Uranus : Jurnal Ilmiah Teknik Elektro, Sains dan Informatika
Volume. 3, Nomor. 1, Tahun 2025
e-ISSN : 3031-996X; dan p-ISSN : 3031-9951; Hal. 170-180
DOI: https://doi.org/10.61132/uranus.v3i1.679
Available online at: https://journal.arteii.or.id/index.php/uranus

Perbandingan Akurasi Model ResNet50 dan VGG16 dalam Mengklasifikasi Penyakit Cacar Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*

Isvine Zahroya Jazmine Marzuki Fahd,[1] Abdul Rabi[2], Elta Sonalitha[3]
[1,2,3] Universitas Merdeka Malang, Indonesia
Jalan Terusan Dieng. 62-64 Klojen, Pisang Candi, Kec. Sukun,
Kota Malang, Jawa Timur 65146
Korespondensi penulis: isvine29@gmail.com

Abstract. *Pox disease is an infectious disease that attacks the immune system. This disease is often considered mild because it is usually harmless and does not cause death. With the lack of counseling and treatment of this disease, lacks an understanding of pox disease, the types and the treatment . Some of the types of pox disease are Monkeypox, Chickenpox, and Cowpox. Cowpox can cause complications such as keratitis and corneal melting due to persistent erosion. To avoid complications of pox disease arising, CNN algorithm is considered capable of classifying the type of pox disease. Therefore, this study was conducted using 2 CNN methods used, namely: ResNet50 and VGG16. Because the distinguishing features of pox disease classification involve a mixture of color, shape and texture, CNN algorithm approaches including ResNet50 and VGG16 were tried. The ResNet50 model showed quite good results with an average accuracy of 76% but VGG16 had better accuracy with a value of 93%. The ResNet50 model showed good results with an average accuracy of 76% but VGG16 had better accuracy with a value of 93%. Using further evaluation, VGG16 has superior values with good precision, recall, and F1-score for each class. This proves that VGG16 is a superior model for classifying pox disease types. The ResNet50 model is good at identifying three classes, namely, Chickenpox, Cowpox, and Healthy compared to the Monkeypox class because that class has 25% recall value and 40% F1-score value. Similarly, the VGG16 model where the monkeypox class still has a recall value of 76%. This shows the potential of using artificial intelligence technology to classify smallpox disease.*

Keywords*: Artificial Intellegence; CNN; ResNet50; VGG16; Accuracy; Pox Disease..*

Abstrak. Cacar adalah penyakit menular yang menyerang daya tahan tubuh. Penyakit ini sering dianggap ringan karena biasanya tidak berbahaya dan menyebabkan kematian. Dengan kurangnya penyuluhan dan penanganan pada penyakit ini membuat masyarakat kurang akan pemahaman akan cacar, jenis-jenis cacar dan penanganan dari penyakit tersebut. Beberapa dari jenis cacar tersebut adalah *Monkeypox*, *Chickenpox*, dan *Cowpox*. *Cowpox* dapat menimbulkan komplikasi yaitu keratitis dan melelehnya kornea karena erosi yang persisten. Untuk menghindari komplikasi penyakit cacar yang timbul algoritma CNN dianggap mampu untuk mengklasifikasikan jenis penyakit cacar. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan dengan menggunakan 2 metode CNN yang digunakan, yaitu: ResNet50 dan VGG16. Karena fitur pembeda klasifikasi cacar menyangkut campuran warna, bentuk dan tekstur maka dicoba pendekatan algoritma CNN yang di antaranya termasuk ResNet50 dan VGG16. Model ResNet50 menunjukkan hasil yang cukup baik dengan akurasi rata-rata mencapai 76% tetapi VGG16 memiliki akurasi yang lebih baik dengan nilai sebesar 93%. Menggunakan evaluasi lebih lanjut, VGG16 memiliki nilai unggul dengan nilai presisi, *recall*, dan *F1-score* yang baik untuk tiap kelasnya. Hal ini membuktikan bahwa VGG16 adalah model yang lebih unggul untuk mengklasifikasikan jenis penyakit cacar. Efektivitas dari model ResNet50 dan VGG16 dalam mengklasifikasikan penyakit cacar dapat dilihat dari nilai evaluasinya. Model ResNet50 baik dalam mengidentifikasi tiga kelas yaitu, *Chickenpox*, *Cowpox*, dan *Healthy* dibanding dengan kelas *Monkeypox* dikarenakan pada kelas tersebut memiliki 25% nilai *recall* dan 40% nilai f1 score. Sama halnya dengan model VGG16 dimana kelas *monkeypox* masih memiliki nilai *recall* sebesar 76%. Hal ini menunjukkan potensi penggunaan teknologi kecerdasan buatan untuk mengklasifikasi penyakit cacar.

Kata kunci: *Artificial Intellegence*; CNN; ResNet50; VGG16; Akurasi; Penyakit Cacar.

1. LATAR BELAKANG

Penyakit kulit merupakan penyakit yang paling cepat menginfeksi tubuh manusia. Hal tersebut terjadi karena kulit merupakan organ pertama yang menerima rangsangan dari

Received: Desember 15, 2024; Revised: Desember 30, 2024; Accepted: Januari 21, 2025; Online Available: Januari 23, 2025;

lingkungan. Dengan iklim tropis dari negara Indonesia yang memiliki suhu dan kelembaban yang tinggi, memudahkan jamur, bakteri, dan virus untuk berkembang biak (Ria et al., 2022). Hal tersebut menyebabkan munculnya berbagai jenis penyakit kulit.

Salah satu penyakit kulit yang disebabkan oleh virus adalah cacar. Cacar adalah penyakit menular yang menyerang daya tahan tubuh. Penyakit ini sering dianggap ringan karena biasanya tidak berbahaya dan menyebabkan kematian (Nawaz et al., 2022). Dengan kurangnya penyuluhan dan penanganan pada penyakit ini membuat masyarakat kurang akan pemahaman akan cacar, jenis-jenis cacar dan penanganan dari penyakit tersebut (Pattimura et al., 2023). Sehingga penderita cacar selalu meningkat dan terdapat kematian yang disebabkan oleh penyakit cacar. Beberapa dari jenis cacar tersebut adalah *Monkeypox*, *Chickenpox*, dan *cowpox*.

Monkeypox adalah penyakit cacar yang disebabkan oleh *Monkeypox* virus. Penyakit ini ditularkan melalui kontak langsung dengan ruam, cairan tubuh, dan droplet pernapasan (Wang et al., 2023). Infeksi *Monkeypox* bersifat swasirna dalam kurun waktu antara 14-21 hari (Layn et al., 2023). Tingkat keparahan pada penyakit ini dipengaruhi oleh tingkat paparan, imun tubuh, dan komplikasi sehingga kasus yang parah memerlukan perawatan yang intensif. Komplikasi yang timbul antara lain piomiositis, gangguan pernapasan, limfadenopati, hingga kebutaan (Kuncoro, 2023).

Chickenpox atau cacar air adalah penyakit yang disebabkan oleh virus varicella-zozter yang umumnya menyerang anak-anak. Penyakit ini 90% menerang anak-anak, 2% ada pada orang dewasa, dan sisanya pada golongan tertentu (*Chickenpox*, 2024). Virus ini akan masuk ke dalam tubuh melalui muktosa saluran pernapasan dan orofaring lalu menyebar melalui pembuluh darah dan limfa (Kencana & Anindita, 2024). Umumnya penyakit *Chickenpox* tidak memiliki komplikasi namun pada keadaan imun kompromais bisa menyebabkan gejala yang lebih berat.

Cowpox adalah penyakit cacar yang disebabkan oleh virus *cowpox*. Penyakit *cowpox* berasal dari hewan dan kebanyakan ditularkan ke manusia oleh kucing dan tikus yang telah terinfeksi (Bruneau et al., 2023). Masa inkubasi dari *cowpox* terjadi antara 8-12 hari. *cowpox* adalah penyakit yang memiliki sifat self-limitting yang artinya dapat sembuh sendiri dalam beberapa minggu. Namun, virus ini dapat menimbulkan komplikasi yaitu keratitis dan melelehnya kornea karena erosi yang persisten (Krankowska et al., 2021).

Dengan berbagai komplikasi yang dapat timbul dari penyakit cacar, maka diperlukan sebuah deteksi untuk memberikan penanganan yang lebih cepat. Seperti penelitian dari *Journal of Medichine and Health* (JMH) tahun 2023 oleh Berliani et all dengan judul Perbandingan

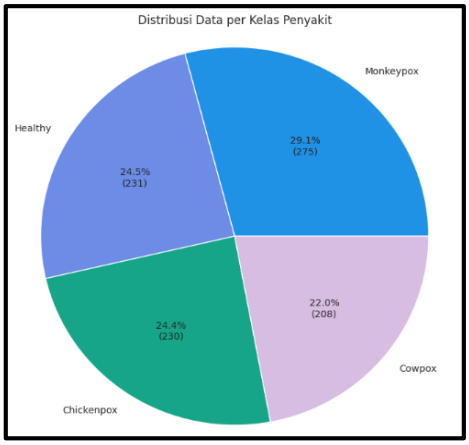
Kemampuan Klasifikasi Citra X- ray Paru-paru menggunakan *Transfer learning* Resnet-50 dan VGG16 (Berliani et al., 2023). Jurnal ini memuat perbandingan kemampuan antara dua model yaitu CNN VGG16 dan ResNet50 untuk mengklasifikasikan beberapa jenis penyakit paru-paru dari citra *x-ray*. Kesimpulan dari penelitian ini adalah VGG16 memiliki kemampuan untuk mengklasifikasikan data yang lebih baik jika dibandingkan dengan ResNet50. Akan tetapi masih diperlukan optimalisasi fine-tuning dengan menyesuaikan kondisi data yang digunakan. Kemudian, penelitian dari Supirman et. al. tahun 2023 yang berjudul Klasifikasi Penyakit Kulit menggunakan CNN dengan Arsitektur VGG16 (Supirman et al., 2023). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan penyakit kulit menjadi 7 jenis yaitu campak, dermatitis, herpes, psoriasis, cacar air, kurap, dan kutil. Hasil dari penelitian ini menyebutkan bahwa VGG16 memiliki akurasi terbaik dengan nilai 82% dengan *error* pada *confusion matrix* pada penyakit psoriasis.

Oleh karena itu, pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan dengan menggunakan metode CNN dapat membantu dalam mengklasifikasi penyakit dengan lebih cepat (Ciptaningrum, 2021). Untuk menghindari komplikasi penyakit cacar yang timbul algoritma CNN dianggap mampu untuk mengklasifikasikan jenis penyakit cacar.

Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan dengan menggunakan model ResNet50 dan VGG16 dengan metode CNN untuk mengklasifikasikannya. Karena fitur pembeda klasifikasi cacar menyangkut campuran warna, bentuk dan tekstur maka dicoba pendekatan algoritma CNN yang di antaranya termasuk ResNet50 dan VGG16 (Hasan et al., 2021). Tujuan dari penelitian ini dimaksudkan untuk mengklasifikasikan penyakit cacar dan mengetahui performa efektivitas dari model yang digunakan.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang dilakukan adalah studi pustaka dan eksperimen. Penelitian ini dimulai dari pengumpulan data, *preprocessing* data, pembuatan model, evaluasi. Untuk klasifikasi *multiclass* menggunakan *dataset* yang yang berasal dari situs Kaggle yang berjudul *Mpox Skin Lesion Dataset* Version 2.0 (*Mpox Skin Lesion Dataset Version 2.0 (MSLD v2.0)*, 2023).



Gambar 1 Distribusi *Dataset*

Pada gambar 1 disebutkan bahwa *Dataset* berjumlah 944 yang dibagi menjadi empat kelas yaitu *monkeypox*, *chickenpox*, *cowpox*, dan *healthy*. Kelas *monkeypox* terdiri dari 275 gambar, *healthy* terdiri atas 231 gambar, *chickenpox* terdiri atas 230 gambar dan *cowpox* terdiri atas 208 gambar.

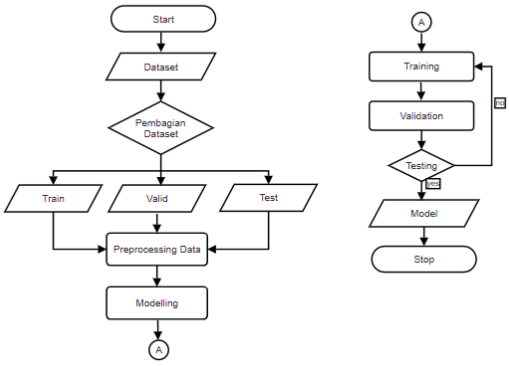
Blok diagram sistem sangat penting dalam pembangunan sebuah sistem. Hal ini dikarenakan blok diagram sistem menunjukkan cara kerja keseluruhan yang menghasilkan sistem yang akan beroperasi.

Gambar 2 Blok Diagram

Dalam gambar 2 menggambarkan proses klasifikasi penyakit cacar menggunakan metode CNN. Adapun alur dari gambaran tersebut adalah sebagai berikut:

1. *Dataset* berisi gambar penyakit cacar akan di*input* untuk proses *training*
2. *Dataset* melakukan proses *training* yang akan melalui tahap-tahap pengolahan gambar
3. Setelah *training*, data akan diklasifikasikan dengan model sehingga bisa mendapatkan *Evaluation meansurement*.
4. Gambar yang telah diklasifikasi dapat masuk ke jenis kelasnya.

Perancangan *Software* akan mengikuti alur *flowchart* yang menggambarkan langkah-langkah dan sebuah keputusan dari sebuah sistem. *Flowchart* sistem klasifikasi dari penelitian ini adalah sebagai berikut:



Gambar 3 *Flowchart*

Berdasarkan gambar 3 *Flowchart*, dapat dijelaskan bahwa pada alur pertama mesin akan melakukan *input* data gambar dan akan diproses oleh model. Kemudian *dataset* akan diolah menjadi 3 bagian yaitu data *train*, data valid, dan data *test* yang akan diklasifikasikan CNN. Ketika model dasar deteksi telah dilakukan, gambar yang diunggah dan dicocokkan dengan klasifikasi *dataset*. Sehingga gambar dapat terdeteksi menjadi bagian kelas tertentu.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil *training* dari model yang telah digunakan telah diperoleh hasil analisa secara keseluruhan dengan menggunakan parameter sehingga dapat diperoleh akurasi yang baik.

Training Data

Proses *training* adalah sebuah proses menggunakan data *train* dan data valid untuk diproses menggunakan data *test* sehingga mendapatkan hasil dari presisi, *recall*, *accuracy* pada data *training* maupun data valid.

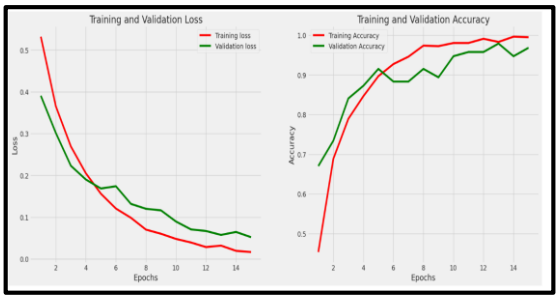
a. Eksperimen 1

Eksperimen *training* ResNet50 menggunakan algoritma CNN dengan *epoch* 15 mendapatkan akurasi *training* sebesar 63%, *loss* sebesar 38%, validasi akurasi sebesar 52% dan validasi *loss* sebesar 46%.

Gambar 4 Eksperimen 1 Diagram Akurasi dan *Loss* ResNet50

Pada gambar 4 menunjukkan garis kurva dari diagram validation *loss* lebih tinggi daripada garis kurva *training loss*. Sedangkan diagram akurasi dari *training* dan validasi tidak memiliki nilai akurasi yang sama.

Sedangkan eksperimen *training* VGG16 menggunakan algoritma CNN dengan *epoch* 15 mendapatkan akurasi *training* sebesar 99%, *loss* sebesar hampir 0%, validasi akurasi sebesar 96% dan validasi *loss* sebesar 0,5%.

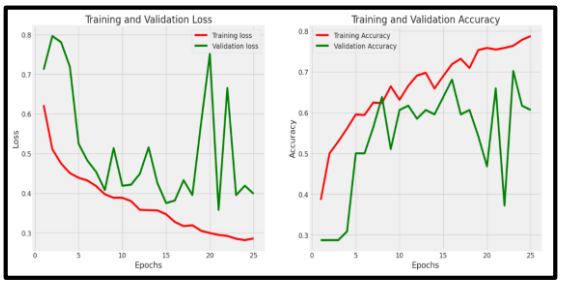


Gambar 5 Eksperimen 1 Diagram Akurasi dan *Loss* VGG16

Pada gambar 5 menggambarkan kurva dari *training loss* dan validasi *loss* yang turun seiring dengan bertambahnya *epoch*. Sama halnya dengan kurva akurasi *training* dan validasi yang menghasilkan kurva yang naik seiring dengan bertambahnya *epoch*.

b. Eksperimen 2

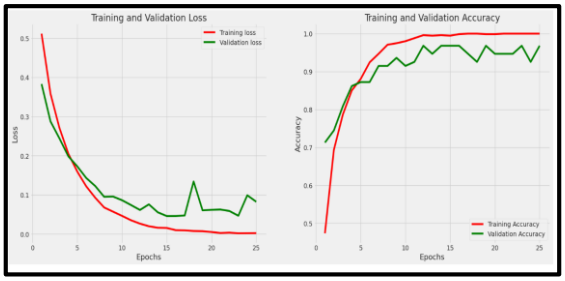
Eksperimen *training* ResNet50 menggunakan algoritma CNN dengan *epoch* 25 mendapatkan akurasi *training* sebesar 67%, *loss* sebesar hampir 28%, validasi akurasi sebesar 60% dan validasi *loss* sebesar 39%.



Gambar 6 Eksperimen 2 Diagram Akurasi dan *Loss* ResNet50

Pada gambar 6 menunjukkan diagram kurva dari *training loss* yang turun seiring dengan berambahnya *epoch* sedangkan validasi *loss* yang tidak. Pada diagram kurva *training* akurasi yang berujung naik di akhir *epoch* dan validasi akurasi yang memiliki lonjakan turun yang tajam.

Eksperimen *training* VGG16 menggunakan algoritma CNN dengan *epoch* 25 mendapatkan akurasi *training* sebesar 100%, *loss* 0%, validasi akurasi sebesar 96% dan validasi *loss* sebesar 0,8%.

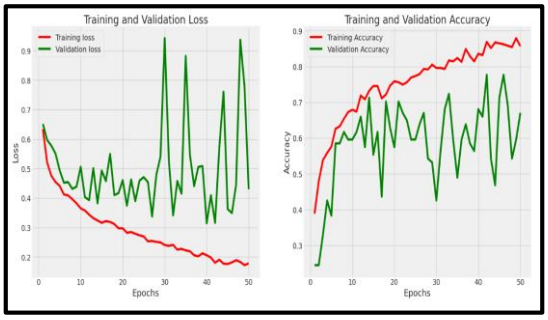


Gambar 7 Eksperimen 2 Diagram Akurasi dan *Loss* VGG16

Pada gambar 7 menunjukkan gambar diagram *training loss* yang turun dan validasi *loss* yang juga turun namun tidak menemui titik yang sama. Pada diagram akurasi *training* dan validasi naik seiring dengan bertambahnya *epoch*.

c. Eksperimen 3

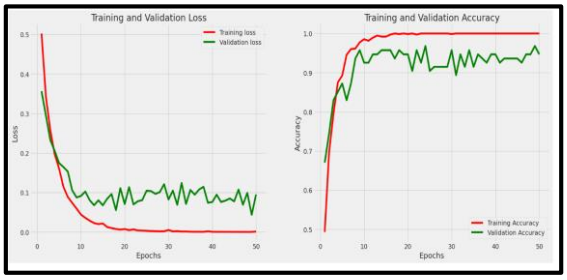
Eksperimen *training* ResNet50 menggunakan algoritma CNN dengan *epoch* 15 mendapatkan akurasi *training* sebesar 77%, *loss* sebesar 22%, validasi akurasi sebesar 67% dan validasi *loss* sebesar 42%.



Gambar 8 Eksperimen 3 Diagram Akurasi dan *Loss* ResNet50

Pada gambar 8 menunjukkan diagram kurva dari validation *loss* yang naik turun sedangakan *training loss* memiliki diagram kurva yang turun. Pada diagram akurasi *training* kurva bertambah naik seiring bertambahnya *epoch* sedangkan pada akurasi validation naik turun.

Eksperimen *training* VGG16 menggunakan algoritma CNN dengan *epoch* 15 mendapatkan akurasi *training* sebesar 100%, *loss* 0%, validasi akurasi sebesar 94% dan validasi *loss* sebesar 0,9%.

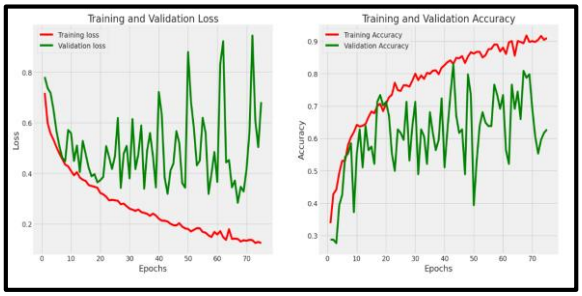


Gambar 9 Eksperimen 3 Diagram Akurasi dan *Loss* VGG16

Pada gambar 9 menunjukkan diagram *training* dan validation *loss* yang turun seiring dengan bertambahnya *epoch*. Pada diagram *training* dan validation *accuracy* juga naik seiring bertambahnya *epoch*.

d. Eksperimen 4

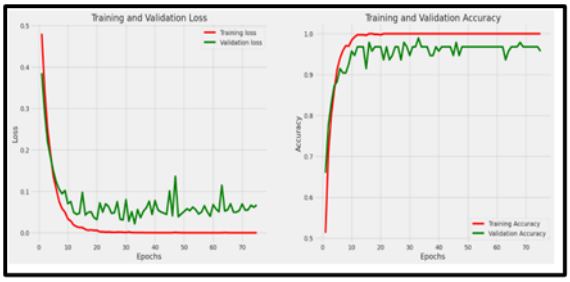
Eksperimen *training* ResNet50 menggunakan algoritma CNN dengan *epoch* 15 mendapatkan akurasi *training* sebesar 71%, *loss* sebesar 34%, validasi akurasi sebesar 62% dan validasi *loss* sebesar 68%.



Gambar 10 Eksperimen 4 Diagram Akurasi dan *Loss* ResNet50

Pada gambar 10 menunjukkan diagram *training loss* yang turun sedangkan validation *loss* memiliki kurva ynag naik turun secara signifikan. Pada diagram akurasi *training* semakin naik dengan bertambahnya *epoch* sedangkan pada akurasi validation yang naik turun.

Eksperimen *training* VGG16 menggunakan algoritma CNN dengan *epoch* 15 mendapatkan akurasi *training* sebesar 100%, *loss* sebesar 349%, validasi akurasi sebesar 95% dan validasi *loss* sebesar 0,6%.



Gambar 11 Eksperimen 4 Diagram *Loss* dan Akurasi VGG16

Pada gambar 11 menunjukkan diagram *training loss* yang baik dan validation *loss* yang turun sampai pada *epoch* ke 9. Pada diagram akurasi *training* menunjukkan yang bertambah seiring dengan bertambahnya *epoch* dan akurasi validation juga menunjukkan kurva yang sama.

Evaluasi Model

Dalam eksperimen ini hasil akurasi terbaik terdapat pada eksperimen ketiga yaitu *training* dengan *epoch* sejumlah 50. Evaluasi model ResNet50 dan VGG16 dari eksperimen ketiga dapat dilihat sebagai berikut:

1. Evaluasi model ResNet50

	precision	recall	f1-score
Chickenpox	0.52	1.00	0.69
Cowpox	1.00	1.00	1.00
Healthy	0.92	0.92	0.92
Monkeypox	1.00	0.25	0.40
accuracy			0.76
macro avg	0.86	0.79	0.75
weighted avg	0.86	0.76	0.73

Gambar 12 Evaluasi Model ResNet50

Pada gambar 12 menunjukkan evaluasi model yang menunjukkan nilai presisi, *recall F1-score* , akurasi untuk tiap kelasnya yang terbagi menjadi empat kelas yaitu *Chikenpox* yang nilai presisi sebesar 54%, *recall* 100%, *F1-score* 69%; *Cowpox* nilai presisi 100%, *recall* 100%, *F1-score* 100%; *Healthy* nilai presisi 92%, *recall* 92%, *F1-score* 92% ; *Monkeypox* presisi 100%, *recall* 25%, *F1-score* 40% dan rata- rata akurasi untuk tiap kelasnya 76%.

2. Evaluasi model ResNet50

	precision	recall	f1-score
Chickenpox	0.52	1.00	0.69
Cowpox	1.00	1.00	1.00
Healthy	0.92	0.92	0.92
Monkeypox	1.00	0.25	0.40
accuracy			0.76
macro avg	0.86	0.79	0.75
weighted avg	0.86	0.76	0.73

Gambar 13 Evaluasi Model ResNet50

Pada gambar 13 menunjukkan evaluasi model yang menunjukkan nilai presisi, *recall, F1-score* , akurasi untuk tiap kelasnya yang terbagi menjadi empat kelas yaitu *Chikenpox* yang nilai presisi sebesar 54%, *recall* 100%, *F1-score* 69%; *Cowpox* nilai presisi 100%, *recall* 100%, *F1-score* 100%; *Healthy* nilai presisi 92%, *recall* 92%, *F1-score* 92% ; *Monkeypox* presisi 100%, *recall* 25%, *F1-score* 40% dan rata- rata akurasi untuk tiap kelasnya 76%.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini membandingkan akurasi model ResNet50 dan VGG16 dengan menggunakan algoritma CNN untuk mengembangkan sistem klasifikasi penyakit cacar. Sistem ini dapat mengklasifikasikan jenis penyakit cacar berdasarkan gambar penyakitnya. Model ResNet50 menunjukkan hasil yang cukup baik dengan akurasi rata-rata mencapai 76% tetapi VGG16 memiliki akurasi yang lebih baik dengan nilai sebesar 93%. Dengan menggunakan evaluasi lebih lanjut, VGG16 memiliki nilai unggul dengan nilai presisi, *recall*, dan *F1-score* yang baik untuk tiap kelasnya. Hal ini membuktikan bahwa VGG16 adalah model yang lebih unggul untuk mengklasifikasikan jenis penyakit cacar.

Efektivitas dari model ResNet50 dan VGG16 dalam mengklasifikasikan penyakit cacar dapat dilihat dari nilai evaluasinya. Model ResNet50 baik dalam mengidentifikasi tiga kelas yaitu, *Chickenpox*, *Cowpox*, dan *Healthy* dibanding dengan kelas *Monkeypox* dikarenakan pada kelas tersebut memiliki 25% nilai *recall* dan 40% nilai f1 score. Sama halnya dengan model VGG16 dimana kelas *monkeypox* masih memiliki nilai *recall* sebesar 76%. Oleh sebab itu, diperlukan peningkatan pada kelas ini.

5. DAFTAR REFERENSI

Berliani, T., Rahardja, E., & Septiana, L. (2023). Perbandingan kemampuan klasifikasi citra X-ray paru-paru menggunakan transfer learning ResNet-50 dan VGG-16. *Journal of Medicine and Health*, *5*(2), 123–135. https://doi.org/10.28932/jmh.v5i2.6116

Bruneau, R. C., Tazi, L., & Rothenburg, S. (2023). Cowpox viruses: A zoo full of viral diversity and lurking threats. *Biomolecules, 13*(2). https://doi.org/10.3390/biom13020325

Centers for Disease Control and Prevention (CDC). (2024). *Chickenpox*. https://www.cdc.gov/chickenpox/about/index.html

Ciptaningrum, A. (2021). Segmentasi lesi kulit pada citra dermoskopi menggunakan CNN [Master's thesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember].

Hasan, M. A., Riyanto, Y., & Riana, D. (2021). Grape leaf image disease classification using CNN-VGG16 model. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, *9*(4), 218–223. https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2021.14013

Kencana, N. S. T., & Anindita, R. (2024). Seorang anak laki-laki usia 8 tahun dengan varicella zoster disertai infeksi sekunder. *Proceeding of Thalamus 2024*, *2*(1).

Krankowska, D. C., Woźniak, P. A., Cybula, A., Izdebska, J., Suchacz, M., Samelska, K., Wiercińska-Drapało, A., & Szaflik, J. P. (2021). Cowpox: How dangerous could it be for humans? Case report. *International Journal of Infectious Diseases, 104*, 239–241. https://doi.org/10.1016/j.ijid.2020.12.061

Kuncoro, C. S. (2023). Monkeypox: Manifestasi dan diagnosis. *Cermin Dunia Kedokteran, 50*(1), 11–15. https://doi.org/10.55175/cdk.v50i1.333

Layn, S. R., Lestari, H., & Muchtar, F. (2023). Gambaran pengetahuan, sikap, dan tindakan pemandu wisata dalam upaya pencegahan cacar monyet (Monkeypox) di Desa Wisata Liya Togo. *KOLONI: Jurnal Multidisiplin Ilmu*, *2*(3), 9–23.

Mpox Skin Lesion Dataset Version 2.0 (MSLD v2.0). (2023). *Kaggle*. https://www.kaggle.com/datasets/joydippaul/mpox-skin-lesion-dataset-version-20-msld-v20/data

Nawaz, Y., Nazar, I., Sattar, R. Z., Kaleem, M., Saleem, M., Iqbal, K., Shafiq, R., Nawaz, K., & Ahmad, H. (2022). A review on smallpox abstract pathology of smallpox. *Journal of Biomedical Sciences.* https://doi.org/10.36648/2254-609X.11.6.65

Pattimura, Y. B., Kanoena, M. P., Hartanto, A. D., Hartatik, H., & Kusnawi, K. (2023). Implementasi algoritma Naïve Bayes dalam mengidentifikasi jenis penyakit cacar dengan image processing. *Intechno Journal (Information Technology Journal), 5*(1). https://doi.org/10.24076/intechnojournal.2023v5i1.1571

Ria, S. N., Walid, M., & Umam, B. A. (2022). *Jurnal Energy*, *12*(2), 57–64.

Supirman, S., Lubis, C., Yuliarto, D., & Perdana, N. J. (2023). Klasifikasi penyakit kulit menggunakan convolutional neural network (CNN) dengan arsitektur VGG16. *Simtek: Jurnal Sistem Informasi dan Teknik Komputer*, *8*(1), 135–140. https://doi.org/10.51876/simtek.v8i1.217

Wang, A., Li, D., Shen, W., & Zhang, X. (2023). Monkeypox cases prediction with machine learning. *Highlights in Science, Engineering and Technology, 39*, 246–257. https://doi.org/10.54097/hset.v39i.6536