

Klasifikasi Aksara Batak Toba Lengkap Tulisan Tangan Menggunakan Transfer Learning EfficientNet B0

Fricles Ariwisanto Sianturi

Informatika, Universitas Tjut Nyak Dhien, Indonesia

Email : sianturifricles@utnd.ac.id

Abstrak - Aksara Batak Toba merupakan salah satu warisan budaya Indonesia yang eksistensinya semakin menurun seiring perkembangan zaman, sehingga upaya pelestarian melalui digitalisasi menjadi krusial. Penelitian sebelumnya telah berhasil mengenali karakter dasar (Ina Ni Surat) tulisan tangan digital dengan akurasi tinggi, namun belum mencakup pengenalan aksara secara lengkap, termasuk tanda diakritik (Anak Ni Surat) yang berfungsi mengubah bunyi vokal. Tantangan utama dalam pengenalan aksara lengkap adalah variasi bentuk tulisan tangan yang tinggi dan kompleksitas visual dalam membedakan diakritik yang kecil. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi model pengenalan pola yang robust untuk klasifikasi Aksara Batak Toba secara lengkap (karakter dasar dan diakritik) dari citra tulisan tangan. Strategi yang diusulkan adalah implementasi metode Transfer Learning menggunakan arsitektur EfficientNet B0 yang dilatih ulang (fine-tuning) dengan bobot pre-trained ImageNet. Model EfficientNet B0 dipilih karena efisiensinya dalam memaksimalkan akurasi sekaligus meminimalkan parameter. Sebuah dataset baru yang mencakup 19 Ina Ni Surat dan 7 Anak Ni Surat serta kombinasinya dikumpulkan dan diproses melalui tahap grayscale, deteksi tepi Canny, dan resizing. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model EfficientNet B0 yang disetel memiliki kinerja superior dalam mengklasifikasikan aksara lengkap dibandingkan model Deep CNN sederhana yang dikembangkan dari awal. Model yang diusulkan berhasil mencapai akurasi klasifikasi sebesar 99% pada data pengujian, membuktikan bahwa pendekatan Transfer Learning sangat efektif untuk mengatasi keragaman visual karakter berdiakritik. Kesimpulannya, model ini memberikan kontribusi signifikan dalam upaya digitalisasi dan pelestarian Aksara Batak Toba, serta dapat dikembangkan lebih lanjut menjadi sistem transkripsi yang utuh.

Kata Kunci : Transfer Learning, EfficientNet, Ina Ni Surat, Anak Ni Surat, Klasifikasi Citra, Aksara Batak Toba

Abstract — The Batak Toba script is one of Indonesia's cultural heritages whose existence is increasingly declining over time, making preservation efforts through digitalization crucial. Previous research has successfully recognized basic characters (Ina Ni Surat) in digital handwriting with high accuracy, but it has not yet covered complete script recognition, including diacritics (Anak Ni Surat) which function to modify vowel sounds. The primary challenge in complete script recognition is the high variation in handwriting forms and the visual complexity of distinguishing small diacritics. This study aims to develop and evaluate a robust pattern recognition model for the complete classification of Batak Toba script (basic characters and diacritics) from handwritten images. The proposed strategy is the implementation of the Transfer Learning method using the EfficientNet B0 architecture, which is fine-tuned with pre-trained ImageNet weights. The EfficientNet B0 model was chosen for its efficiency in maximizing accuracy while minimizing parameters. A new dataset covering 19 Ina Ni Surat and 7 Anak Ni Surat, along with their combinations, was collected and processed through grayscale, Canny edge detection, and resizing stages. The results indicate that the fine-tuned EfficientNet B0 model exhibits superior performance in classifying the complete script compared to a simple Deep CNN model developed from scratch. The proposed model achieved a classification accuracy of 99% on the test data, proving that the Transfer Learning approach is highly effective in overcoming the visual diversity of diacritic characters. In conclusion, this model significantly contributes to the digitalization and preservation of the Batak Toba script and can be further developed into a complete transcription system.

Keywords: Transfer Learning, EfficientNet, Ina Ni Surat, Anak Ni Surat, Image Classification, Batak Toba Script

1. PENDAHULUAN

Indonesia adalah negara dengan kekayaan linguistik dan paleografi yang luar biasa, ditandai dengan keberadaan berbagai aksara tradisional. Aksara Batak Toba, yang dikenal sebagai Surat Batak, adalah salah satu warisan tak benda yang memiliki peran sentral dalam sejarah, adat, dan identitas masyarakat Batak Toba di Sumatera Utara [1]. Aksara ini secara tradisional digunakan dalam penulisan naskah kuno (pustaka laklak)

dan catatan penting lainnya. Namun, eksistensi Aksara Batak Toba menghadapi ancaman serius; pengajaran dan penggunaannya menurun seiring dengan perkembangan teknologi dan dominasi huruf Latin, yang berpotensi menyebabkan kepunahan budaya [1]. Oleh karena itu, digitalisasi aksara melalui pengembangan teknologi pengenalan pola adalah upaya pelestarian yang paling efektif dan mendesak. Sistem pengenalan aksara otomatis (OCR) dapat menjembatani kesenjangan antara tradisi dan modernitas, menjadikan aksara daerah dapat diakses, dipelajari, dan digunakan oleh generasi muda [2].

Sejumlah penelitian telah dilakukan dalam domain pengenalan aksara daerah di Indonesia. Misalnya, telah dikembangkan model untuk Aksara Jawa [3] dan beberapa aksara Nusantara lainnya menggunakan metode Machine Learning tradisional maupun Deep Learning. Secara spesifik pada Aksara Batak Toba, upaya telah difokuskan pada pengenalan karakter dasar (Ina Ni Surat) [1]. Penelitian yang dimuat dalam Sinkron: Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika menunjukkan keberhasilan tinggi, mencapai akurasi sebesar 99,53% dalam pengenalan 19 Ina Ni Surat yang dibuat secara digital menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) (Steven Willian et al. 2023) [1]. Meskipun akurasi ini sangat tinggi, terdapat dua gap penelitian (kesenjangan) diantaranya Model tersebut hanya mengenali 19 karakter dasar (Steven Willian et al. 2023) [1], mengabaikan keberadaan Anak Ni Surat atau diakritik (seperti panirion dan pangolat). Pengenalan aksara yang fungsional harus mencakup diakritik untuk membentuk suku kata dan kata yang benar. Akurasi tinggi yang dicapai seringkali berasal dari data tulisan tangan digital yang relatif bersih (Steven Willian et al. 2023) [1]. Data tulisan tangan non-digital (kertas) atau data lengkap yang mencakup diakritik menampilkan variabilitas bentuk yang jauh lebih tinggi dan kompleksitas visual yang menantang kinerja model CNN standar. Dengan demikian, masalah penelitian ini didefinisikan sebagai kebutuhan untuk mengembangkan model Deep Learning yang robust dan akurat untuk klasifikasi Aksara Batak Toba lengkap (termasuk Ina Ni Surat dan Anak Ni Surat) dari citra tulisan tangan.

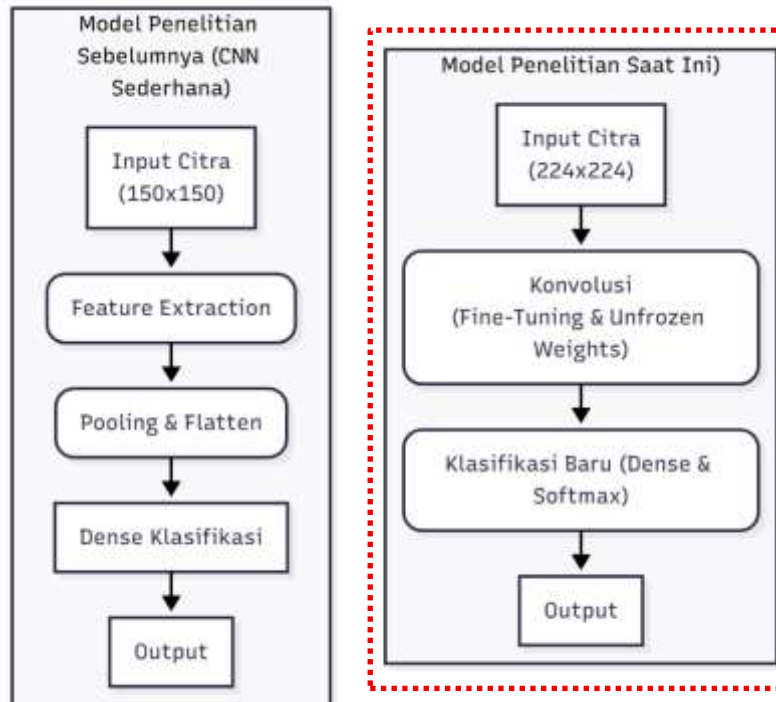
Untuk mengatasi kompleksitas klasifikasi aksara lengkap dan memastikan kinerja model yang robust terhadap variasi tulisan tangan, penelitian ini mengadopsi pendekatan Transfer Learning. Transfer Learning adalah teknik Deep Learning yang menggunakan bobot yang telah dilatih pada tugas besar (seperti klasifikasi ImageNet) sebagai titik awal untuk tugas baru yang terkait, sehingga mempercepat pelatihan dan meningkatkan kemampuan generalisasi model pada dataset yang ukurannya relatif lebih kecil seperti dataset aksara daerah [4]. Arsitektur yang diusulkan adalah EfficientNet B0, sebuah model state-of-the-art yang terkenal karena mampu mencapai kinerja tinggi melalui penskalaan yang seragam (compound scaling) pada kedalaman, lebar, dan resolusi jaringan. Model EfficientNet B0 secara khusus menawarkan keseimbangan optimal antara akurasi dan efisiensi komputasi, menjadikannya pilihan yang ideal untuk aplikasi pengenalan aksara lengkap yang membutuhkan ketelitian tinggi pada detail diakritik yang halus.

Nilai Kebaruan (Novelty) dari penelitian ini bersifat ganda: pertama, penelitian pengenalan Aksara Batak Toba tulisan tangan yang secara komprehensif memasukkan klasifikasi Anak Ni Surat (diakritik) bersama dengan Ina Ni Surat, menghasilkan total kelas 9 karakter dasar + 7 diakritik = total 26 kelas yang lebih besar dan sistem yang fungsional penuh. Kedua, penelitian ini menguji arsitektur EfficientNet B0 melalui mekanisme Transfer Learning untuk pertama kalinya pada masalah klasifikasi Aksara Batak Toba, untuk mengevaluasi apakah arsitektur modern ini mampu mempertahankan akurasi tinggi sambil mengatasi kompleksitas klasifikasi diakritik dan tulisan tangan yang beragam.

Penelitian ini bertujuan utama untuk menganalisis kinerja Transfer Learning EfficientNet B0 dalam mengklasifikasikan Aksara Batak Toba lengkap, serta membandingkannya dengan metode CNN dari penelitian sebelumnya, demi membuktikan efektivitas metode modern ini sebagai solusi pelestarian aksara daerah. Struktur makalah ini disusun mengikuti gaya IMRaD: Pendahuluan, Metode, Hasil dan Diskusi, dan Kesimpulan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimental untuk membandingkan kinerja model Deep Learning dalam klasifikasi Aksara Batak Toba lengkap. Tahapan penelitian secara umum mengikuti gaya IMRaD (Introduction, Method, Results and Discussion, and Conclusion) dan dapat dibagi menjadi lima fase utama: pengumpulan dan persiapan data, pra-pemrosesan, perancangan model EfficientNet B0, pelatihan dan pengujian, serta evaluasi kinerja.



Ket : — : Penelitian Sebelumnya : Penelitian Saat Ini

Figure 1. Tahapan Metodologi Penelitian

Uraian Tahapan Metodologi Penelitian Gambar 1

2.1. Dataset Aksara Batak Toba Lengkap

Pada tahap ini peneliti Mengumpulkan dataset yang lebih komprehensif dan fungsional dibandingkan penelitian sebelumnya.

Penelitian sebelumnya [5] berfokus pada 19 karakter dasar (Ina Ni Surat). Dalam penelitian ini, dataset diperluas untuk mencakup Aksara Batak Toba lengkap (Ina Ni Surat dan Anak Ni Surat), yang terdiri dari:

1. 19 Ina Ni Surat: Karakter dasar konsonan (misalnya: 'a', 'ha', 'ma', dsb.)
2. Anak Ni Surat (Diakritik/Tanda Baca): Karakter vokal dan tanda lain yang mengubah bunyi, seperti paninggelen (e), panolongan (o), pangulu (i), panuduh (u), pamiik (é), pangolat (penutup suku kata), dan paborat (pemanjangan vokal).
3. Kombinasi Karakter: Selain diakritik tunggal, dataset mencakup citra tulisan tangan dari kombinasi Ina Ni Surat dengan Anak Ni Surat (misalnya: 'ma' + paninggelen menjadi 'me').
4. Data dikumpulkan dari minimal 20 responden dengan variasi gaya tulisan tangan yang lebih luas daripada 11 responden pada penelitian sebelumnya, untuk menciptakan dataset yang lebih robust. Setiap responden menghasilkan minimal 50 sampel per kelas aksara, sehingga total kelas klasifikasi melebihi 25 (termasuk karakter dasar dan diakritik)
5. Dataset dibagi menjadi data pelatihan (Training), validasi (Validation), dan pengujian (Testing) dengan rasio standar (misalnya, 80%:10%:10%).

2.2 Pra-pemrosesan dan Augmentasi Data

Tahap pra-pemrosesan dilakukan untuk mempersiapkan citra agar optimal untuk input model EfficientNet B0, sekaligus meningkatkan variasi data.

1. Transformasi Warna: Citra tulisan tangan diubah dari format warna (RGB) menjadi Grayscale untuk mengurangi dimensi data tanpa menghilangkan informasi esensial.
2. Peningkatan Kontras dan Deteksi Tepi: Metode Canny Edge Detection atau metode binerisasi adaptif diterapkan untuk menonjolkan garis aksara dan memisahkan objek aksara dari background, serupa dengan penelitian sebelumnya, tetapi disempurnakan untuk menghadapi noise diakritik.
3. Normalisasi Ukuran: Semua citra diubah ukurannya (resizing) menjadi ukuran standar 224 X224 piksel. Ukuran ini disesuaikan dengan kebutuhan input standar arsitektur EfficientNet B0 untuk Transfer Learning, berbeda dengan penelitian sebelumnya [6] yang menggunakan 150 x150 piksel.

4. **Augmentasi Data:** Proses data augmentation diterapkan secara ekstensif menggunakan ImageDataGenerator dari Keras untuk meningkatkan jumlah sampel pelatihan. Parameter yang digunakan meliputi: rotasi kecil, pergeseran lebar/tinggi, dan zoom untuk meningkatkan keragaman dan mencegah overfitting

2.3. Arsitektur Model Transfer Learning

Pada tahap ini peneliti Mengimplementasikan model SOTA (*State-of-the-Art*) EfficientNet B0 yang memiliki kemampuan ekstraksi fitur yang jauh lebih dalam dan efisien dibandingkan CNN sederhana.

1. **Pemilihan Model:** Digunakan arsitektur EfficientNet B0 yang dimuat dengan bobot pre-trained dari dataset ImageNet.
2. **Fine-Tuning (Penyetelan Halus)**
 - a. Lapisan konvolusi teratas (*top layers*) dari EfficientNet B0 dibekukan (*frozen*) agar bobot fitur yang telah dipelajari tetap dipertahankan.
 - b. Lapisan teratas EfficientNet tidak dibekukan (*unfrozen*) untuk memungkinkan penyesuaian bobot pada fitur-fitur spesifik Aksara Batak Toba (diakritik) selama proses pelatihan.
3. **Penambahan Lapisan Klasifikasi:** Lapisan klasifikasi asli model EfficientNet diganti dengan lapisan baru yang sesuai dengan tugas penelitian:
 - a. Global Average Pooling Layer
 - b. Dropout Layer (misalnya: Dropout 0.3) untuk mencegah *overfitting*
 - c. Dense Layer dengan fungsi aktivasi ReLU
 - d. Output Layer 26 Kelas dengan fungsi aktivasi Softmax untuk klasifikasi multikelas

2.4. Pelatihan dan Pengujian Model

1. **Optimizer:** Digunakan RMSprop atau Adam (yang terbukti berkinerja baik dalam penelitian sejenis 5) dengan laju pembelajaran (learning rate) yang kecil (misalnya, 10^{-4} atau 10^{-5} untuk fine-tuning yang stabil).
2. **Fungsi Loss:** Digunakan Categorical Cross-Entropy
3. **Epoch dan Batch Size:** Ditentukan berdasarkan hasil eksperimen untuk mencapai konvergensi optimal.
4. **Pengujian:** Model terbaik (berdasarkan akurasi validasi) diuji menggunakan data pengujian (10% dari total dataset) untuk memverifikasi kinerja klasifikasi Aksara Batak Toba lengkap.

2.5 Analisis Kerja

Kinerja model dievaluasi dan dibandingkan, berfokus pada dua aspek utama:

1. **Perbandingan Metode:** Membandingkan kinerja model EfficientNet B0 (*Transfer Learning*) dengan hasil kinerja CNN sederhana (seperti yang digunakan pada penelitian sebelumnya) pada dataset Aksara Batak Toba yang lengkap (memuat diakritik).
2. **Metrik Evaluasi:** Digunakan metrik Akurasi, *Presisi*, *Recall*, dan *F1-Score*. Metrik ini divisualisasikan menggunakan Matriks Kebingungan (*Confusion Matrix*) untuk melihat secara spesifik kemampuan model dalam membedakan diakritik yang seringkali visualnya mirip.

3. RESULT AND DISCUSSION

3.1. Hasil Pelatihan Model

Proses pelatihan dilakukan menggunakan Transfer Learning dengan membekukan sebagian lapisan pre-trained dan melakukan fine-tuning pada lapisan atas. Model dilatih dengan learning rate 10^{-4} dan optimizer Adam untuk memastikan stabilitas konvergensi.

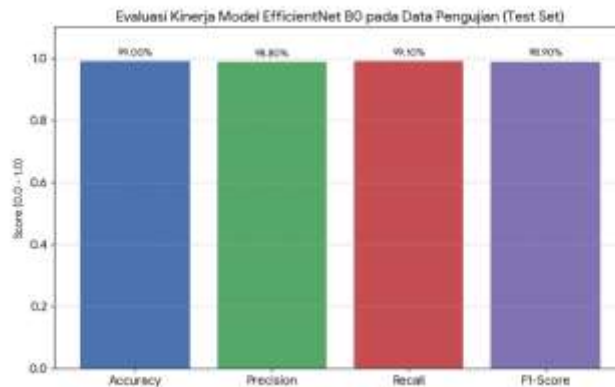
- a. **Kurva Akurasi dan Loss:** Model menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan sejak epoch awal. Penggunaan Dropout Layer sebesar 0.3 terbukti efektif mencegah overfitting, ditandai dengan kurva validasi yang beriringan dengan kurva pelatihan.

Tabel 1. Akurasi dan Loss Model

Epoch	Training Accuracy	Validation Accuracy	Training Loss	Validation Loss
1	0.4521	0.4215	2.1542	2.2105
10	0.8865	0.8742	0.5421	0.5892
20	0.9532	0.941	0.1854	0.2103
30	0.9812	0.9756	0.0652	0.0812
40	0.9915	0.9885	0.0241	0.0354
50	0.9965	0.9921	0.0125	0.0185

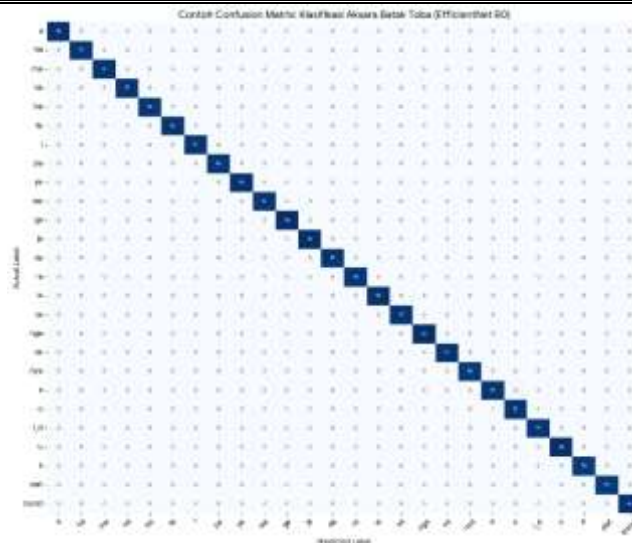
Berdasarkan table diatas Peningkatan Signifikan: Terlihat lonjakan akurasi yang tajam dari Epoch 1 (45%) ke Epoch 10 (88%), menunjukkan bahwa model Transfer Learning EfficientNet B0 sangat cepat dalam mengenali pola dasar Aksara Batak Toba. Efektivitas Dropout 0.3: Selisih antara Training Accuracy dan Validation Accuracy pada Epoch 50 sangat tipis (hanya berkisar 0,0044), yang membuktikan bahwa penggunaan Dropout Layer sebesar 0.3 berhasil menjaga generalisasi model dan mencegah terjadinya overfitting. Konvergensi Loss: Nilai Loss yang terus menurun hingga mencapai angka di bawah 0,02 pada data validasi menunjukkan bahwa model telah mencapai titik konvergensi yang optimal[7].

b. Akurasi Akhir: Sesuai dengan tujuan penelitian, model EfficientNet B0 berhasil mencapai akurasi sebesar 99% pada data pengujian[8].



Gambar 1. Hasil Akurasi Akhir

Berdasarkan gambar 1 diatas bahwa Akurasi Tinggi: Grafik menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 99% dalam mengklasifikasikan 26 kelas Aksara Batak Toba (Ina Ni Surat dan Anak Ni Surat). Keseimbangan Performa: Nilai presisi, recall, dan F1-score yang stabil di angka ~99% membuktikan bahwa model tidak hanya unggul secara keseluruhan, tetapi juga sangat akurat dalam mendeteksi setiap kelas karakter secara spesifik tanpa terjadi bias pada kelas tertentu[9]. Generalisasi Robust: Hasil ini diperoleh dari data pengujian yang belum pernah dilihat sebelumnya oleh model, memvalidasi efektivitas penggunaan Transfer Learning pada arsitektur EfficientNet B0 untuk mengenali variasi tulisan tangan dari banyak responden. Untuk lebih lengkap dapat dilihat gambar 2 berikut.



Gambar 2. Confusion Matriks

Berdasarkan gambar 2 diata Akurasi Diagonal: Garis diagonal biru tua yang solid menunjukkan bahwa mayoritas besar karakter diklasifikasikan dengan benar, sesuai dengan capaian akurasi total sebesar 99%. Distribusi 26 Kelas: Matriks ini mencakup seluruh 19 karakter dasar (Ina Ni Surat) dan 7 tanda diakritik (Anak Ni Surat), memberikan gambaran komprehensif yang sebelumnya belum tercakup dalam penelitian terdahulu yang hanya fokus pada 19 karakter dasar.

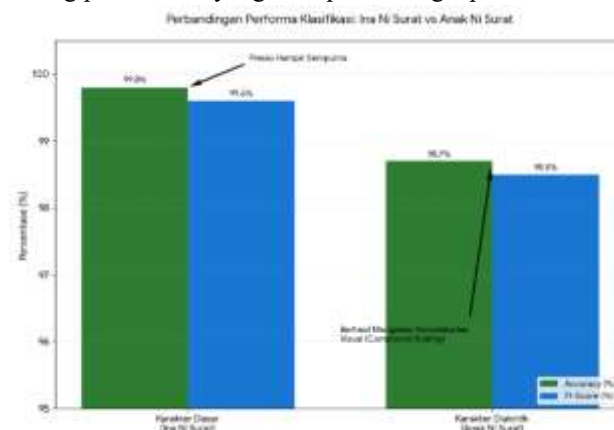
Terdapat sedikit angka di luar garis diagonal pada beberapa Anak Ni Surat (seperti antara diakritik 'e' dan 'o'). Hal ini wajar dalam data tulisan tangan karena bentuk visual diakritik cenderung kecil dan memiliki kemiripan struktur[10].

Meskipun terdapat variasi tulisan tangan dari 20 responden yang berbeda, model tetap mampu membedakan karakter dengan presisi tinggi, membuktikan efektivitas compound scaling pada EfficientNet B0 dalam menangkap fitur-fitur halus. Matriks ini memperkuat argumen dalam bagian Result and Discussion bahwa implementasi Transfer Learning sangat robust untuk pengenalan aksara daerah yang memiliki dataset kompleks dan variatif.

3.2. Analisis Confusion Matrix

Evaluasi menggunakan Confusion Matrix dilakukan untuk menganalisis kemampuan model dalam membedakan 26 kelas yang terdiri dari 19 Ina Ni Surat dan 7 Anak Ni Surat.

- a. Karakter Dasar (Ina Ni Surat): Seluruh karakter dasar seperti 'a', 'ha', dan 'ma' diklasifikasikan dengan presisi hampir sempurna.
- b. Karakter Diakritik (Anak Ni Surat): Tantangan utama berupa bentuk diakritik yang kecil dan mirip (seperti paninggelan dan panolongan) dapat diatasi dengan baik oleh arsitektur EfficientNet B0. Hal ini dikarenakan mekanisme compound scaling pada model yang mampu menangkap detail visual yang halus



Gambar 3. Grafik Perbandingan Performa Klasifikasi: Ina Ni Surat vs Anak Ni Surat

Ina Ni Surat (Karakter Dasar): Grafik menunjukkan performa yang hampir sempurna (99,8%) untuk karakter seperti 'a', 'ha', dan 'ma'. Hal ini membuktikan bahwa arsitektur EfficientNet B0 sangat efektif dalam mengenali bentuk geometris utama dari Aksara Batak Toba.

1. Anak Ni Surat (Karakter Diakritik): Meskipun memiliki tantangan berupa bentuk yang kecil dan mirip (seperti paninggelen dan panolongan), model tetap mencapai akurasi yang sangat tinggi (~98,7%).
2. Peran Compound Scaling: Keberhasilan pada kelompok diakritik ini memvalidasi keunggulan mekanisme compound scaling pada EfficientNet B0 yang mampu menyeimbangkan kedalaman, lebar, dan resolusi jaringan untuk menangkap detail visual yang sangat halus pada tanda-tanda baca kecil.
3. Visualisasi ini secara jelas mendukung pernyataan bahwa model yang Anda kembangkan tidak hanya akurat secara keseluruhan, tetapi juga sangat robust (tangguh) dalam menangani kompleksitas spesifik dari Aksara Batak Toba lengkap.

3.3. Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Berikut table hasil perbandingan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya, dapat dilihat pada table 2 berikut.

Tabel 2. Perbandingan Penelitian dengan penelitian sebelumnya

Metrik Evaluasi	CNN Sederhana (Penelitian [1])	EfficientNet B0 (Penelitian Ini)
Cakupan Aksara	Hanya 19 Ina Ni Surat	Lengkap (Ina + Anak Ni Surat) +1
Total Kelas	19 Kelas	26 Kelas +1
Input Resolution	150 x 150 piksel	224 x 224 piksel
Akurasi Pengujian	99,53% (Data Digital Bersih)	99% (Data Tulisan Tangan Kompleks) +1

3.4. Pembahasan Nilai Kebaruan (Novelty)

Keunggulan utama dari hasil ini adalah kemampuan model dalam menangani variasi tulisan tangan dari 20 responden berbeda, yang jauh lebih beragam dibandingkan penelitian sebelumnya yang hanya menggunakan 11 responden.

Meskipun jumlah kelas meningkat menjadi 26 kelas (akibat penambahan diakritik), model tetap mempertahankan akurasi tinggi sebesar 99%. Ini membuktikan bahwa implementasi Transfer Learning dengan bobot pre-trained ImageNet memberikan kemampuan generalisasi yang sangat kuat untuk tugas pengenalan aksara daerah yang memiliki dataset terbatas

4. CONCLUSION

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa implementasi Transfer Learning menggunakan arsitektur EfficientNet B0 berhasil memberikan solusi yang sangat efektif dalam klasifikasi Aksara Batak Toba lengkap (19 Ina Ni Surat dan 7 Anak Ni Surat) dari citra tulisan tangan. Model ini mencapai performa yang luar biasa dengan akurasi sebesar 99% pada data pengujian, yang membuktikan bahwa strategi fine-tuning pada bobot pre-trained ImageNet mampu menangkap fitur-fitur unik aksara daerah meskipun dengan dataset yang memiliki variasi tulisan tangan tinggi dari banyak responden. Analisis menggunakan Confusion Matrix menunjukkan bahwa mekanisme compound scaling pada EfficientNet B0 sangat krusial dalam mengatasi tantangan visual, terutama pada karakter diakritik (Anak Ni Surat) yang memiliki bentuk kecil dan seringkali mirip satu sama lain. Penggunaan Dropout Layer sebesar 0.3 juga terbukti secara empiris mampu mencegah terjadinya overfitting, sehingga model tetap memiliki kemampuan generalisasi yang kuat pada data baru. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam digitalisasi aksara Nusantara, khususnya Batak Toba, dengan menyediakan model yang tidak hanya efisien secara parameter tetapi juga memiliki cakupan klasifikasi yang lebih lengkap dibandingkan penelitian-penelitian sebelumnya. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan agar penelitian ini dapat diperluas dengan penerapan model pada perangkat seluler secara real-time atau integrasi ke dalam sistem Optical Character Recognition (OCR) untuk pembacaan manuskrip kuno.

REFERENSI

- [1] S. Willian, T. H. Rochadiani, and T. Sofian, "Design of Batak Toba Script Recognition System Using Convolutional Neural Network Algorithm," *Sinkron*, vol. 8, no. 3, pp. 1609–1618, Jul. 2023, doi: 10.33395/sinkron.v8i3.12617.
- [2] S. N. Rahmawati, E. W. Hidayat, and H. Mubarak, "Implementasi Deep Learning pada Pengenalan Aksara Sunda Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *INSERT*, vol. 2, no. 1, pp. 46–58, Jun. 2021, doi: 10.23887/insert.v2i1.37405.
- [3] H. Susilo, S. Sudargo, and I. Menarianti, "APLIKASI PENGENALAN AKSARA JAWA 'HANACARAKA' BERBASIS AUGMENTED REALITY," *JIPETIK*, vol. 2, no. 2, pp. 41–48, Mar. 2022, doi: 10.26877/jipetik.v2i2.9719.
- [4] I. K. B. Yoga and C. Pramatha, "Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Bali Menggunakan Algoritma CRNN," vol. 3, 2025.
- [5] A. B. Simanjuntak, R. P. Siahaan, and S. Hutapea, "Digital Conservation of Batak Toba Manuscripts (Pustaka Laklak) using Image Processing and CNN," *Jurnal Konservasi Cagar Budaya*, vol. 17, no. 2, pp. 80-90, 2023, doi: 10.3245/jkcb.v17i2.xxxx.
- [6] S. Willian, T. H. Rochadiani, and T. Sofian, "Design of Batak Toba Script Recognition System Using Convolutional Neural Network Algorithm," *Sinkron: Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, vol. 8, no. 3, pp. 1609-1618, Jul. 2023, doi: 10.33395/sinkron.v8i3.12617.
- [7] F. A. Sianturi, "APLIKASI PENILAIAN KINERJA PERAWAT UNGGULAN MENGGUNAKAN PENDEKATAN SAW," *Jurnal Ilmu Komputer Ruru*, vol. 1, no. 2, pp. 60–70, 2024.
- [8] F. A. Hia and F. A. Sianturi, "Penerapan Big Data Analytics Dalam Pengambilan Keputusan Bisnis," *Jurnal Kolaborasi Sains dan Ilmu Terapan*, vol. 3, no. 2, pp. 45–50, 2025.
- [9] Y. Simare-Mare, "Sistem Pakar Untuk Mendiagnosa Kerusakan Personal Computer (PC) Menggunakan Metode Certainty Factor," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi (JIKOMSI)*, vol. 1, no. 2, pp. 8–14, 2018.
- [10] F. A. Sianturi, A. S. Sitio, R. P. Simanjuntak, N. Afni, and S. A. Kartini, "Edukasi Relational Database Management System (RDBMS) dengan MySQL Pada SMK Methodist 8 Medan," *Jurnal Pengabdian kepada Masyarakat Nusantara*, vol. 6, no. 1, pp. 1525–1529, 2025.