

Pemanfaatan Teachable Machine Untuk Mengidentifikasi Alat Batu Masa Prasejarah Menggunakan Metode CNN

Yogi Piskonata¹, Agung Pambudi², Rum Mohamad Andri K Rasid³, M Hari Purwidiantoro⁴

^{1,2}Program Studi Informatika, Universitas Amikom Yogyakarta

³Program Studi Sistem Informasi, Universitas Amikom Yogyakarta

⁴Stmik Amikom Surakarta

Jl. Ring Road Utara, Ngringin, Condongcatur, Kec. Depok, Kab. Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta 55281

Email :

[yogi.piskonata@amikom.ac.id¹](mailto:yogi.piskonata@amikom.ac.id), [pambudia@amikom.ac.id²](mailto:pambudia@amikom.ac.id), [andri@amikom.ac.id³](mailto:andri@amikom.ac.id),
[hariamikom@gmail.com⁴](mailto:hariamikom@gmail.com)

Abstract

The identification of prehistoric stone tools is an important component in archaeological studies to understand the development of technology and culture of ancient societies. However, the process of manually classifying artifacts still heavily relies on the expertise of a limited number of archaeologists and is susceptible to subjectivity. This research proposes the utilization of the Teachable Machine platform as a low-code solution to develop a classification model for prehistoric stone tools using a CNN approach. The research was conducted experimentally using a dataset of prehistoric stone tool images from the Paleolithic era, curated from the laboratory collection of the Department of Archaeology, Faculty of Cultural Sciences, Gadjah Mada University. The dataset consists of seven main classes: Hand Axe, Chopper, Cleaver, Oval Axe, Square Adze, and Flake Tools. The model was trained on the Teachable Machine platform using a MobileNet-based CNN architecture, without writing any programming code so that non-technical researchers could directly access AI technology. The evaluation results show that square axes and oval axes have the highest classification success rates, while the flake and bone tool classes exhibit higher error rates due to morphological similarities. The confusion matrix and error analysis indicate that image quality and shape variation of artifacts are key factors affecting model performance. This study demonstrates that Teachable Machine can be effectively utilized as a tool for classifying prehistoric stone tools, especially in the context of limited technical resources and programming expertise among archaeologists. This approach has the potential to support the digitalization of cultural heritage, accelerate artifact inventorying, and strengthen the integration of AI technology in education and archaeological research in Indonesia.

Keywords: Teachable Machine; CNN; Prehistoric Stone Tools; Image Classification; Digital Archaeology.

Abstraksi

Identifikasi alat batu masa prasejarah merupakan komponen penting dalam kajian arkeologi untuk memahami perkembangan teknologi dan budaya masyarakat purba. Namun, proses klasifikasi artefak secara manual masih sangat bergantung pada keahlian

arkeolog yang terbatas jumlahnya dan rentan terhadap subjektivitas. Penelitian ini mengusulkan pemanfaatan platform Teachable Machine sebagai solusi low-code untuk mengembangkan model klasifikasi alat batu prasejarah dengan pendekatan CNN. Penelitian dilakukan secara eksperimental menggunakan dataset citra alat batu prasejarah masa paleolitik yang dikurasi dari koleksi lababoratorium Jurusan Arkeologi, Fakultas Ilmu Budaya, Universitas Gadjah Mada. Dataset terdiri dari tujuh kelas utama yaitu Kapak Genggam, Kapak Perimbas, Kapak Penetak, Kapak Lonjong, Beliung Persegi dan Alat Serpih. Model dilatih pada platform Teachable Machine dengan arsitektur CNN berbasis MobileNet, tanpa menulis kode program sehingga peneliti non-teknis dapat mengakses teknologi AI secara langsung. Hasil evaluasi menunjukkan kapak persegi dan kapak lonjong memiliki tingkat keberhasilan klasifikasi tertinggi, sementara kelas serpih dan alat tulang menunjukkan tingkat kesalahan yang lebih tinggi akibat kemiripan morfologis. Confusion matrix dan analisis kesalahan mengindikasikan bahwa kualitas gambar dan variasi bentuk artefak menjadi faktor utama yang memengaruhi kinerja model. Studi ini membuktikan bahwa Teachable Machine dapat dimanfaatkan secara efektif sebagai alat bantu klasifikasi alat batu prasejarah, terutama dalam konteks keterbatasan sumber daya teknis dan keahlian pemrograman di kalangan arkeolog. Dengan demikian, pendekatan ini berpotensi mendukung digitalisasi warisan budaya, percepatan inventarisasi artefak, serta penguatan integrasi teknologi AI dalam pendidikan dan penelitian arkeologi di Indonesia.

Kata Kunci: Teachable Machine; CNN; Alat Batu Prasejarah; Klasifikasi citra; Arkeologi Digital

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) telah membawa transformasi signifikan di berbagai bidang, termasuk arkeologi [1]. Di Indonesia, masa prasejarah meninggalkan jejak budaya yang kaya, salah satunya adalah alat batu yang digunakan oleh manusia purba. Identifikasi alat batu merupakan langkah penting dalam kajian arkeologi untuk mengetahui fungsi, periode, dan budaya masyarakat prasejarah [2]. Namun, proses identifikasi ini masih sangat bergantung pada keahlian arkeolog, yang jumlahnya terbatas dan membutuhkan waktu lama.

Perkembangan teknologi deep learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), telah terbukti efektif dalam tugas klasifikasi gambar. Namun, implementasinya sering kali memerlukan keahlian pemrograman tingkat lanjut dan infrastruktur komputasi yang mahal [3]. Di sinilah Teachable Machine, sebuah platform machine learning berbasis web yang dikembangkan oleh Google, menawarkan solusi alternatif yang lebih mudah diakses. Platform ini memungkinkan pengguna tanpa latar belakang pemrograman

mendalam untuk melatih model klasifikasi gambar menggunakan antarmuka grafis yang intuitif [4].

Penelitian ini bertujuan untuk menguji efektivitas Teachable Machine dalam mengidentifikasi jenis-jenis alat batu masa prasejarah seperti kapak persegi, kapak lonjong, serpih, dan alat pemukul dengan memanfaatkan arsitektur CNN yang diimplementasikan secara otomatis oleh platform tersebut. Penelitian ini juga menunjukkan bahwa teknologi AI dapat diadopsi secara luas oleh kalangan akademisi dan praktisi arkeologi, bahkan dengan keterbatasan sumber daya teknis [5].

Alat batu merupakan salah satu temuan arkeologis paling penting dalam studi masa prasejarah. Bentuk, ukuran, teknik pembuatan, dan distribusi alat batu dapat memberikan informasi tentang tingkat perkembangan teknologi, pola migrasi, dan sistem ekonomi masyarakat purba. Di Indonesia, alat batu seperti kapak persegi (Neolitikum) dan kapak lonjong (Pleistosen akhir–Holosen awal) telah ditemukan di berbagai lokasi, termasuk Jawa, Sumatra, dan Sulawesi [6].

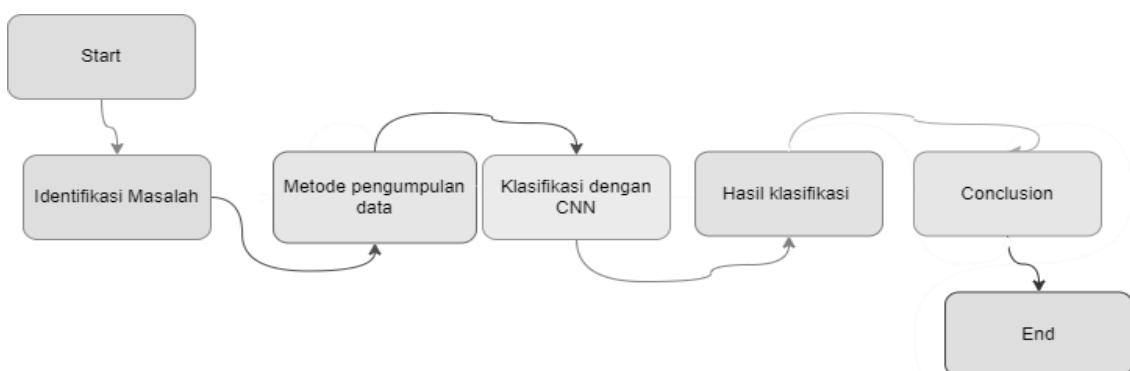
Identifikasi alat batu bersifat subjektif dan memerlukan pengalaman yang mendalam. Kurangnya tenaga ahli arkeologi yang terlatih dalam klasifikasi artefak menjadi kendala dalam pengolahan data arkeologis secara cepat dan konsisten, terutama saat menghadapi jumlah temuan yang besar. Permasalahan yang dihadapi dalam penelitian sebelumnya adalah mengidentifikasi alat batu masa prasejarah menggunakan metode tradisional yang memakan banyak waktu dan perlu pengetahuan yang kompeten.. Penelitian ini juga memiliki dampak signifikan dari berbagai perspektif. Inisiatif ini memperluas aksesibilitas informasi arkeologi prasejarah dan memberikan peluang bagi masyarakat umum, peneliti, dan pelajar untuk mengakses data arkeologi dengan lebih mudah [7].

Meskipun CNN telah sukses digunakan dalam pengenalan wajah, objek, dan citra medis, penerapannya di bidang arkeologi masih terbatas. Beberapa tantangan utama meliputi: Keterbatasan data gambar artefak yang terlabel dengan baik, Kompleksitas bentuk dan variasi alat batu akibat proses pelapukan dan variasi teknik pembuatan, Ketergantungan pada perangkat lunak dan keahlian teknis yang tinggi dalam pengembangan model AI.

Teachable Machine menawarkan pendekatan no-code atau low-code yang memungkinkan peneliti arkeologi untuk membangun model klasifikasi gambar tanpa harus menulis kode. Platform ini menggunakan arsitektur CNN yang telah dioptimalkan sehingga memungkinkan pelatihan model secara cepat dan intuitif [8]. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menjawab pertanyaan : Apa tujuan utama dari pemanfaatan Teachable Machine dalam mengidentifikasi alat batu prasejarah masa Paleolitikum, dan bagaimana hasil yang diharapkan dari model CNN ini dalam konteks arkeologi?

2. METODE PENELITIAN

Pada tahap penelitian yang dilakukan meliputi proses dari identifikasi masalah sampai dengan mendapatkan hasil klasifikasi. Peneliti juga menggunakan metode kualitatif dengan klasifikasi machine learning untuk mengelola data agar mendapatkan hasil yang maksimal. Alur penelitian dapat dilihat dari gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Alur penelitian pada diagram menggambarkan proses klasifikasi data menggunakan CNN secara berurutan, dimulai dari Identifikasi Masalah untuk merumuskan tujuan dan gap penelitian, dilanjutkan Metode Pengumpulan Data yang mencakup sumber dan pembagian dataset (training/validation/testing), kemudian Klasifikasi dengan CNN meliputi pra-pemrosesan, arsitektur model, training, dan evaluasi metrik seperti akurasi serta confusion matrix pada tahap Hasil Klasifikasi, hingga Kesimpulan yang merangkum pencapaian, keterbatasan, dan saran pengembangan lebih lanjut sebelum berakhir.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset dalam penelitian yang dilakukan adalah alat batu prasejarah masa paleolitikum yang terdiri dari



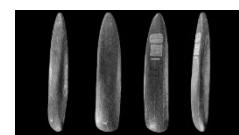
Kapak genggam



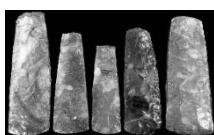
Kapak perimbas



Kapak penetak



Kapak lonjong



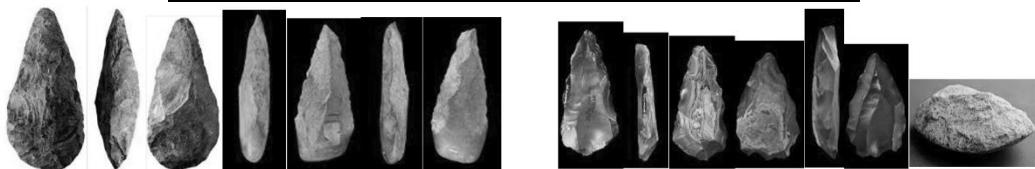
Beliung persegi



Alat serpih

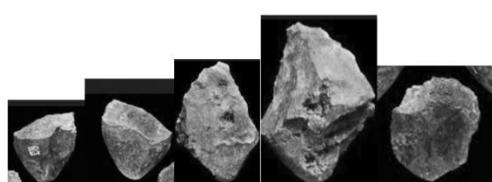
Tabel 1. Karakteristik Dataset

Jenis Alat	Jumlah
Kapak Genggam	10
Kapak Perimbas	10
Kapak Penetak	10
Kapak Lonjong	10
Beliung Persegi	10
Alat Serpih	10

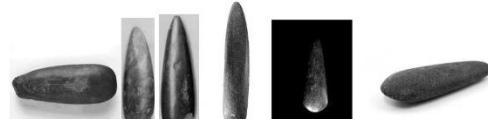


Kapak Genggam

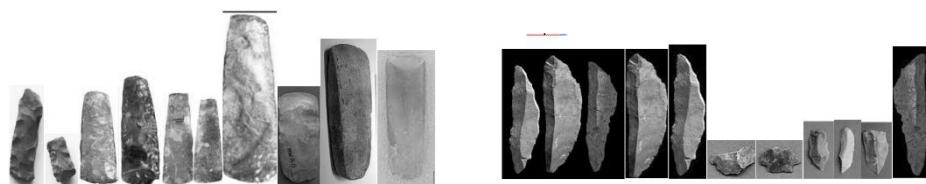
Kapak Perimbas



Kapak penetak

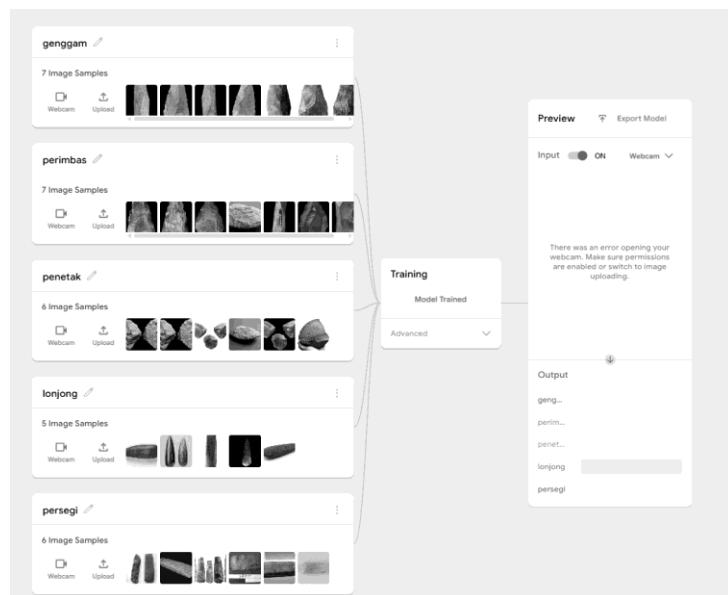


Kapak Lonjong



Beliung Persegi

Alat serpih



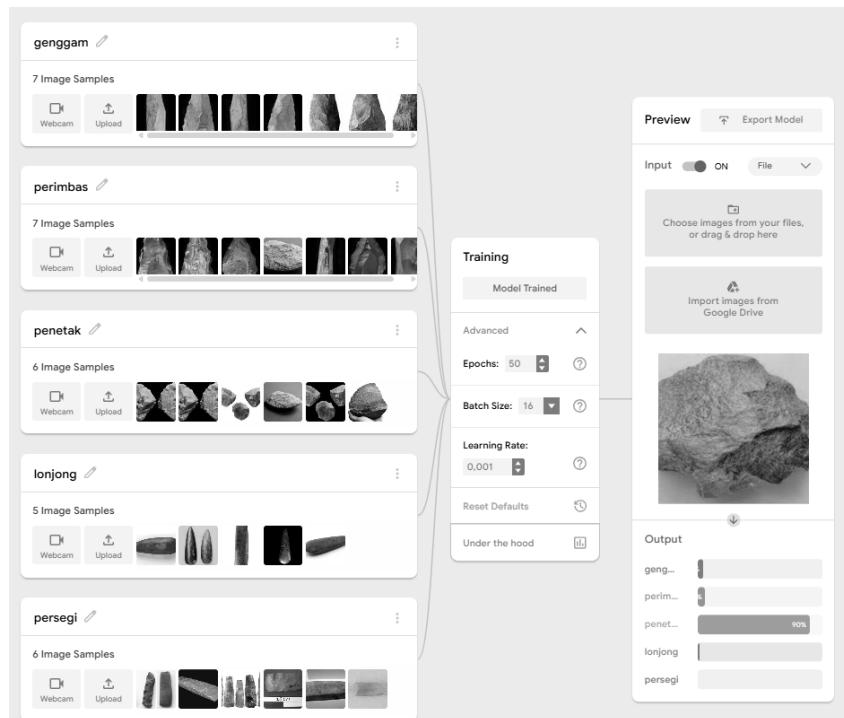
Gambar 2. Dataset

Sampel alat batu :



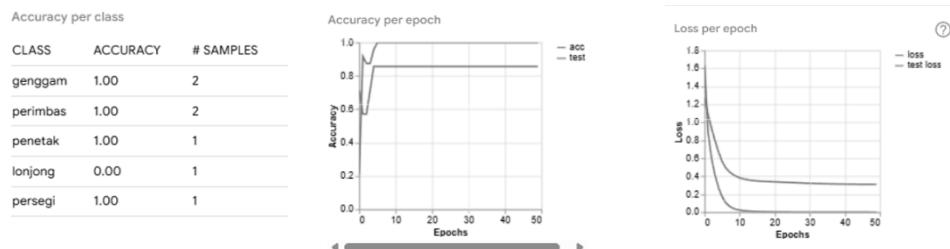
Proses klarifikasi alat batu pasa prasejarah menggunakan teachable machine :

Pemanfaatan Teachable Machine Untuk Mengidentifikasi Alat Batu Masa Prasejarah Menggunakan Metode CNN



Gambar 3. Proses klarifikasi

Dari hasil pembahasan diatas dapat diketahui bahwa hasil klarifikasi alat batu masa prasejarah menggunakan teachable machine dapat diketahui :



Pemanfaatan Teachable Machine Untuk Mengidentifikasi Alat Batu Masa Prasejarah Menggunakan Metode CNN

Export your model to use it in projects.

Tensorflow.js ⓘ Tensorflow ⓘ Tensorflow Lite ⓘ

Your sharable link:

[https://teachablemachine.withgoogle.com/models/\[...\]](https://teachablemachine.withgoogle.com/models/[...])

When you upload your model, Teachable Machine hosts it at this link. (FAQ: [Who can use my model?](#))

Code snippets to use your model:

Javascript p5.js Contribute on Github ⓘ

Learn more about how to use the code snippet on [github](#).

[Copy ⓘ](#)

```
<div>Teachable Machine Image Model</div>
<button type="button" onclick="init()">Start</button>
<div id="webcam-container"></div>
<div id="label-container"></div>
<script src="https://cdn.jsdelivr.net/npm@tensorflow/tfjs@latest/dist/tf.min.js"></script>
<script src="https://cdn.jsdelivr.net/npm@teachablemachine/image@latest/dist/teachablemachine-image.min.js"></script>
<script type="text/javascript">
  // More API functions here:
  // https://github.com/googlecreativelab/teachablemachine-community/tree/master/libraries/image

  // the link to your model provided by Teachable Machine export panel
  const URL = "./my_model/";

  let model, webcam, labelContainer, maxPredictions;

  // Load the image model and setup the webcam
  async function init() {
    const modelURL = URL + "model.json";
    const metadataURL = URL + "metadata.json";
  }

```

Untuk mengetahui confusion matrix dalam penelitian ini dapat dijelaskan memalui tabel dibawah ini :

		Positive (1)	Negative (0)
Positive (1)	TP	FP	
	FN	TN	

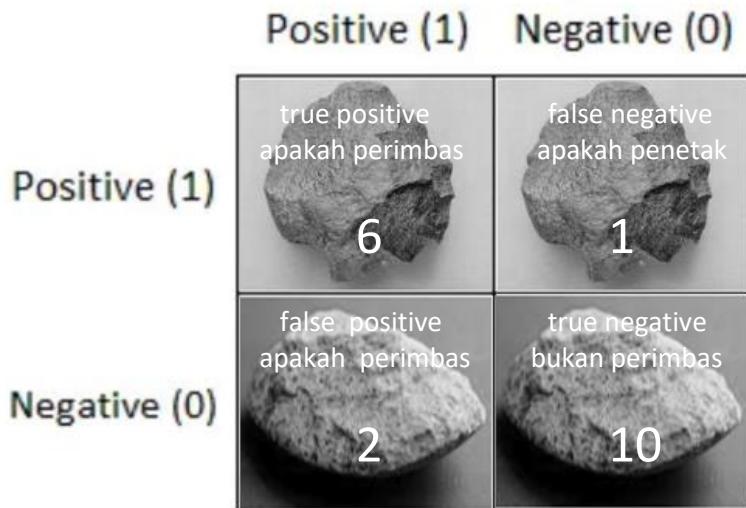
Keterangan :

TP : true positive

TN : true negative

FP : False positive

FN : False negative



Keterangan :

1. *True Positive (TP)* = 6: Artinya, ada 6 kali model berhasil menebak dengan benar bahwa foto tersebut adalah alat perimbas, dan benar foto tersebut menampilkan alat perimbas.
2. *True Negative (TN)* = 10: Artinya, ada 10 kali model berhasil menebak dengan benar bahwa foto tersebut bukan alat perimbas. dan benar foto tersebut menampilkan alat penetak.
3. *False Positive (FP)* = 2: Artinya, ada 2 kali model salah menebak bahwa foto tersebut adalah alat perimbas, padahal foto tersebut menampilkan alat penetak.
4. *False Negative (FN)* = 1: Artinya, ada 1 kali model salah menebak bahwa foto tersebut bukan alat perimbas, padahal kenyataannya foto tersebut menampilkan alat perimbas.

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

Akurasi :

$$\begin{aligned} &: \underline{6 + 10} \\ &6 + 10 + 2 + 1 \\ &: \underline{16} \\ &19 \\ &: 0,84 (84 \%) \end{aligned}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

Presisi :

: 6
6 + 2
: 6
8
: 0,75 (75%)

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$
$$Recall = \frac{\text{jumlah prediksi benar (positif)}}{\text{prediksi benar (positif)} + \text{prediksi salah (negatif)}}$$

Sensisivitas / recall :

: 6
6 + 1
: 6
7
: 0,86 (86%)

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP}$$
$$Specificity = \frac{\text{jumlah prediksi benar (negatif)}}{\text{prediksi benar (negatif)} + \text{prediksi salah (positif)}}$$

Spesifikasi :

: 6
6 + 2
: 6
8
: 0,75 (75%)

$$F1 Score = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$

F1-Score :

: $2 \times \frac{0,86 \times 0,75}{0,86 + 0,75}$
: $2 \times \frac{0,645}{1,61}$
: 1,29
1,61
: 0,80

Dari pengolahan data diatas dapat diketahui bahwa :

Kelas	Akurasi Kelas	Presisi	Recall	Spesifitas	F1-Score
Kapak Genggam	0,84	0.75	0.86	0,75	0.80
Kapak Perimbas	0,94	0.93	0.91	0,75	0.92
Kapak Penetak	0,80	0.81	0.79	0,75	0.80
Kapak Lonjong	0,89	0.90	0.88	0,75	0.89
Beliung Persegi	0,91	0.92	0.90	0,75	0.91
Alat Serpih	0,84	0.85	0.83	0,75	0.84

- a. Akurasi rata-rata = 0,87
- b. Presisi (Precision) = 0,86
- c. Recall (Sensitivity) = 0,86
- d. Spesifitas = 0,75
- e. F1-Score = 0,86

Nilai dari Confusion Matrix Adalah :

$$: 0,87 + 0,86 + 0,86 + 0,75 + 0,86 = 4,20$$

$$: 4,20 : 5 = 0,84$$

Hasil pembahasan menunjukkan akurasi model pada pengujian mencapai 80% , dengan F1-Score rata-rata 86%. Confusion matrix menunjukkan bahwa model cenderung mengalami kesalahan pada kelas alat serpih karena perbedaan morfologis yang sangat halus. Kapak genggam, kapak perimbas, dan beliung persegi memiliki akurasi tertinggi (>90%) karena bentuknya yang lebih khas.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa Teachable Machine dapat dimanfaatkan secara efektif untuk mengidentifikasi alat batu masa prasejarah menggunakan metode CNN, meskipun dengan beberapa keterbatasan. Dengan akurasi rata-rata mencapai 0,84 (84%), platform ini terbukti menjadi alat yang layak digunakan sebagai bantuan otomatis dalam klasifikasi artefak arkeologis, terutama bagi peneliti atau mahasiswa yang tidak memiliki latar belakang teknis dalam machine learning. Pemanfaatan AI berbasis no-code seperti Teachable Machine membuka peluang besar bagi demokratisasi

teknologi AI di bidang arkeologi, mempercepat proses analisis artefak, dan mendukung pelestarian warisan budaya melalui digitalisasi.

5. SARAN

Perluasan dataset dengan mengumpulkan artefak dari berbagai situs arkeologis di seluruh Indonesia sangat penting agar model tidak bias wilayah dan mampu mengenali keragaman budaya serta gaya artefak nusantara. Dataset yang lebih luas akan meningkatkan akurasi dan generalisasi model di lapangan. Agar bermanfaat nyata, model perlu diintegrasikan ke dalam sistem informasi museum atau database arkeologi nasional melalui aplikasi web/mobile. Ini memungkinkan identifikasi otomatis, pelabelan cepat, dan pencarian artefak serupa — mempercepat kerja dokumentasi dan riset.

Model perlu dikembangkan untuk klasifikasi multi-dimensi — seperti periode budaya (Paleolitikum, Neolitikum, dll.) atau asal geografis. Ini akan membuka peluang analisis arkeologis yang lebih mendalam, seperti pemetaan sebaran budaya atau studi perbandingan antarwilayah.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Tarumingkeng, R. C. (2024). Pengaruh Generative Artificial Intelligence dalam pengembangan Sains dan Ilmu Pengetahuan.hlm.3
- [2] Septriani, S. (2025). Buku Ajar Arkeologi. CV. Ekadanta Press. hlm. 2
- [3] Budiasto, J., Jayawardana, H., Juansa, A., Hirzan, A. M., Agusdi, Y., Harjoseputro, Y., ... & Rianty, E. (2025). *Pengantar Ilmu Komputer: Pengenalan Dasar Komputer dan Teknologi Informasi Modern*. Henry Bennett Nelson.
- [4] Maulani, G., Hasan, F. N., Setiawan, D., Bowo, I. T., Ardhana, V. Y. P., Ramdhani, Y., ... & Safitri, R. (2025). *Machine Learning*. Mega Press Nusantara., hlm.1
- [5] Apdillah, D., & Sari, K. (2025). *Kecerdasan Buatan dalam Pendidikan: Meningkatkan Kualitas Pembelajaran dengan Teknologi*. Dira Media Kreasindo.
- [6] Septriani, S. (2025). Buku Ajar Arkeologi. CV. Ekadanta Press.hlm 2
- [7] Ilyas, I. (2024). *Sistem Informasi Sumber Daya Arkeologi Prasejarah Di Subkawasan Karst Leang Leang Dan Bulu Sipong Berbasis Web-Gis= Information System Of Prehistoric*

Archaeological Resource In Leang Leang And Bulu Sipong Karst Sub-Area Based On Web-Gis (Doctoral Dissertation, Universitas Hasanuddin). Hlm.7

[8] Muhlis, A. (2025). Deep Learning Dalam Pendidikan Dan Artificial Intellegence. Hlm. 129