



# FEASIBILITY STUDY OF GOOGLE'S TEACHABLE MACHINE IN THE DIAGNOSIS OF MONKEYPOX

Wahidah<sup>1</sup>, Hamdan Gani<sup>2</sup>, Atikah Tri Budi Utami<sup>3</sup>, St. Nurhayati Djabir<sup>4</sup> dan Muslimin<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Politeknik ATI Makassar, Otomasi Sistem Permesinan

<sup>1</sup>wahidah@atim.ac.id, hamdangani@atim.ac.id<sup>2</sup>, atikah.tribudi@atim.ac.id<sup>3</sup>, nurhayati.djabir@atim.ac.id<sup>4</sup>, muslimin@atim.ac.id<sup>5</sup>

## ABSTRAK

Wabah cacar monyet yang menyebar cepat ke lebih dari 40 negara di luar Afrika menimbulkan kekhawatiran kesehatan global. Karena kemiripannya dengan penyakit lain, diagnosis klinis pada tahap awal sering sulit dilakukan. Deteksi lesi cacar monyet berbasis komputer dapat membantu identifikasi cepat, terutama di wilayah dengan akses terbatas terhadap tes PCR. Studi ini memperluas penelitian sebelumnya dengan menguji efektivitas Teachable Machine milik Google dalam mendiagnosis cacar monyet menggunakan dataset MSLD, yang berisi gambar lesi kulit dan diklasifikasikan ke dalam dua kategori: cacar monyet dan penyakit lain. Berbagai konfigurasi CNN diuji untuk mencapai akurasi terbaik. Hasil menunjukkan bahwa Teachable Machine menghasilkan akurasi diagnosis yang 14,52% dan 13% lebih tinggi dibandingkan metode VGG16 dan Ensemble Vote Classifier. Dengan optimasi hiperparameter, alat ini terbukti efektif, murah, dan praktis untuk diagnosis citra medis, termasuk penyakit serupa lainnya.

**Kata kunci:** *Hyper-parameter tuning, convolutional neural network, monkeypox, teachable machine*

## 1. PENDAHULUAN

Orthopoxvirus, yang menyebabkan cacar monyet, adalah anggota famili Poxviridae. Virus cacar, cacar sapi, dan cacar kelinci juga dianggap sebagai Orthopoxvirus. Virus-virus ini biasanya menyebar melalui kontak dengan hewan yang sakit. Cacar dan cacar monyet berkerabat dekat, dan vaksin cacar dilaporkan melindungi dari kedua penyakit tersebut. Kasus cacar monyet pertama ditemukan pada monyet. Sejak kasus cacar monyet pertama ditemukan di Republik Demokratik Kongo pada tahun 1970, penyakit ini telah menyebar ke beberapa negara lain di dalam dan luar Afrika tetapi terutama terbatas pada negara-negara di Afrika Tengah dan Barat. Tipe Afrika Tengah atau Kongo dan tipe Afrika Barat adalah dua sub tipe genetik dari virus cacar monyet, dan Kamerun berfungsi sebagai perbatasan geografis antara kedua sub tipe tersebut. Cacar monyet telah dilaporkan di 10 negara Afrika hingga September 2020, bersama dengan 4 negara non-Afrika, termasuk Singapura, Israel, Inggris, dan Amerika Serikat. Nigeria dan Republik Demokratik Kongo adalah negara yang paling parah terkena dampaknya [1].

MPV, juga dikenal sebagai virus cacar monyet, adalah virus DNA untai ganda linear berukuran besar (200–250 nanometer) berbentuk bata yang terbungkus lipoprotein dan termasuk dalam genus Orthopoxvirus dari famili Poxviridae (lihat Gambar 1). Genus ini memiliki lebih dari 10 spesies yang saling terhubung secara genetik dan antigenik. Kontak dengan hewan yang terinfeksi—cairan tubuh, material lesi, dan droplet pernapasan—merupakan cara penularan utama. Kontak dekat jangka panjang antarmanusia dapat menyebarkan penyakit dari satu orang ke orang lain. Hipotesis lain adalah penularan seksual antarmanusia mengingat laki-laki yang berhubungan seks dengan laki-laki merupakan komponen utama dari wabah saat ini. Faktor risiko meliputi pasien yang belum divaksinasi cacar, mereka yang memiliki kondisi komorbid seperti virus imunodefisiensi manusia (HIV), dan pekerja yang pernah kontak dengan manusia atau hewan yang terinfeksi [2].



Infeksi cacar monyet dapat diverifikasi menggunakan PCR. Dengan menggunakan mikroskop elektron, Orthopoxvirus dalam spesimen dapat diamati; isolasi kultur virus juga dapat dilakukan. Tes laboratorium penting lainnya meliputi pewarnaan imunohistokimia untuk antigen virus Orthopox, tes serum untuk IgM anti-Orthopoxvirus (untuk infeksi saat ini), dan IgG anti-Orthopoxvirus (untuk paparan/vaksinasi sebelumnya) [3]. Penggunaan tecovirimat untuk mengobati cacar monyet baru-baru ini telah disetujui oleh Badan Pengawas Obat Eropa (EMA). Obat ini juga dapat diobati dengan sidofovir dan brincidofovir intravena, dengan brincidofovir merupakan pilihan yang lebih aman [1].

Sebelum tahun 2000, wabah cacar monyet sering dilaporkan di Afrika. Anjing padang rumput peliharaan terkait dengan kasus cacar monyet pertama pada manusia di luar Afrika, yang dilaporkan di Amerika Serikat. Kasus-kasus juga telah dilaporkan di negara-negara lain, terutama Israel, Inggris, dan Singapura (Bartlett, 2004). Di Nigeria, wabah yang signifikan pada tahun 2017 memengaruhi 500 orang dan memiliki tingkat kematian kasus sebesar 3%. Cacar monyet tampaknya baru-baru ini menyebar. Laporan terbaru tentang kasus cacar monyet di Spanyol telah menimbulkan spekulasi bahwa penyakit ini mungkin disebabkan oleh hubungan seks selama pesta rave di Belgia dan Spanyol [4], [5]. Ada juga kasus cacar monyet yang dilaporkan di Australia dan Kanada [6]. Pada tahun 2022, Inggris akan memiliki jumlah kasus tertinggi. Sekitar 900 kasus telah didokumentasikan di lebih dari 25 negara. Fase invasi dan manifestasi klinis pada kulit telah dipisahkan. Gejala prodromal—yang meliputi demam, menggigil, sakit kepala, nyeri badan, malaise, limfadenopati regional, dan muntah sesekali—digunakan untuk mengidentifikasi periode invasi sebelum erupsi kulit. Setelah 1-3 hari demam, tanda-tanda pada kulit terlihat dan berlangsung selama 2-4 minggu. Gejala tersebut berkembang menjadi makula, papula, vesikel, pustula, krusta, dan jaringan parut. Gejala tersebut pertama kali muncul di area kepala dan leher sebelum menyebar ke luar. Cacar monyet dan cacar air memiliki gambaran klinis yang serupa: kedua penyakit tersebut menyebabkan erupsi kulit non-pleomorfik [1].

Pembelajaran mesin adalah algoritma komputer yang memungkinkan sistem untuk belajar secara otomatis dari pengalaman. Pembelajaran mesin dianggap sebagai cabang dari kecerdasan buatan (AI). Sistem dilengkapi dengan algoritma yang memungkinkan mereka untuk membuat keputusan secara mandiri tanpa bantuan dari luar. Pilihan tersebut dibuat dengan mengidentifikasi pola-pola dasar yang penting dalam kumpulan data yang besar dan kompleks. Tiga inti utama algoritma pembelajaran mesin adalah pembelajaran terawasi, tanpa pengawasan, dan pembelajaran penguatan. Kategori-kategori ini didasarkan pada pendekatan pembelajaran, jenis data yang dimasukkan dan dihasilkan, serta jenis masalah yang dipecahkan. Beberapa strategi hibrida dan teknik lain yang banyak digunakan memberikan perluasan jenis masalah pembelajaran mesin.

Teachable Machine, layanan alat AI berbasis web yang dapat diakses publik yang baru-baru ini diluncurkan oleh Google, kini tersedia dalam versi 2.0 [7]. Teachable Machine terdiri dari serangkaian parameter pembelajaran terprogram terbatas yang menghasilkan hasil pelatihan terbaik, dan penyesuaian hiperparameter ini dapat menghasilkan hasil yang signifikan.

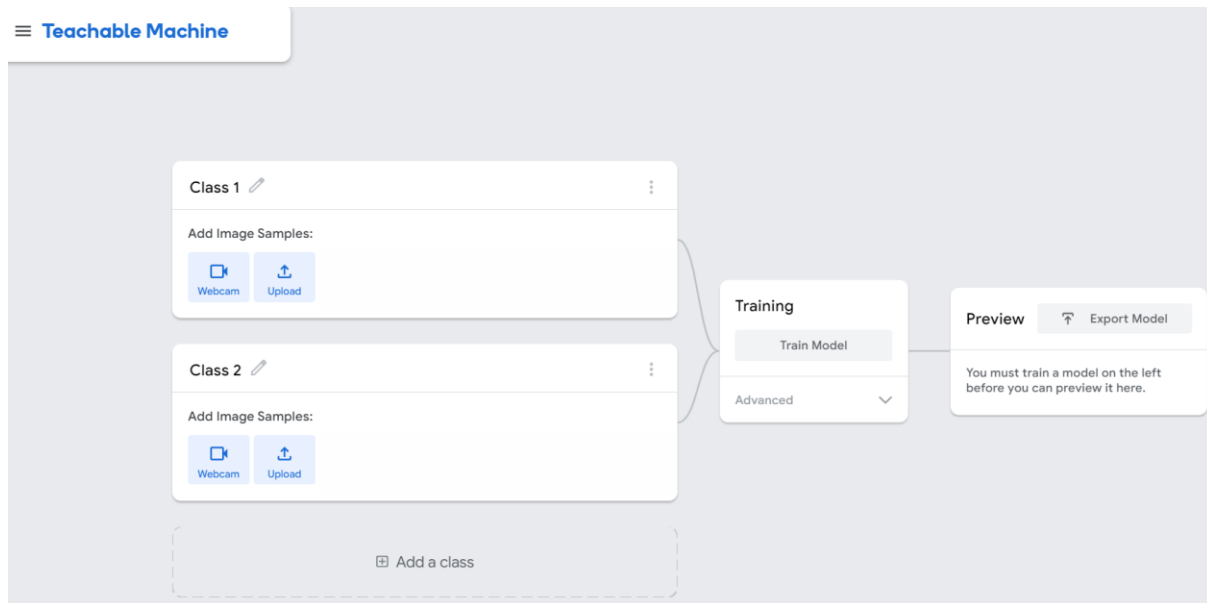
Penelitian ini bertujuan untuk menilai kelayakan penggunaan Teachable Machine untuk mendiagnosis infeksi cacar monyet. Penelitian ini mengkaji bagaimana laju pembelajaran dan ukuran batch (karakteristik pembelajaran mesin Teachable Machine yang ditawarkan oleh Google) memengaruhi presisi diagnostik untuk infeksi cacar monyet.



(a) Monkeypox

(b) Penyakit Lain

Gambar 1. Foto cacar monyet dan penyakit lainnya.



Gambar 2. Antarmuka pengguna grafis Teachable Machine milik Google.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1. Teachable Machine

Teachable Machine adalah alat AI berbasis web dari Google yang menyediakan sarana bagi siapa pun untuk membuat model pembelajaran AI dasar tanpa pengetahuan teknis [8]. Teachable Machine versi 2.0 baru-baru ini dirilis, diperbarui dari versi asli tahun 2017. Teachable Machine dapat menyelesaikan berbagai proyek, termasuk model pembelajaran AI untuk gestur, audio, dan video.

Antarmuka pengguna Teachable Machine, seperti yang digambarkan pada Gambar 2, utamanya terdiri dari input data, pembelajaran, dan output. Model yang telah dilatih dapat didaftarkan dan digunakan di internet melalui fitur ekspor dengan menambahkan kelas berdasarkan klasifikasi data biner atau multipel dengan memasukkan data pelatihan dan uji melalui webcam atau mengunggah berkas data. Selama pembelajaran model, beberapa variabel harus disesuaikan tergantung pada jenis dataset. Hiperparameter epoch, ukuran batch, dan laju pembelajaran dapat diubah dalam mode pembelajaran lanjutan untuk meningkatkan performa atau akurasi model. Dalam mode output, model yang telah dipelajari menampilkan hasil klasifikasi atau prediksi data uji baru. Dengan memasukkan data uji baru, diagnosis cacar monyet dapat dilakukan.

Lebih lanjut, model yang telah dilatih dapat diekspor sebagai model Tensorflow.js untuk digunakan dalam penelusuran web, yang dapat diprogram dengan Python menggunakan Keras, dan model TensorFlow Lite untuk digunakan pada perangkat seluler berbasis Android. Untuk menilai kelayakan penggunaan Teachable Machine dalam mendiagnosis infeksi cacar monyet, studi ini melakukan pembelajaran mesin dengan membagi set data pelatihan menjadi dua kelas: cacar monyet dan citra penyakit lainnya.

### 2.2. Dataset

Dalam studi ini, dataset cacar monyet, MLSD, yang dirilis dalam makalah [9] sebagai contoh klasifikasi biner, digunakan untuk menilai kelayakan Teachable Machine dalam mendiagnosis infeksi cacar monyet. Data tersebut mencakup 980 citra cacar monyet dan 1.162 citra penyakit lain dari dataset pelatihan, diikuti oleh 20 citra cacar monyet dan 25 citra penyakit lain untuk data uji (lihat Tabel 1).





Tabel 1. Data Configuration

<i>Training Data</i>		<i>Test Data</i>	
<i>Monkeypox</i>	<i>Penyakit Lain</i>	<i>Monkeypox</i>	<i>Penyakit Lain</i>
980	1,162	20	25

### 2.3. Hyper-Parameter Tuning

Setiap jenis data citra medis memiliki properti unik yang bervariasi bergantung pada lingkungan pencitraan, area aplikasi, dan teknologi akuisisi. Oleh karena itu, variabel yang memengaruhi hasil pelatihan harus diatur dalam kondisi terbaik dengan variabel ideal terbaik agar pembelajaran mesin dapat mengekstraksi fitur setiap citra secara akurat. Penyetelan hiperparameter meningkatkan akurasi pembelajaran dengan memodifikasi variabel sesuai dengan properti data citra yang sedang dipelajari untuk mencapai hasil pembelajaran terbaik dari sebuah mesin.

Epoch, ukuran batch, dan laju pembelajaran adalah tiga parameter pembelajaran standar Teachable Machine, dan pembelajaran mesin dicapai dengan memodifikasi parameter-parameter ini. Akurasi meningkat dengan lebih banyak pembelajaran. Namun, model dapat menjadi terlalu optimal hanya untuk data pelatihan jika jumlah pembelajaran terlalu tinggi karena kelebihan staf. Laju pembelajaran, ukuran batch, dan epoch merupakan faktor utama yang memengaruhi akurasi model. Untuk menghitung model diagnosis cacar monyet, penelitian ini menggunakan ketiga variabel ini. Akurasi pembelajaran kemudian dinilai menggunakan data uji dan model terlatih untuk mengidentifikasi kondisi parameter ideal. Jumlah kasus yang berhasil dinilai dengan data uji N dengan jawaban benar yang sudah diketahui digunakan untuk menghitung akurasi pembelajaran. Jumlah jawaban salah diperkirakan sebagai (N-n).

$$\% \text{ of correct answers} = \frac{n}{N} \times 100 (\%) \quad (1)$$

### 2.4. Receiver Operating Characteristics (ROC)

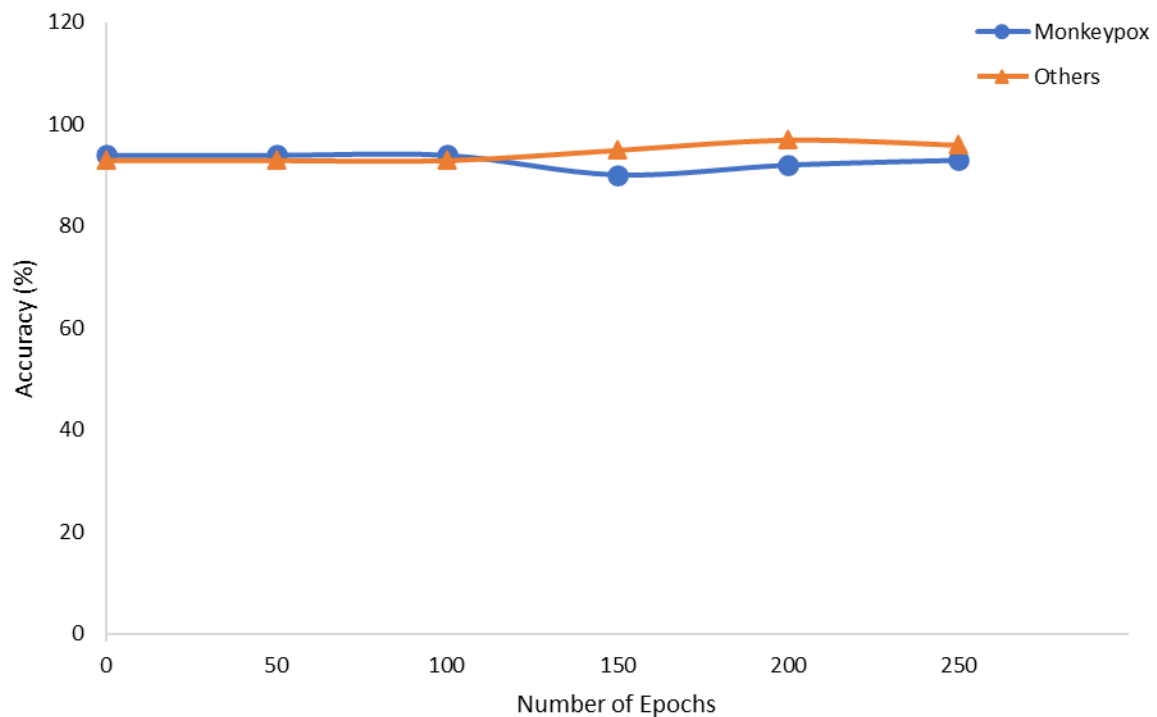
ROC adalah teknik untuk mengukur sensitivitas dan spesifisitas klasifikasi biner, dan sering digunakan untuk menentukan performa model dalam pembelajaran mesin [10]. Positif palsu (FP), negatif benar (TN), positif benar (TP), dan negatif salah (FN) adalah empat kategori yang digunakan untuk mengklasifikasikan hasil analisis. Kemudian, sensitivitas (juga dikenal sebagai rasio positif benar, TPR) dan spesifisitas (juga dikenal sebagai rasio positif salah, FPR) dihitung. Data uji dimasukkan ke dalam model yang telah dilatih untuk menilai viabilitas klinis model dan menganalisis akurasi, sensitivitas (TPR), dan spesifisitas (FPR).

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Epoch

Pembelajaran mesin menggunakan data pelatihan, dan akurasinya bergantung pada kualitas data pelatihan. Namun, Teachable Machine tidak menggunakan proses kalkulasi dan verifikasi. Akibatnya, epoch ditetapkan saat mengubah nomor pembelajaran menggunakan akurasi diagnostik data uji. Gambar 3 menampilkan evaluasi model terlatih terhadap akurasi diagnostik data uji saat mengubah epoch dari 50 menjadi 250. Diagnosis cacar monyet memiliki akurasi diagnostik tertinggi sebesar 94,5%. Diagnosis kemudian menurun dengan meningkatnya epoch karena overfitting, menghasilkan akurasi 92,5% pada 150 kali. Namun, pada 200 dan 250 kali, akurasi diagnostik berada pada level tertingginya yaitu 94,5%. Presisi diagnostik adalah 94,5% setelah 200 kali. Secara klinis, akurasi diagnostik untuk kumpulan data lain lebih signifikan daripada untuk cacar monyet. Epoch dioptimalkan menjadi 200 sebagai hasilnya.



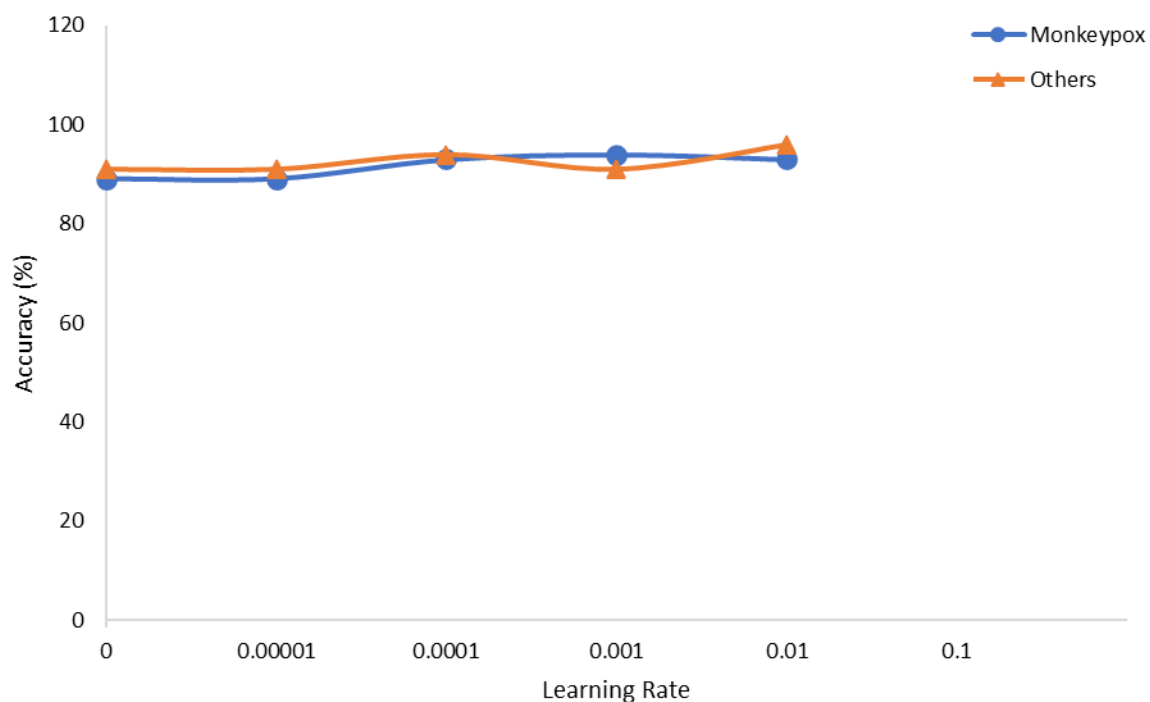


Gambar 3. Akurasi diagnostik cacar monyet dan penyakit lainnya sebagai fungsi zaman dalam Pembelajaran Mesin Teachable.

### 3.2 Learning Rate

Gambar 4 menampilkan evaluasi presisi diagnostik data uji yang telah dilatih oleh model yang telah dilatih, dengan melipatgandakan laju pembelajaran dari 0,00001 menjadi 0,01. Pembelajaran normal untuk cacar monyet dan dataset lainnya tidak dapat dicapai ketika laju pembelajaran adalah 0,1, sehingga tidak ada luaran pelatihan yang tersisa. Ketika laju pembelajaran adalah 0,01, akurasi diagnostik cacar monyet mencapai maksimumnya, yaitu 94%. Ketika laju pembelajaran adalah 0,0001 dan 0,01, akurasi diagnostik untuk penyakit lain mencapai maksimumnya, yaitu 96%. Laju pembelajaran ideal ditentukan dengan mempertimbangkan signifikansi klinis sebesar 0,001, yang menunjukkan akurasi maksimum untuk diagnosis.





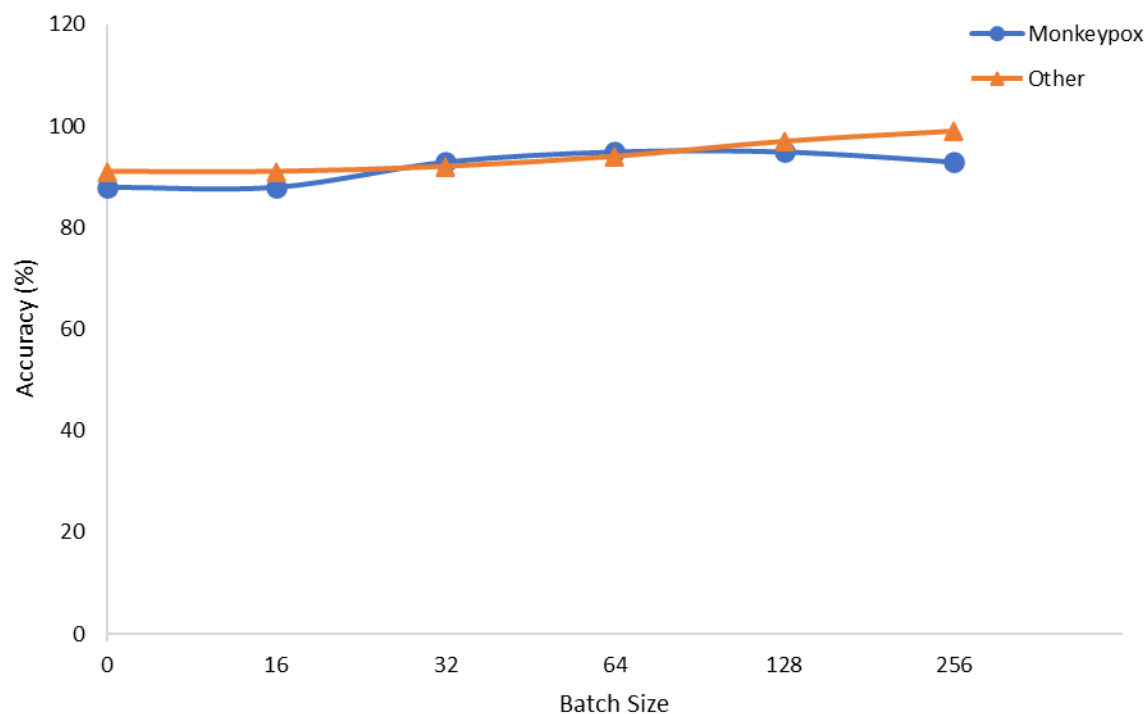
Gambar 4. Akurasi diagnostik cacar monyet dan penyakit lainnya sebagai fungsi laju pembelajaran dalam Pembelajaran Mesin Teachable.

### 3.3 Batch Size

Pelatihan pembelajaran mesin dilakukan dengan memisahkan data pelatihan ke dalam set dengan ukuran tertentu. Dataset pelatihan dibagi menjadi batch yang lebih kecil selama proses pembelajaran, yang dikenal sebagai penurunan gradien mini-batch. Dataset yang dibagi disebut sebagai ukuran batch. Batch mini menunjukkan kecepatan komputasi dan pembaruan data terhitung yang lebih cepat daripada batch lengkap, yang memerlukan pembelajaran semua data pelatihan. Kemanjuran diagnostik data uji yang dievaluasi oleh model terlatih ditunjukkan pada Gambar 5, sementara ukuran batch ditingkatkan dari 16 menjadi 256.

Ketika ukuran batch kurang dari 64, terdapat variasi statistik yang signifikan dalam akurasi. Akurasi diagnosis maksimum untuk diagnostik adalah 94,5% pada ukuran batch 64. Ketika ukuran batch adalah 128 dan 256, akurasi diagnostik berada pada titik tertingginya, yaitu 96%. Ukuran batch ideal ditetapkan sebesar 128, yang menunjukkan akurasi terbaik untuk diagnostik, mengingat akurasi cacar monyet memiliki nilai klinis yang lebih signifikan.





Gambar 5. Akurasi diagnostik cacar monyet dan penyakit lainnya sebagai fungsi ukuran batch dalam Pembelajaran Mesin Teachable.

### 3.4 Hasil Optimal Hiperparameter di Teachable Machine

Antarmuka Teachable Machine pada Gambar 6 telah dioptimalkan dengan penyetelan hiperparameter. Kelas-kelas dibagi menjadi dua kategori, cacar monyet dan penyakit lainnya, dan epoch, laju pembelajaran, serta ukuran batch masing-masing ditetapkan pada 200, 0,001, dan 128. Hasil pelatihan untuk cacar monyet dan penyakit lainnya masing-masing adalah 95% dan 99%. TPR untuk sensitivitas adalah 0,92, dan FPR untuk spesifisitas adalah 0,28.

## 4. KESIMPULAN DAN SARAN

### 4.1 Kesimpulan

Tujuan utama studi ini adalah menguji potensi Teachable Machine milik Google dalam meningkatkan akurasi diagnosis cacar monyet. Studi ini menggunakan dataset pelatihan yang terdiri dari 980 citra cacar monyet dan 1.162 citra penyakit lainnya. Hasil menunjukkan bahwa Teachable Machine mampu mengidentifikasi cacar monyet dengan akurasi lebih tinggi dibandingkan studi sebelumnya oleh Ali [9] dan Hussain [11], masing-masing unggul sekitar 14,52% dan 13%. Temuan ini mendukung penggunaan Teachable Machine dalam diagnosis citra medis. Konfigurasi optimal yang digunakan adalah epoch 200, batch size 128, dan learning rate 0,001.

### 4.2 Saran

Penelitian selanjutnya dapat memperluas kumpulan data gambar untuk cacar monyet dan penyakit serupa, sehingga memungkinkan diagnosis berbagai kasus medis secara lebih akurat menggunakan algoritma pembelajaran mendalam.







## DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Ahmed, H. Naseer, M. Arshad, and A. Ahmad, "Monkeypox in 2022: A new threat in developing," *Annals of Medicine and Surgery*, vol. 78, no. June, p. 103975, 2022, doi: 10.1016/j.amsu.2022.103975.
- [2] G. Srivastava and G. Srivastava, "Human Monkeypox Disease," *Clinics in Dermatology*, 2022, doi: 10.1016/j.clindermatol.2022.08.009.
- [3] M. E. Wilson, J. M. Hughes, A. M. McCollum, and I. K. Damon, "Human monkeypox," *Clinical Infectious Diseases*, vol. 58, no. 2, pp. 260–267, 2014, doi: 10.1093/cid/cit703.
- [4] J. Quarleri, M. V. Delpino, and V. Galvan, "Monkeypox: considerations for the understanding and containment of the current outbreak in non-endemic countries," *GeroScience*, pp. 1–9, 2022, doi: 10.1007/s11357-022-00611-6.
- [5] M. Sallam *et al.*, "Assessing Healthcare Workers' Knowledge and Their Confidence in the Diagnosis and Management of Human Monkeypox: A Cross-Sectional Study in a Middle Eastern Country," in *Healthcare*, 2022, vol. 10, no. 9, p. 1722.
- [6] R. K. Mohapatra *et al.*, "Unexpected sudden rise of human monkeypox cases in multiple non-endemic countries amid COVID-19 pandemic and salient counteracting strategies: Another potential global threat?," *International Journal of Surgery*, vol. 103, p. 106705, 2022, doi: 10.1016/j.ijssu.2022.106705.
- [7] D. Agustian, P. P. G. P. Pertama, P. N. Crisnapati, and P. D. Novayanti, "Implementation of Machine Learning Using Google's Teachable Machine Based on Android," in *3rd International Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, ICORIS 2021*, 2021, pp. 1–7, doi: 10.1109/ICORIS52787.2021.9649528.
- [8] M. Carney *et al.*, "Teachable machine: Approachable web-based tool for exploring machine learning classification," in *Conference on Human Factors in Computing Systems - Proceedings*, 2020, pp. 1–8, doi: 10.1145/3334480.3382839.
- [9] S. N. Ali *et al.*, "Monkeypox Skin Lesion Detection Using Deep Learning Models: A Feasibility Study," pp. 2–5, 2022, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2207.03342>.
- [10] P. B. Le and Z. T. Nguyen, "ROC Curves, Loss Functions, and Distorted Probabilities in Binary Classification," *Mathematics*, vol. 10, no. 9, p. 1410, 2022, doi: 10.3390/math10091410.
- [11] T. Islam, M. A. Hussain, F. Uddin, H. Chowdhury, and B. M. R. Islam, "Can Artificial Intelligence Detect Monkeypox from Digital Skin Images?," *bioRxiv*, p. 2022.08.08.503193, 2022, doi: <https://doi.org/10.1101/2022.08.08.503193>.

