

Segmentasi Citra Formulir Menggunakan *Bounding box* untuk Pengambilan Objek Gambar

Alhafiz^{*1}, Susan Dian Purnamasari², Yesi Novaria Kunang³, Ilman Zuhri Yadi⁴, Irman Effendy⁵

^{1,2,3,4,5}Program Studi Sistem Informasi, Universitas Bina Darma, Indonesia

Email: ¹al.hafizulquranul007@gmail.com, ²susandian@binadarma.ac.id,
³yesinovariakunang@binadarma.ac.id, ⁴ilmanzuhriyadi@binadarma.ac.id,
⁵irman.effendy@binadarma.ac.id

Abstrak

Penelitian ini bertujuan mengembangkan metode segmentasi citra berbasis bounding box dan teknik cropping untuk mengisolasi karakter aksara OKU Timur sebagai upaya pelestarian budaya lokal. Data dikumpulkan melalui kuesioner yang melibatkan 102 responden, masing-masing menulis karakter aksara pada lembar khusus. Eksperimen dilakukan pada lima sampel gambar yang berisi karakter serupa, namun ditulis oleh individu berbeda, guna menguji konsistensi dan ketahanan metode terhadap variasi tulisan tangan. Proses segmentasi dievaluasi menggunakan metrik kuantitatif, yaitu *precision*, *recall*, *F1-score* dan akurasi, dengan hasil rata-rata *precision* 71,76%, *recall* 78,33%, *F1-score* 74,9%, dan akurasi 78,33%. Hasil terbaik mencapai akurasi 100%, sedangkan hasil terendah 33,33%, menunjukkan adanya variasi tingkat keberhasilan segmentasi. Temuan ini menegaskan bahwa pendekatan yang diusulkan cukup efektif dalam mengidentifikasi karakter aksara meskipun terdapat perbedaan gaya penulisan. Kontribusi utama penelitian ini adalah menyediakan solusi digitalisasi aksara tradisional berbasis pengolahan citra, yang dapat mendukung upaya pelestarian dan pengembangan teknologi pengenalan karakter untuk aksara daerah.

Kata kunci: aksara OKU timur, bounding box, cropping, pengenalan karakter, segmentasi citra, warisan budaya.

Segmentation of Form Images Using the Bounding Box Method for Image Object Extraction

Abstract

This study aims to develop an image segmentation method based on bounding box and cropping techniques to isolate characters of the OKU Timur script as an effort to preserve local cultural heritage. Data were collected through questionnaires involving 102 respondents, each of whom wrote characters of the script on a specially designed sheet. Experiments were conducted on five sample images containing similar characters written by different individuals to test the method's consistency and robustness against handwriting variations. The segmentation process was evaluated using quantitative metrics, namely precision, recall, F1-score, and accuracy, with average results of 71.76% precision, 78.33% recall, 74.9% F1-score, and 78.33% accuracy. The highest accuracy achieved was 100%, while the lowest was 33.33%, indicating variability in segmentation performance. These findings confirm that the proposed approach is reasonably effective in identifying script characters despite differences in writing styles. The main contribution of this study is providing a character recognition solution for traditional scripts through image processing, supporting efforts in both preservation and the development of character recognition technology for regional scripts.

Keywords: bounding box, character recognition, cropping, cultural heritage, image segmentation, OKU timur script.

1. PENDAHULUAN

Hilangnya aksara tradisional di Indonesia merupakan ancaman serius terhadap keberlanjutan identitas budaya lokal. Aksara daerah, termasuk aksara OKU Timur, semakin terpinggirkan akibat modernisasi, globalisasi, dan dominasi aksara Latin dalam kehidupan sehari-hari. Penurunan penggunaan aksara lokal tidak hanya mengurangi keragaman budaya nasional, tetapi juga berpotensi melemahkan identitas masyarakat setempat [1], [2]. Pemerintah

Indonesia telah menegaskan pentingnya pelestarian naskah dan sistem penulisan tradisional sebagai bagian vital warisan budaya yang harus dijaga dan dikembangkan [3].

Selama ini, upaya pelestarian budaya lebih banyak berfokus pada aspek-aspek seperti tradisi lisan, kuliner, dan kesenian, sementara digitalisasi aksara tradisional masih sangat terbatas [4]. Padahal, inovasi teknologi dalam bentuk digitalisasi sangat diperlukan untuk mendukung pelestarian aksara dan manuskrip daerah. Digitalisasi aksara menjadi strategi penting dalam proses dokumentasi, pengarsipan, dan pengenalan kembali sistem tulisan tradisional kepada generasi muda melalui pendekatan yang relevan dengan perkembangan teknologi [5].

Dalam bidang teknologi informasi, segmentasi citra telah banyak digunakan untuk pengenalan karakter dan digitalisasi dokumen. Namun, kajian yang secara khusus meneliti segmentasi citra untuk aksara tradisional Indonesia, khususnya aksara OKU Timur, masih sangat terbatas. Studi-studi terdahulu umumnya berfokus pada aksara Latin atau aksara daerah yang lebih populer seperti Jawa dan Bali. Selain itu, sebagian besar penelitian belum mengintegrasikan evaluasi kuantitatif secara menyeluruh, seperti penggunaan metrik *precision*, *recall*, *F1-score* dan akurasi, dalam mengukur keberhasilan segmentasi karakter [6].

Dari kesenjangan tersebut dengan menyoroti formulir kuesioner sebagai objek utama citra yang digunakan. Formulir ini dirancang secara sistematis dalam bentuk tabel dan diisi oleh 102 responden dengan menuliskan karakter aksara OKU Timur menggunakan tangan. Dokumen hasil kuesioner ini menyimpan tantangan tersendiri, karena karakter tulisan tangan memiliki variasi yang sangat tinggi, tidak seragam, dan sering kali mengalami tumpang tindih antarhuruf. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan segmentasi yang mampu bekerja secara adaptif dan efisien untuk mengisolasi setiap karakter secara individual.

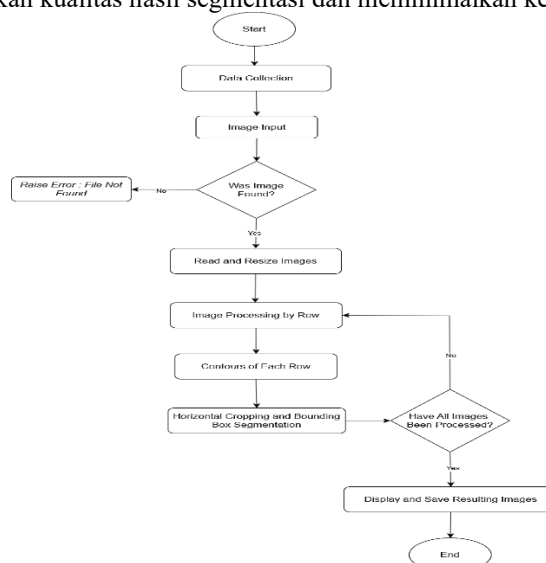
Metode bounding box dipilih sebagai pendekatan teknis utama karena kemampuannya dalam membatasi area spesifik objek pada citra berdasarkan koordinat piksel. Metode ini umum digunakan dalam sistem deteksi objek pada computer vision dan terbukti efektif dalam mendeteksi elemen visual pada gambar yang kompleks [7]. Dalam konteks penelitian ini, bounding box digunakan untuk memisahkan setiap karakter dari formulir kuesioner yang telah diisi, memungkinkan proses analisis dan pengolahan aksara dilakukan secara otomatis [8].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi metode segmentasi citra berbasis bounding box guna memisahkan karakter aksara OKU Timur dari dokumen hasil kuesioner. Evaluasi dilakukan pada lima sampel gambar yang memuat karakter serupa namun ditulis oleh individu berbeda, guna menguji konsistensi dan ketahanan metode terhadap variasi tulisan tangan. Keberhasilan metode diukur menggunakan metrik *precision*, *recall*, *F1-score*, dan akurasi, sebagai tolok ukur kuantitatif [9].

Kontribusi utama dari penelitian ini adalah penyediaan solusi digitalisasi aksara tradisional berbasis pengolahan citra yang adaptif terhadap bentuk tulisan tangan. Selain mendukung pelestarian budaya lokal, hasil dari studi ini juga diharapkan menjadi dasar bagi pengembangan sistem pengenalan karakter (OCR) untuk aksara daerah, sehingga dapat memperkuat pemanfaatan teknologi dalam mendukung warisan budaya Indonesia [10].

2. METODE PENELITIAN

Proses segmentasi citra pada aksara tradisional terdiri dari beberapa tahapan utama yang saling berkaitan dan bertujuan untuk memperoleh karakter individu dari sebuah dokumen atau kuesioner. Setiap tahapan memiliki peran penting dalam memastikan kualitas hasil segmentasi dan meminimalkan kesalahan pengenalan karakter.



Gambar 1. Alur Segmentasi Formulir

2.1. Jenis dan Sumber Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen terapan untuk mengembangkan dan mengevaluasi efektivitas metode segmentasi berbasis *bounding box* terhadap karakter aksara OKU Timur yang diperoleh dari kuesioner responden. Data primer diperoleh dari 102 responden, di mana setiap responden menuliskan karakter aksara OKU Timur pada lembar khusus, dimana 1 responden dapat menulis karakter aksara sedikitnya 12 lembar formulir kuesioner [11]. Seluruh lembar kuesioner dipindai menggunakan scanner beresolusi tinggi untuk memastikan kualitas citra digital yang optimal sebagai input pada tahap pemrosesan citra. Citra hasil pemindaian disimpan dalam format JPG atau JPEG dengan kompresi minimal untuk menghindari artefak yang dapat mengganggu proses segmentasi.

Nama :
No :

က	ကံ	ကု	ကေ	ကေ	ကူ	ကါ	ကံ	ကံ	ကံ	ကံ	ကံ
Ka	Ki	Ku	Ke	Ko	Kau	Kai	Kang	Kan	Kar	Kah	K
Ka	Ki	Ku	Ke	Ko	Kau	Kai	Kang	Kan	Kar	Kah	K

ဂ	ဂံ	ဂု	ဂေ	ဂေ	ဂူ	ဂါ	ဂံ	ဂံ	ဂံ	ဂံ	ဂံ
Ga	Gi	Gu	Ge	Go	Gau	Gai	Gang	Gan	Gar	Gah	G
Ga	Gi	Gu	Ge	Go	Gau	Gai	Gang	Gan	Gar	Gah	G

Gambar 2. Kuesioner sebelum ditulis oleh responden

Nama : Puuri Dea Rahmadhani / kelas : S14D
No : 90

က	ကံ	ကု	ကေ	ကေ	ကူ	ကါ	ကံ	ကံ	ကံ	ကံ	ကံ
Ka	Ki	Ku	Ke	Ko	Kau	Kai	Kang	Kan	Kar	Kah	K
Ka	Ki	Ku	Ke	Ko	Kau	Kai	Kang	Kan	Kar	Kah	K

ဂ	ဂံ	ဂု	ဂေ	ဂေ	ဂူ	ဂါ	ဂံ	ဂံ	ဂံ	ဂံ	ဂံ
Ga	Gi	Gu	Ge	Go	Gau	Gai	Gang	Gan	Gar	Gah	G
Ga	Gi	Gu	Ge	Go	Gau	Gai	Gang	Gan	Gar	Gah	G

Gambar 3. Kuesioner setelah ditulis responden

2.2. Alur Pemrosesan Citra

2.2.1. Pra-pemrosesan

Citra hasil pemindaian dikonversi ke format grayscale untuk menyederhanakan informasi warna dan mengurangi kompleksitas data. Dilakukan binarisasi menggunakan metode thresholding otomatis Otsu, yang secara adaptif menentukan nilai ambang untuk memisahkan objek karakter dari latar belakang. Metode Otsu dipilih

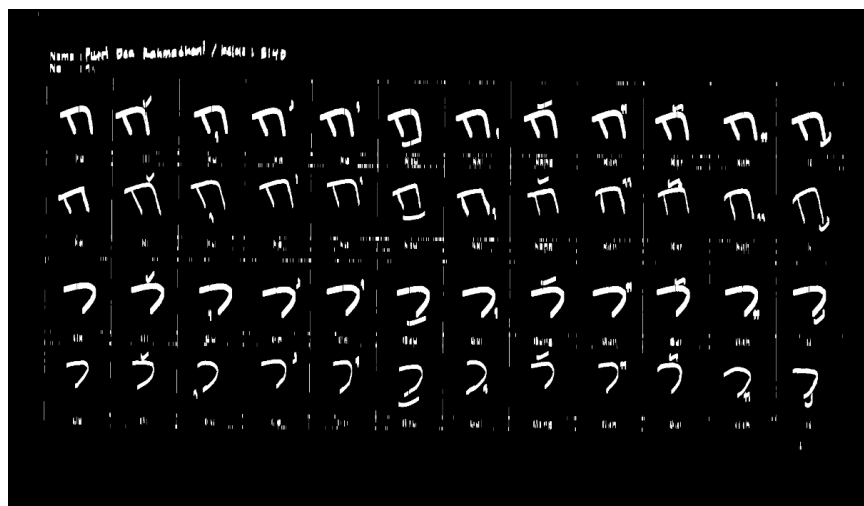
karena kemampuannya dalam menghasilkan segmentasi yang konsisten pada variasi pencahayaan dan latar belakang yang tidak homogeny [12].



Gambar 4. Proses thresholding pada citra

2.2.2. Dilasi

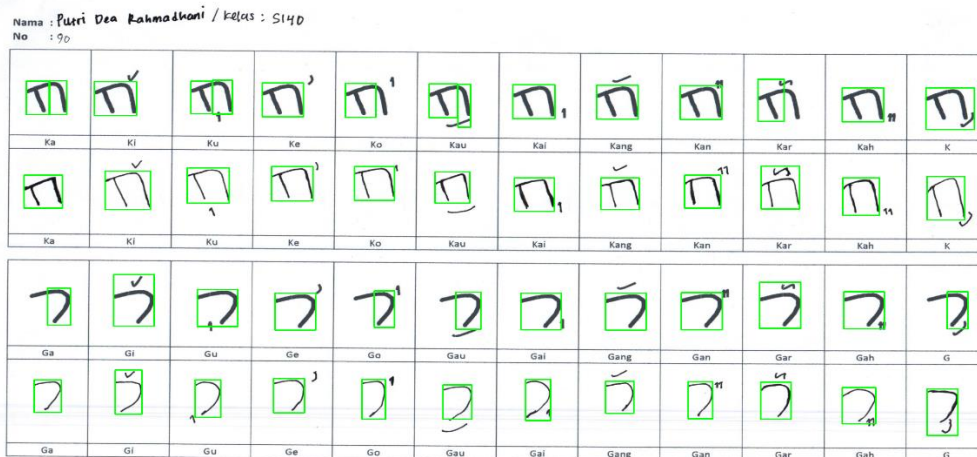
Dilasi merupakan salah satu teknik morfologi yang bertujuan untuk mengisi celah kecil, menggabungkan fragmen huruf, serta mempertegas bentuk karakter agar dapat dikenali dengan lebih baik oleh proses segmentasi selanjutnya. Pada penelitian ini, struktur kernel berbentuk persegi panjang vertikal digunakan untuk memperkuat koneksi antar bagian karakter yang mungkin terputus akibat kualitas pemindaian atau tekanan tulisan tangan yang lemah. Kernel dengan ukuran (10, 1) dipilih agar proses dilasi fokus pada pelebaran secara horizontal, menyesuaikan bentuk tulisan aksara OKU Timur. Hasil dari proses dilasi ini menjadi dasar bagi tahap deteksi kontur, karena kontur hanya dapat dikenali dengan baik jika objek memiliki batas yang tegas. Dengan kata lain, dilasi adalah langkah penting sebelum kontur dan bounding box terbentuk secara akurat [13].



Gambar 4. Proses dilasi pada citra

2.2.3. Bounding Box

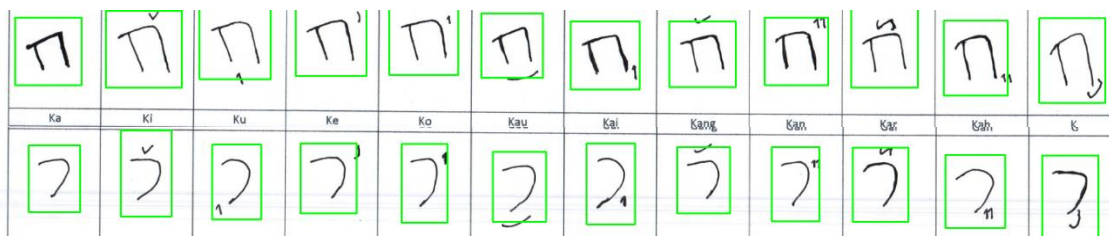
Kontur yang lolos filter dibungkus dengan bounding box, yaitu kotak pembatas yang merepresentasikan posisi dan ukuran karakter secara presisi. Secara kolektif, pendekatan ini menggarisbawahi pentingnya kotak pembatas dalam mengisolasi dan memproses karakter secara efektif dalam berbagai konteks, Bounding box ini menjadi dasar dalam proses pemotongan (cropping) karakter secara individual [14].



Gambar 5. Bounding box pada aksara

2.2.4. Cropping perbaris

Berdasarkan koordinat bounding box, citra karakter individu dipotong dari citra asli. Hasil cropping berupa kumpulan citra karakter yang telah terpisah dan siap untuk proses pengenalan karakter atau analisis lebih lanjut. *Cropping* per baris adalah bagian dari prosedur teknis pemrosesan citra awal yang menjelaskan bagaimana data diolah secara bertahap [15]. Gambar 7 ini mendukung penjelasan tahapan segmentasi lanjutan, sehingga dapat mengurangi bounding box yang bercabang, tumpang tindih dan karakter yang tak terdeteksi bounding box serta dapat lebih fokus pada tujuan utama [16].



Gambar 6. Hasil pemotongan perbaris tulisan tangan

2.2.5. Evaluasi Segmentasi

Evaluasi hasil segmentasi dilakukan dengan membandingkan hasil cropping karakter terhadap ground truth yang dianotasi secara manual. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi :

- Precision, proporsi karakter yang tersegmentasi dengan benar dari seluruh karakter yang terdeteksi [17].
- Recall, proporsi karakter yang tersegmentasi dengan benar dari seluruh karakter sebenarnya [18].
- F1-score, rata-rata harmonis antara precision dan recall, memberikan gambaran keseimbangan antara keduanya [19].
- Akurasi, persentase segmentasi karakter yang benar dari total karakter yang ada.

Pemilihan metrik ini didasarkan pada standar evaluasi dalam penelitian segmentasi citra dan pengenalan karakter untuk memberikan gambaran menyeluruh tentang performa metode pada data yang bervariasi dan kompleks. Evaluasi dilakukan pada lima sampel citra dengan karakteristik tulisan tangan berbeda untuk menilai *robustness* metode terhadap variasi input.

2.2.6. Pseudocode Sederhana

Berikut adalah pseudocode sederhana yang menggambarkan langkah-langkah utama dalam proses segmentasi citra aksara OKU Timur seperti segmentasi gambar, ekstraksi karakter dan evaluasi hasil deteksi *bounding box* :

Algoritma 1. Pseudocode segmentasi dan evaluasi bounding box pada formulir

Mulai

1. Segmentasi Gambar dan Ekstraksi Karakter
 - Untuk setiap gambar di folder "gambar":
 - Baca dan resize gambar
 - Potong baris ke-3 dan ke-5 dari gambar (asumsi 6 baris)
 - Untuk setiap baris terpilih:
 - Konversi ke grayscale
 - Lakukan thresholding (Otsu atau nilai tetap)
 - Hilangkan garis tabel menggunakan morfologi horizontal & vertikal
 - Lakukan dilasi untuk memperjelas bentuk huruf
 - Deteksi kontur dari gambar hasil dilasi
 - Untuk setiap kontur:
 - Jika area kontur cukup besar:
 - Hitung dan simpan bounding box
 - Lakukan cropping karakter berdasarkan bounding box
 - Tambahkan padding dan simpan hasilnya
 - Gambar bounding box pada gambar asli dan simpan
 - 2. Ekstraksi Ground Truth
 - Untuk setiap gambar hasil bounding box:
 - Deteksi kotak hijau sebagai anotasi ground truth
 - Simpan koordinat kotak ke file teks
 - Simpan visualisasi ground truth
 - 3. Deteksi Bounding Box Otomatis
 - Untuk setiap gambar:
 - Threshold gambar untuk mendeteksi objek karakter
 - Deteksi kontur dan simpan bounding box hasil deteksi ke file teks
 - 4. Evaluasi Hasil Deteksi
 - Untuk setiap gambar:
 - Baca file ground truth dan file deteksi
 - Hitung IoU (Intersection over Union) untuk mencocokkan bounding box
 - Tentukan TP, FP, FN berdasarkan ambang IoU
 - Hitung precision, recall, F1-score, dan akurasi
 - Simpan hasil evaluasi ke CSV dan tampilkan dalam tabel
 - 5. Ringkasan Evaluasi
 - Hitung rata-rata precision, recall, F1-score, dan akurasi
 - Tampilkan hasil terbaik dan terburuk
 - Tampilkan total TP, FP, FN

Selesai

2.3. Perangkat yang Digunakan

Penelitian ini menggunakan perangkat keras berupa laptop dengan prosesor minimal Intel i3. Perangkat lunak yang digunakan meliputi Python 3.11.13, OpenCV 4.11.0, NumPy, dan Matplotlib untuk visualisasi hasil segmentasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Evaluasi Segmentasi Aksara OKU Timur

Penelitian ini berhasil menerapkan metode bounding box untuk segmentasi karakter aksara OKU Timur pada dokumen hasil kuesioner. Evaluasi dilakukan pada sepuluh sampel gambar dengan berbagai tingkat kompleksitas. Hasil evaluasi menunjukkan variasi performa yang cukup signifikan antar sampel. Tabel 1 merangkum hasil evaluasi segmentasi pada sepuluh gambar, meliputi nilai True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN), precision, recall, F1-score, dan akurasi.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat variasi kinerja antara satu citra dengan citra lainnya. Beberapa sampel, seperti 1_baris_2.jpg dan 2_baris_4.jpg, menunjukkan kinerja segmentasi yang sangat baik dengan akurasi

100%, didukung oleh nilai recall sebesar 100% dan F1-score di atas 90%. Hal ini menunjukkan bahwa citra tersebut memiliki kontur karakter yang jelas, tidak terdapat noise, dan karakter tidak saling melekat.

Di sisi lain, citra seperti 5_baris_2.jpg mengalami penurunan kinerja yang cukup signifikan dengan akurasi hanya 33,33%, recall sebesar 33,33%, dan F1-score sebesar 47,06%, dikarenakan banyaknya FN (8 karakter tidak terdeteksi). Hal ini diduga disebabkan oleh karakter yang saling tumpang tindih, intensitas noise, atau ketidakteraturan bentuk tulisan tangan sehingga kontur sulit dikenali dengan metode bounding box.

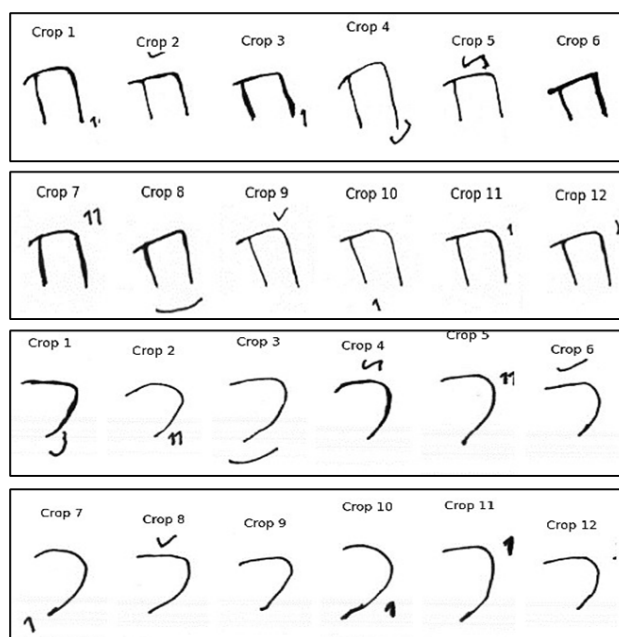
Table 1. Hasil Evaluasi Segmentasi pada Lima Sampel Gambar

No	Nama citra	TP	FP	FN	Precision %	Recall %	F1-Score%	Accuracy %
1.	1_baris_2.jpg	12	5	0	70.59	100	82.76	100
2.	1_baris_4.jpg	10	2	2	83.33	83.33	83.33	83.33
3.	2_baris_2.jpg	8	2	4	80	66.67	72.73	66.67
4.	2_baris_4.jpg	12	1	0	92.31	100	96	100
5.	3_baris_2.jpg	9	1	3	90	75	81.82	75
6.	3_baris_4.jpg	11	1	1	91.67	91.67	91.67	91.67
7.	4_baris_2.jpg	6	1	6	85.71	50	63.16	50
8.	4_baris_4.jpg	10	9	2	52.63	83.33	64.52	83.33
9.	5_baris_2.jpg	4	1	8	80	33.33	47.06	33.33
10.	5_baris_4.jpg	12	14	0	46.15	100	63.16	100

Ringkasan keseluruhan evaluasi:

- Total TP: 94
- Total FP: 37
- Total FN: 26
- Rata-rata Precision: 71,76%
- Rata-rata Recall: 78,33%
- Rata-rata F1-Score: 74,90%
- Rata-rata Akurasi: 78,33%

Hasil terbaik dicapai pada gambar 1_baris_2.jpg dan 2_baris_4.jpg dengan akurasi 100%, sedangkan hasil terburuk pada 5_baris_2.jpg dengan akurasi 33,33%. Variasi ini menunjukkan pengaruh kualitas citra, tingkat noise, dan kompleksitas bentuk karakter pada performa segmentasi.



Gambar 8. Visual hasil crop citra per individu

3.2. Analisis Kelemahan Metode Bounding Box

Meskipun Metode bounding box mampu mendeteksi dan mengekstraksi karakter secara efisien dalam kondisi ideal, terdapat sejumlah kelemahan teknis yang berdampak pada akurasi segmentasi [20].

1. Sensitivitas terhadap noise

Adanya coretan, noda, atau artefak pada dokumen kuesioner sering menghasilkan bounding box palsu, sehingga meningkatkan jumlah false positive. Kontur yang terbentuk dari noise dapat terdeteksi sebagai karakter, menurunkan precision dan akurasi segmentasi.

2. Tumpang tindih karakter

Karakter yang saling bersinggungan atau terlalu rapat sering terdeteksi sebagai satu objek, menyebabkan false negative dan recall yang lebih rendah. Metode bounding box sederhana tidak mampu membedakan karakter berdekatan secara adaptif.

3. Variasi bentuk tulisan tangan

Perbedaan gaya penulisan antar responden menyebabkan bounding box tidak selalu menyesuaikan bentuk karakter secara optimal, sehingga sebagian karakter dapat terpotong atau tidak terdeteksi sama sekali.

4. Parameter bounding box

Penentuan area minimum dan rasio aspek bounding box yang kurang tepat dapat menyebabkan deteksi noise atau kehilangan bagian karakter penting. Penyesuaian parameter yang tidak optimal akan berdampak langsung pada hasil segmentasi.

Keterbatasan ini tercermin dalam hasil evaluasi, dimana precision cenderung lebih rendah pada gambar dengan noise tinggi atau karakter yang saling tumpang tindih.

3.3. Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Rata-rata akurasi segmentasi sebesar 78,33% pada penelitian ini masih sebanding dengan studi bounding box pada segmentasi plat nomor kendaraan berbasis bounding box dengan akurasi sekitar 80% hingga 86,8% telah dilaporkan menggunakan model YOLOv8 dan CNN-BiLSTM [21]. Perbedaan ini mengindikasikan keterbatasan metode bounding box dalam menangani noise dan tumpang tindih karakter, serta variasi tulisan tangan yang tinggi pada dataset aksara OKU Timur.

3.4. Refleksi dan Pengembangan Metode

Metode bounding box menawarkan solusi efisien dan mudah diimplementasikan untuk segmentasi karakter pada dataset terbatas. Namun, untuk meningkatkan akurasi dan robustnes segmentasi, pengembangan ke depan dapat diarahkan pada:

- Integrasi metode deep learning seperti YOLO atau CNN untuk deteksi karakter secara end-to-end yang lebih adaptif terhadap noise dan variasi bentuk karakter. Studi terbaru menunjukkan bahwa pendekatan berbasis deep learning mampu meningkatkan akurasi segmentasi hingga di atas 90% pada dataset aksara tradisional maupun dokumen tulisan tangan [22].
- Implementasi OCR (Optical Character Recognition) untuk otomatisasi pengenalan karakter setelah segmentasi, sehingga proses digitalisasi aksara dapat berjalan secara menyeluruh.
- Augmentasi data dan preprocessing lanjutan guna meningkatkan generalisasi model pada dataset tulisan tangan yang lebih variatif.
- Penggunaan post-processing seperti morfologi atau filtering untuk mengurangi noise dan memperbaiki hasil segmentasi sebelum tahap pengenalan karakter.

3.5. Implikasi Penelitian

Penelitian ini memberikan kontribusi nyata terhadap pelestarian aksara tradisional melalui digitalisasi dan pengembangan sistem segmentasi karakter yang efisien. Dataset karakter tersegmentasi yang dihasilkan dapat digunakan untuk pengembangan sistem pengenalan karakter berbasis machine learning pada tahap selanjutnya, serta mendukung upaya pelestarian dan revitalisasi aksara OKU Timur sebagai bagian dari warisan budaya Sumatera Selatan.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa meskipun metode *bounding box* memberikan hasil yang memuaskan pada gambar dengan struktur karakter yang terpisah dan bersih, tantangan muncul pada karakter yang saling tumpang tindih, noise latar belakang, dan variasi penulisan. Hal ini menegaskan perlunya penyesuaian adaptif dan integrasi dengan pendekatan lanjutan seperti deep learning untuk mencapai segmentasi yang lebih robust.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa metode segmentasi citra menggunakan bounding box efektif dalam mengisolasi karakter aksara OKU Timur dari dokumen kuesioner tulisan tangan. Hasil evaluasi pada sepuluh sampel gambar menunjukkan bahwa metode ini mampu mencapai rata-rata precision sebesar 71,76%, recall 78,33%, F1-score 74,9%, dan akurasi 78,33%, dengan akurasi tertinggi mencapai 100%. Hal ini membuktikan bahwa pendekatan bounding box cukup andal meskipun dihadapkan pada variasi bentuk tulisan dan kondisi citra yang beragam.

Kontribusi utama dari penelitian ini adalah menghadirkan solusi digitalisasi aksara tradisional berbasis pengolahan citra yang adaptif terhadap keragaman gaya penulisan tangan. Teknik segmentasi ini memungkinkan penyusunan dataset karakter secara otomatis dan sistematis, yang dapat menjadi dasar pengembangan teknologi pengenalan aksara daerah (OCR), serta mendukung upaya pelestarian warisan budaya lokal secara digital.

Ke depan, penelitian ini dapat dikembangkan dengan mengintegrasikan metode bounding box dengan pendekatan berbasis deep learning, seperti CNN atau YOLO, untuk meningkatkan akurasi pada karakter yang saling tumpang tindih atau terdistorsi. Selain itu, pengujian pada jenis aksara lain dan perluasan dataset tulisan tangan yang lebih bervariasi menjadi peluang untuk mengukur kemampuan adaptasi metode secara lebih luas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Sewell, "Linguistic pragmatism, lingua francae, and language death in Indonesia," *J. Lang. Teach.*, vol. 2, no. 11, pp. 15–19, 2022, doi: 10.54475/jlt.2022.015.
- [2] R. F. Kusumaningtyas, A. Hidayat, G. P. Soebiakto, A. F. Permana, and I. H. Abdullah, "Traditional Cultural Expression as an Embodiment of Indigenous Communities and Regional Identity (Semarang Indonesia Case)," *J. Indones. Leg. Stud.*, vol. 8, no. 1, pp. 45–92, 2023, doi: 10.15294/jils.v8i1.63191.
- [3] P. Mikaresti and H. Mansyur, "Pewarisan Budaya Melalui Tari Kreasi Nusantara," *Gorga J. Seni Rupa*, vol. 11, no. 1, p. 147, 2022, doi: 10.24114/gr.v11i1.33333.
- [4] S. Ivanov, "Modern Technologies in the Study, Preservation and Management of Cultural Heritage," *J. Sci. Appl. Res.*, vol. 23, no. 1, pp. 5–25, 2022, doi: 10.46687/jsar.v23i1.349.
- [5] A. Dhar, "Rich Cultural Traditions to Be Preserved Through Digitization- A Task of Great Responsibility," *Turkish Online J. Qual. Inq.*, vol. 11, no. 1, pp. 415–422, 2023, doi: 10.52783/tojq.v11i1.9975.
- [6] A. R. Himamunanto, "Restorasi Digital Pada Model Kerusakan Citra Aksara Jawa Cetak," *J. Teknol.*

- Informasi-Aiti* |, pp. 193–199, 2016.
- [7] P. Rosyani, R. Amalia, and I. H. Ikasari, “Deteksi Objek dengan Model Warna Ycbr dan Similarity Distance,” *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 2, p. 98, 2021, doi: 10.26418/justin.v9i2.44230.
- [8] A. Syahfaridzah, A. K. Panggabean, and N. A. Ardiningsih, “Mendeteksi Secara Otomatis Objek Gerakan Berdasarkan Gaussian Mixture Model Menggunakan Aplikasi Matlab,” *Method. J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 19–23, 2020, doi: 10.46880/mtk.v6i2.242.
- [9] J. Pravalika, S. Korla, E. Kavva, and Sravani, “Handwritten Character Recognition to Obtain Editable Text,” *E3S Web Conf.*, vol. 391, pp. 1–6, 2023, doi: 10.1051/e3sconf/202339101059.
- [10] S. Patil *et al.*, “Enhancing Optical Character Recognition on Images with Mixed Text Using Semantic Segmentation,” *J. Sens. Actuator Networks*, vol. 11, no. 4, pp. 1–20, 2022, doi: 10.3390/jsan11040063.
- [11] W. Li, W. Liu, J. Zhu, M. Cui, X. S. Hua, and L. Zhang, “Box-Supervised Instance Segmentation with Level Set Evolution,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 13689 LNCS, pp. 1–18, 2022, doi: 10.1007/978-3-031-19818-2_1.
- [12] O. V. Chávez, J. Flores-Troncoso, J. U. M. Minjares, R. O. Reyna, E. G. Sánchez, and R. O. Reyna, “Image segmentation of *Capsicum annuum* chili with lighting problems using the otsu method,” *Stud. Eng. Exact Sci.*, vol. 3, no. 4, pp. 560–573, 2022, doi: 10.54021/sesv3n4-001.
- [13] P. Soille and P. Vogt, “Morphological Spatial Pattern Analysis: Open Source Release,” *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci. - ISPRS Arch.*, vol. 48, no. 4/W1-2022, pp. 427–433, 2022, doi: 10.5194/isprs-archives-XLVIII-4-W1-2022-427-2022.
- [14] S. Koda and I. Morikawa, “Bounding-box Watermarking: Defense against Model Extraction Attacks on Object Detectors,” no. i, pp. 15–17, 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2411.13047>
- [15] Y. Wang and Z. Liao, “A Method for Object Extraction from Crop Image Based on Visual Saliency,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 2171, no. 1, 2022, doi: 10.1088/1742-6596/2171/1/012007.
- [16] Fathima Chandhini S, Rashad H, Gowseelan K, and Jayasarathy S, “Extraction of Character from Visuals and Images Using OpenCV,” *Int. J. Sci. Res. Comput. Sci. Eng. Inf. Technol.*, vol. 3307, pp. 194–200, 2023, doi: 10.32628/cseit2390363.
- [17] M. Boillet, C. Kermorvant, and T. Paquet, “Robust text line detection in historical documents: learning and evaluation methods,” *Int. J. Doc. Anal. Recognit.*, vol. 25, no. 2, pp. 95–114, 2022, doi: 10.1007/s10032-022-00395-7.
- [18] D. Peng, L. Jin, Y. Liu, C. Luo, and S. Lai, “PageNet: Towards End-to-End Weakly Supervised Page-Level Handwritten Chinese Text Recognition,” *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 130, no. 11, pp. 2623–2645, 2022, doi: 10.1007/s11263-022-01654-0.
- [19] T. Ahmed, M. Uddin, M. A. R. Khan, and A. R. M. Hasan, “Offline Handwritten Character Recognition Including Compound Character from Scanned Document,” *Asian J. Res. Comput. Sci.*, vol. 14, no. 4, pp. 119–129, 2022, doi: 10.9734/ajrcos/2022/v14i4297.
- [20] S. Luo, X. Li, and X. Zhang, “Bounding-box deep calibration for high performance face detection,” *IET Comput. Vis.*, vol. 16, no. 8, pp. 747–758, 2022, doi: 10.1049/cvi2.12122.
- [21] I. Menggunakan and A. Yulianto, “Pengembangan Sistem Pengenalan Plat Nomor Pendahuluan Tinjauan pustaka,” vol. 23, pp. 571–578, 2024.
- [22] L. Abdiansah, A. Eviyanti, and N. L. Azizah, “Implementation of Convolutional Neural Networks Algorithm for Javanese Handwriting Recognition Penerapan Algoritma Convolutional Neural Networks untuk Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Jawa,” vol. 5, no. April, pp. 496–504, 2025.