau 95% data yang teridentifikasi benar pada class uninfected. Kemudian nilai recall dari class paratisitized adalah 0.94 yang berarti 94% data benar telah di temukan oleh model. Dan pada class uninfected juga 98% data yang ditemukan oleh model. Sedangkan nilai f1-score atau nilai rata-rata dari precision dan recall adalah 0.96 untuk class parasitized dan 0.97 pada class uninfected.

Hasil Pengujian RMSprop dengan Learning Rate 0.0001

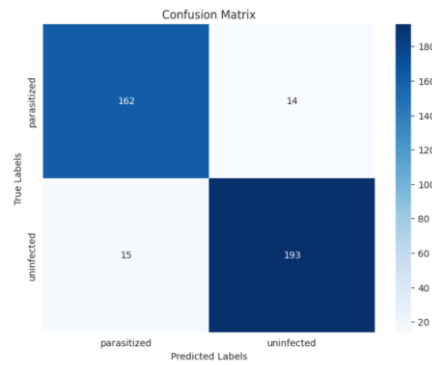


Pada gambar adalah pembagian jumlah data yang teridentifikasi benar dan salah. Untuk 165 data teridentifikasi sebagai True Positif(TP), sedangkan 202 data teridentifikasi sebagai True Negative(TN) sehingga data yang teridentifikasi benar adalah 367 data. Sedangkan 11 data teridentifikasi sebagai False Negative(FN) dan 6 data teridentifikasi sebagai False Positif(FP). Sehingga jumlah total data adalah 384 data. Untuk nilai recall, f1-score, precision dan accuracy didapatkan dari classification report, hasilnya sebagai berikut :

	precision	recall	f1-score	support
parasitized	0.96	0.94	0.95	176
uninfected	0.95	0.97	0.96	208
accuracy			0.96	384
macro avg	0.96	0.95	0.96	384
weighted avg	0.96	0.96	0.96	384

Pada Gambar pengujian dengan RMSprop learning rate 0.0001 mendapatkan hasil accuracy 96% dengan hasil precision, recall, dan f1-score. Pada hasil classification report tersebut nilai precision dari class parasitized adalah 0.96 atau 96% data yang teridentifikasi benar. Dan 0.95 atau 95% data yang teridentifikasi benar pada class uninfected. Kemudian nilai recall dari class paratisitized adalah 0.94 yang berarti 94% data benar telah di temukan oleh model. Dan pada class uninfected juga 97% data yang ditemukan oleh model. Sedangkan nilai f1-score atau nilai rata-rata dari precision dan recall adalah 0.95 untuk class parasitized dan 0.96 pada class uninfected.

Hasil Pengujian RMSprop dengan Learning Rate 0.00001

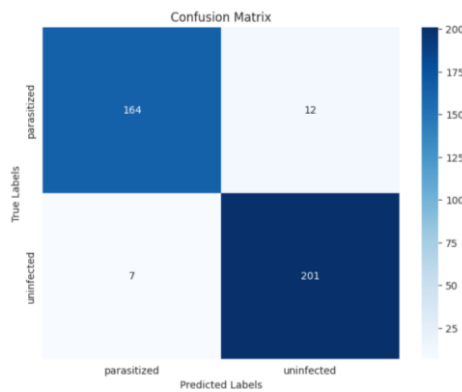


Pada gambar adalah pembagian jumlah data yang teridentifikasi benar dan salah. Untuk 162 data teridentifikasi sebagai True Positif(TP), sedangkan 193 data teridentifikasi sebagai True Negative(TN) sehingga data yang teridentifikasi benar adalah 355 data. Sedangkan 14 data teridentifikasi sebagai False Negative(FN) dan 15 data teridentifikasi sebagai False Positif(FP). Sehingga jumlah total data adalah 384 data. Untuk nilai recall, f1-score, precision dan accuracy didapatkan dari classification report, hasilnya sebagai berikut :

	precision	recall	f1-score	support
parasitized	0.92	0.92	0.92	176
uninfected	0.93	0.93	0.93	208
accuracy			0.92	384
macro avg	0.92	0.92	0.92	384
weighted avg	0.92	0.92	0.92	384

Pada Gambar pengujian dengan RMSprop learning rate 0.00001 mendapatkan hasil accuracy 92% dengan hasil precision, recall, dan f1-score. Pada hasil classification report tersebut nilai precision dari class parasitized adalah 0.92 atau 92% data yang teridentifikasi benar. Dan 0.93 atau 93% data yang teridentifikasi benar pada class uninfected. Kemudian nilai recall dari class paratisitized adalah 0.92 yang berarti 92% data benar telah di temukan oleh model. Dan pada class uninfected juga 93% data yang ditemukan oleh model. Sedangkan nilai f1-score atau nilai rata-rata dari precision dan recall adalah 0.92 untuk class parasitized dan 0.93 pada class uninfected.

Hasil Pengujian Adam dengan Learning Rate 0.001

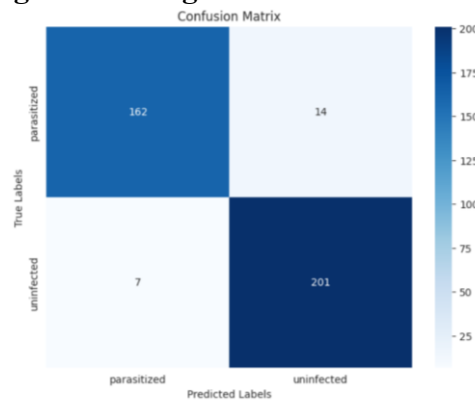


Pada gambar adalah pembagian jumlah data yang teridentifikasi benar dan salah. Untuk 164 data teridentifikasi sebagai True Positif(TP), sedangkan 201 data teridentifikasi sebagai True Negative(TN) sehingga data yang teridentifikasi benar adalah 365 data. Sedangkan 12 data teridentifikasi sebagai False Negative(FN) dan 7 data teridentifikasi sebagai False Positif(FP). Sehingga jumlah total data adalah 384 data. Untuk nilai recall, f1-score, precision dan accuracy didapatkan dari classification report, hasilnya sebagai berikut :

	precision	recall	f1-score	support
parasitized	0.96	0.93	0.95	176
uninfected	0.94	0.97	0.95	208
accuracy			0.95	384
macro avg	0.95	0.95	0.95	384
weighted avg	0.95	0.95	0.95	384

Pada Gambar pengujian dengan RMSprop learning rate 0.001 mendapatkan hasil accuracy 95% dengan hasil precision, recall, dan f1-score. Pada hasil classification report tersebut nilai precision dari class parasitized adalah 0.96 atau 96% data yang teridentifikasi benar. Dan 0.94 atau 94% data yang teridentifikasi benar pada class uninfected. Kemudian nilai recall dari class paratisitized adalah 0.93 yang berarti 93% data benar telah di temukan oleh model. Dan pada class uninfected juga 97% data yang ditemukan oleh model. Sedangkan nilai f1-score atau nilai rata-rata dari precision dan recall adalah 0.95 untuk class parasitized dan 0.95 pada class uninfected.

Hasil Pengujian Adam dengan Learning Rate 0.0001

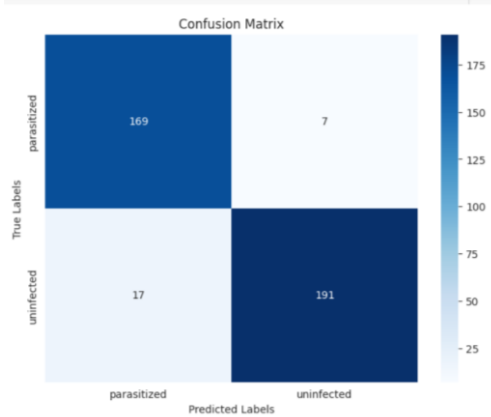


Pada gambar adalah pembagian jumlah data yang teridentifikasi benar dan salah. Untuk 162 data teridentifikasi sebagai True Positif(TP), sedangkan 201 data teridentifikasi sebagai True Negative(TN) sehingga data yang teridentifikasi benar adalah 363 data. Sedangkan 14 data teridentifikasi sebagai False Negative(FN) dan 7 data teridentifikasi sebagai False Positif(FP). Sehingga jumlah total data adalah 384 data. Untuk nilai recall, f1-score, precision dan accuracy didapatkan dari classification report, hasilnya sebagai berikut :

	precision	recall	f1-score	support
parasitized	0.96	0.92	0.94	176
uninfected	0.93	0.97	0.95	208
accuracy			0.95	384
macro avg	0.95	0.94	0.94	384
weighted avg	0.95	0.95	0.95	384

Pada Gambar pengujian dengan RMSprop learning rate 0.0001 mendapatkan hasil accuracy 95% dengan hasil precision, recall, dan f1-score. Pada hasil classification report tersebut nilai precision dari class parasitized adalah 0.96 atau 96% data yang teridentifikasi benar. Dan 0.93 atau 93% data yang teridentifikasi benar pada class uninfected. Kemudian nilai recall dari class paratisitized adalah 0.92 yang berarti 92% data benar telah di temukan oleh model. Dan pada class uninfected juga 97% data yang ditemukan oleh model. Sedangkan nilai f1-score atau nilai rata-rata dari precision dan recall adalah 0.94 untuk class parasitized dan 0.95 pada class uninfected.

Hasil Pengujian Adam dengan Learning Rate 0.00001



Pada gambar adalah pembagian jumlah data yang teridentifikasi benar dan salah. Untuk 169 data teridentifikasi sebagai True Positif(TP), sedangkan 191 data teridentifikasi sebagai True Negative(TN) sehingga data yang teridentifikasi benar adalah 360 data. Sedangkan 12 data teridentifikasi sebagai False Negative(FN) dan 7 data teridentifikasi sebagai False Positif(FP). Sehingga jumlah total data adalah 384 data. Untuk nilai recall, f1-score, precision dan accuracy didapatkan dari classification report, hasilnya sebagai berikut :

	precision	recall	f1-score	support
parasitized	0.91	0.96	0.93	176
uninfected	0.96	0.92	0.94	208
accuracy			0.94	384
macro avg	0.94	0.94	0.94	384
weighted avg	0.94	0.94	0.94	384

Pada Gambar pengujian dengan RMSprop learning rate 0.00001 mendapatkan hasil accuracy 94% dengan hasil precision, recall, dan f1-score. Pada hasil classification report tersebut nilai precision dari class parasitized adalah 0.91 atau 91% data yang teridentifikasi benar. Dan 0.96 atau 96% data yang teridentifikasi benar pada class uninfected. Kemudian nilai recall dari class paratisitized adalah 0.96 yang berarti 96% data benar telah di temukan oleh model. Dan pada class uninfected juga 92% data yang ditemukan oleh model. Sedangkan nilai f1-score atau nilai rata-rata dari precision dan recall adalah 0.93 untuk class parasitized dan 0.94 pada class uninfected.

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah selesai dilakukan, maka didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Pada penelitian ini berhasil diterapkan model untuk melakukan klasifikasi citra penyakit malaria dengan beberapa jenis inputan data gambar.

2. Dari hasil pengujian model dengan berbagai optimasi dan learning rate yang berbeda dapat di simpulkan nilai learning rate terbaik dari setiap optimasi berdasarkan hasil score dari pelatihan model. Untuk optimasi SGD pada learning rate 0.001 adalah hasil pengujian paling baik pada arsitektur InceptionV3 dengan score accuracy 94%, sedangkan untuk RMSprop terdapat dua learning rate yang mendapat hasil score terbaik yaitu pada learning rate 0.001 dan 0.0001 yang mempunyai score accuracy 96%. Dan yang terakhir pada optimasi adam pada learning rate 0.001 dan 0.0001 juga merupakan hasil pelatihan terbaik pada model dengan score accuracy 95%. Dari hasil diatas dapat dijadikan acuan jika menggunakan arsitektur InceptionV3 dengan menggunakan ketiga optimasi tersebut learning rate 0.001 dan 0.0001 yang terbaik untuk pengujian model arsitektur InceptionV3.

Berdasarkan pada hasil implementasi dan perancangan sistem yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat digunakan untuk membantu mengembangkan sistem yang serupa pada penelitian selanjutnya, antara lain:

1. Pada pemilihan dataset yang akan digunakan sebaiknya dapat diperbanyak jumlah citranya dan menggunakan dataset yang persebaran datanya seimbang pada setiap kelasnya sehingga tidak terjadi perbedaan jumlah data pada tiap kelasnya yang dapat mempengaruhi pada hasil akurasi sistem.
2. Jika ingin mendapatkan hasil akurasi yang lain, dapat mencoba dengan mengganti hyper parameter yang lain seperti batch size, optimizer, image size, dan learning rate.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih saya ucapkan kepada semua pihak yang telah berkontribusi dalam pembuatan jurnal ini sebagai syarat kelulusan sarjana. Kepada Universitas Pembangunan Veteran Jawa Timur, Fakultas Ilmu Komputer, dan Keluarga Mahasiswa Informatika. Terima kasih juga kepada kedua orang tua saya yang telah memberikan support dan doa untuk kelancaran segala urusan saya. Tidak lupa berterimakasih kepada istri saya, Sevtia yang telah membantu dan menemani selama pengerjaan tugas akhir hingga selesai.

DAFTAR REFERENSI

- Faisal, A., & Subekti, A. (2021). Deep Neural Network Untuk Prediksi Stroke. *Jepin (Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika)*, 7(3), 443-449.
- Fitri, A. A. (2022). Perbandingan Arsitektur Vgg-16 Dan Resnet-50 Dengan Optimasi Adam Dan Rmsprop Pada Klasifikas Citra Penyakit Daun Padi (Doctoral Dissertation, Upn Veteran Jawa Timur).
- Irfan, D., Rosnelly, R., Wahyuni, M., Samudra, J. T., & Rangga, A. (2022). Perbandingan Optimasi Sgd, Adadelta, Dan Adam Dalam Klasifikasi Hydrangea Menggunakan Cnn. *Journal Of Science And Social Research*, 5(2), 244-253.
- Iriyanto, S.Y., & Zaini, T.M. (2013, August 3). Pengolahan Citra Digital. Researchgate. Retrieved April 10, 2023, From https://www.researchgate.net/profile/Suhendro-Iriyanto/publication/311708107_Pengolahan_Citra_Digital/links/58565f7408aeff086bfbb3b4/Pengolahan-Citra-Digital.Pdf
- Lina, Q. (2019, January 2). Apa Itu Convolutional Neural Network? | By Qolbiyatul Lina. Medium. Retrieved April 10, 2023, From <https://medium.com/@16611110/apa-itu-convolutional-neural-network-836f70b193a4>
- Nugroho, B., Puspaningrum, E. Y., & Munir, M. S. Kinerja Algoritma Optimasi Root-Mean-Square Propagation Dan Stochastic Gradient Descent Pada Klasifikasi Pneumonia Covid-19 Menggunakan Cnn. *Jepin (Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika)*, 7(3), 420-425.
- Primastuti, E. Y. (2022). Klasifikasi Jenis-Jenis Tumor Otak Menggunakan Model Arsitektur Inception-V3 (Doctoral Dissertation, Universitas Muhammadiyah Malang).
- Supriyanto, A., Kusuma, W. A., & Rahmawan, H. (2022). Klasifikasi Kanker Tumor Payudara Menggunakan Arsitektur Inception-V3 Dan Algoritma Machine Learning. *Jurnal Al-Azhar Indonesia Seri Sains Dan Teknologi*, 7(3), 187-193.
- Witantoa, K. S., Era, N. A. S., Karyawatia, A. E., Arya, I. G. A. G., Kadyanana, I., & Astutia, L. G. Implementasi Lstm Pada Analisis Sentimen Review Film Menggunakan Adam Dan Rmsprop Optimizer. *Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana P-Issn*, 2301, 5373.