

Klasifikasi Citra Dokumen Teks Cetak dan Tulisan Tangan Menggunakan Analisis Kepadatan Garis Pendek dan Operasi Morfologi

Abdul Rafi Radityo Hutomo
Sekolah Teknik Elektro dan Informatika
Institut Teknologi Bandung
Bandung, Indonesia
13522089@std.stei.itb.ac.id
abdulrafi623@gmail.com

Abstract—Digitalisasi arsip fisik sering kali menghadapi tantangan variabilitas dokumen, di mana teks cetak dan tulisan tangan bercampur dalam satu media. Metode klasifikasi konvensional berbasis *Deep Learning* (seperti CNN) menawarkan akurasi tinggi namun menuntut sumber daya komputasi yang besar dan dataset pelatihan yang masif. Makalah ini mengusulkan pendekatan berbasis geometri yang ringan (*lightweight*) untuk membedakan teks cetak dan tulisan tangan tanpa memerlukan proses pelatihan (*training-free*). Sistem yang diusulkan memanfaatkan perbedaan karakteristik struktural goresan tinta, yaitu teks cetak terdiri dari segmen garis lurus pendek yang padat, sedangkan tulisan tangan cenderung memiliki goresan yang lebih panjang dan melengkung. Dengan menerapkan teknik *preprocessing* morfologi agresif untuk mengeliminasi gangguan garis buku catatan (*notebook lines*) dan menggunakan Transformasi Hough Probabilistik dengan filter panjang adaptif (< 50 piksel) untuk menghitung skor kepadatan garis. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode ini efektif dalam memisahkan teks cetak (skor rata-rata 21.86) dan tulisan tangan kursif (skor rata-rata 12.87), serta tangguh terhadap variasi rotasi teks. Namun, teridentifikasi batasan metode ini dalam mengklasifikasikan tulisan tangan blok (*block handwriting*) yang rapi, karena kemiripan geometrisnya dengan struktur font cetak.

Index Terms—Pengolahan Citra Dokumen, Transformasi Hough, Operasi Morfologi, Klasifikasi Teks, Deteksi Tepi Canny.

I. PENDAHULUAN

TRANSFORMASI digital telah mendorong kebutuhan mendesak untuk mengonversi arsip dokumen fisik ke dalam format digital yang dapat dicari dan diindeks. Dalam ekosistem ini, teknologi *Optical Character Recognition* (OCR) memegang peranan vital. Meskipun teknologi OCR modern telah mencapai akurasi yang sangat tinggi pada teks cetak (*printed text*), kinerjanya sering kali menurun secara signifikan ketika berhadapan dengan tulisan tangan (*handwritten text*) yang memiliki variabilitas goresan yang tinggi.

Dalam skenario dunia nyata, dokumen sering kali bersifat heterogen. Contoh umum meliputi formulir isian yang memuat instruksi cetak sekaligus isian tangan, atau lembar jawaban ujian pada kertas bergaris. Mengirimkan citra tulisan tangan ke mesin OCR standar sering kali menghasilkan *garbage output*, sementara menggunakan mesin *Handwritten Text Recognition*

(HTR) yang berat untuk teks cetak adalah pemborosan sumber daya. Oleh karena itu, diperlukan mekanisme pra-klasifikasi yang efisien untuk memilah jenis citra sebelum masuk ke tahap pengenalan karakter.

Saat ini, literatur ilmiah didominasi oleh pendekatan berbasis *Deep Learning*, khususnya *Convolutional Neural Networks* (CNN), untuk menyelesaikan masalah klasifikasi ini. Walaupun model-model tersebut menawarkan akurasi yang superior, mereka membawa beban komputasi yang berat, memerlukan perangkat keras akselerasi grafis (GPU) untuk inferensi waktu nyata, dan menuntut ketersediaan dataset pelatihan yang masif. Hal ini menjadi hambatan signifikan bagi implementasi pada sistem *embedded* atau aplikasi seluler dengan sumber daya terbatas.

Makalah ini mengusulkan pendekatan alternatif yang ringan (*lightweight*) dan dapat dijelaskan (*explainable*) menggunakan teknik pengolahan citra klasik. Pendekatan kami didasarkan pada observasi geometris fundamental bahwa teks cetak, bahkan yang miring sekalipun, terdiri dari kumpulan segmen garis lurus pendek yang padat. Sebaliknya, tulisan tangan cenderung memiliki goresan yang lebih panjang, bersambung, dan kurvilinear.

Tantangan utama dalam pendekatan geometris ini adalah keberadaan gangguan latar belakang, khususnya garis buku catatan (*notebook lines*), yang secara geometris merupakan garis lurus sempurna dan dapat mengecoh detektor garis standar. Untuk mengatasi hal ini, kami mengembangkan metode pembersihan berbasis morfologi agresif.

Kontribusi utama dari makalah ini adalah sebagai berikut:

- 1) Pengembangan algoritma *preprocessing* menggunakan operasi morfologi dengan kernel lebar (80×1) untuk mengeliminasi garis buku catatan tanpa merusak integritas teks vertikal.
- 2) Perancangan metode penilaian (*scoring*) baru berbasis *Short-Line Density*, yang memanfaatkan Transformasi Hough Probabilistik dengan filter panjang adaptif (< 50 piksel) untuk membedakan struktur cetak dari tulisan tangan.

- 3) Evaluasi empiris sistem pada dataset campuran yang mencakup variasi rotasi (teks miring) dan variasi media tulis, menunjukkan efektivitas metode sebagai filter tahap awal yang cepat dan tanpa pelatihan (*training-free*).

Sisa dari makalah ini disusun sebagai berikut: Bagian II membahas landasan teori pengolahan citra yang digunakan. Bagian III merinci metode yang diusulkan. Bagian IV menyajikan hasil eksperimen dan analisis, dan Bagian V menyimpulkan penelitian.

II. LANDASAN TEORI

Pada bagian ini, kami menguraikan prinsip-prinsip matematika dan algoritma pengolahan citra yang menjadi dasar metode yang diusulkan. Pemahaman mendalam mengenai transformasi morfologi dan deteksi garis sangat krusial untuk memahami bagaimana sistem membedakan struktur geometris teks.

A. Karakteristik Geometris Teks

Perbedaan fundamental antara teks cetak dan tulisan tangan terletak pada mekanisme pembentukannya. Teks cetak dihasilkan secara mekanis menggunakan glyph yang dirancang dengan presisi geometris tinggi, didominasi oleh garis lurus dan lengkungan sempurna. Variansi sudut pada goresan vertikal mendekati nol.

Sebaliknya, tulisan tangan dihasilkan oleh sistem motorik manusia yang bersifat *curvilinear*. Berdasarkan prinsip *Kinematic Theory of Rapid Human Movements*, gerakan tangan manusia cenderung meminimalkan sentakan (*jerk*), yang secara alami menghasilkan lintasan melengkung daripada sudut tajam. Oleh karena itu, representasi garis lurus pada tulisan tangan jarang yang bersifat linear sempurna secara matematis, melainkan berupa aproksimasi segmen-segmen pendek yang memiliki variansi sudut lokal yang tinggi.

B. Binarisasi Citra Adaptif (Metode Otsu)

Langkah pertama dalam analisis dokumen adalah memisahkan tinta (*foreground*) dari kertas (*background*). Menggunakan nilai ambang batas (*threshold*) statis sering kali gagal akibat variasi pencahayaan atau bayangan pada saat pengambilan foto dokumen.

Metode Otsu mengatasi masalah ini dengan menghitung nilai ambang optimal T secara otomatis. Algoritma ini mengasumsikan bahwa histogram citra memiliki dua puncak (*bimodal histogram*), yang mewakili piksel latar belakang dan piksel objek. Otsu mencari nilai T yang meminimalkan variansi intra-kelas (*intra-class variance*), yang didefinisikan sebagai:

$$\sigma_w^2(t) = \omega_0(t)\sigma_0^2(t) + \omega_1(t)\sigma_1^2(t) \quad (1)$$

Di mana $\omega_{0,1}$ adalah bobot (probabilitas kemunculan kelas) dan $\sigma_{0,1}^2$ adalah variansi dari masing-masing kelas. Hasilnya adalah citra biner di mana fitur teks terisolasi dengan jelas dari kertas.

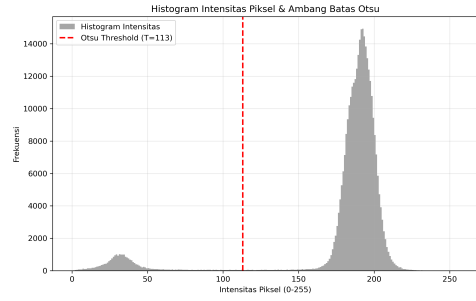


Fig. 1. Ilustrasi metode Otsu: Nilai ambang T dipilih di lembah antara dua puncak histogram intensitas piksel.

C. Morfologi Matematika: Operasi Opening

Morfologi matematika adalah teknik non-linear yang memproses citra berdasarkan bentuk geometris. Operasi ini menggunakan sebuah *Structuring Element* (SE) atau kernel untuk memindai citra. Dua operasi dasar morfologi adalah:

- 1) **Erosi** ($\ominus$): Mengikis batas objek depan. Piksel dianggap 1 hanya jika seluruh kernel berada di dalam objek. Ini efektif untuk menghilangkan objek yang lebih kecil dari ukuran kernel.
- 2) **Dilasi** ($\oplus$): Memperluas batas objek depan. Ini digunakan untuk menutup lubang kecil atau menyambungkan kembali objek yang terputus.

Dalam penelitian ini, kami menggunakan operasi *Opening*, yang merupakan erosi diikuti oleh dilasi:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (2)$$

Penerapan *Opening* dengan kernel B yang sangat lebar (misalnya persegi panjang 80×1 piksel) memiliki efek filter geometris: semua objek yang lebarnya kurang dari 80 piksel (seperti huruf dan angka) akan terhapus saat erosi, menyisakan hanya garis buku catatan yang panjang. Dilasi kemudian mengembalikan ukuran asli garis tersebut.

D. Deteksi Tepi Canny

Deteksi tepi Canny adalah algoritma yang efektif dalam pendeteksan tepi karena kemampuannya meminimalkan kesalahan deteksi dan menghasilkan tepi yang tipis (lebar 1 piksel). Tahapan algoritma ini meliputi:

- 1) **Reduksi Derau**: Menggunakan filter Gaussian untuk menghaluskan citra dan mencegah deteksi tepi palsu akibat *noise*.
- 2) **Perhitungan Gradien**: Menggunakan operator Sobel untuk menemukan intensitas gradien (G) dan arah tepi (θ).
- 3) **Non-Maximum Suppression**: Menelusuri sepanjang arah gradien dan menekan piksel yang bukan merupakan nilai maksimum lokal, menghasilkan garis tepi yang tajam.
- 4) **Hysteresis Thresholding**: Menggunakan dua ambang batas (T_{high} dan T_{low}). Strong edge ($> T_{high}$) diterima

segera. Weak edge ($T_{low} < G < T_{high}$) hanya diterima jika terhubung dengan strong edge.

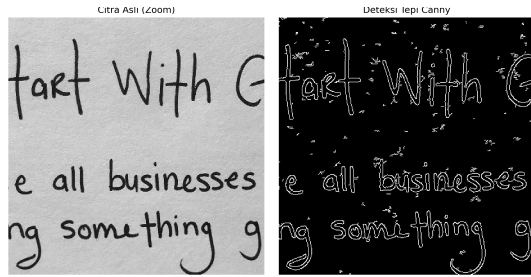


Fig. 2. Hasil deteksi tepi Canny

E. Transformasi Hough Probabilistik

Transformasi Hough adalah teknik untuk mendeteksi bentuk geometris yang dapat diparametrisasi, seperti garis lurus. Sebuah garis pada ruang citra (x, y) direpresentasikan sebagai sebuah titik pada ruang parameter Hough (ρ, θ) menggunakan persamaan normal:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (3)$$

di mana ρ adalah jarak tegak lurus dari titik asal ke garis, dan θ adalah sudut normal garis tersebut.

Transformasi Hough Standar (SHT) melakukan komputasi *voting* untuk setiap piksel tepi, yang sangat boros secara komputasi. Oleh karena itu, kami menggunakan *Probabilistic Hough Transform* (PHT). PHT mengoptimalkan proses ini dengan hanya memproses subset acak dari titik tepi yang cukup untuk mengakumulasi suara bagi garis yang kuat.

PHT menghasilkan luaran berupa segmen garis dengan koordinat awal dan akhir (x_1, y_1, x_2, y_2) , bukan garis tak terbatas (ρ, θ) . Hal ini memungkinkan kita untuk mengukur panjang segmen garis secara langsung, yang menjadi fitur pembeda utama dalam metode klasifikasi kami.

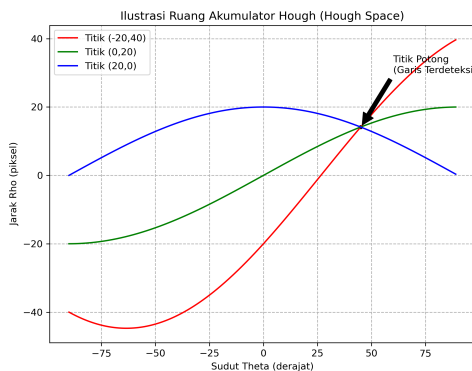


Fig. 3. Transformasi dari ruang Citra ke ruang Hough. Titik-titik kolinear pada citra akan berpotongan pada satu titik di ruang Hough, yang menandakan keberadaan garis lurus.

III. METODE

Metode yang diusulkan dirancang sebagai alur kerja (*pipeline*) sekuensial yang mengubah citra dokumen mentah menjadi skor probabilitas kelas. Arsitektur sistem secara keseluruhan diilustrasikan pada Gbr. 4.

A. Arsitektur Sistem

Sistem menerima input berupa citra dokumen digital (format JPG/PNG). Proses klasifikasi dibagi menjadi tiga tahap utama: (1) preprocessing untuk normalisasi dan penghapusan gangguan latar belakang, (2) Ekstraksi fitur geometris menggunakan Transformasi Hough, dan (3) Analisis statistik variansi sudut untuk pembobotan skor akhir.

B. Preprocessing: Eliminasi Garis Buku

Tantangan utama dalam dataset tulisan tangan adalah keberadaan garis panduan horizontal (*notebook lines*). Garis ini memiliki karakteristik geometris yang sangat mirip dengan teks cetak (lurus dan panjang), yang dapat menyebabkan positif palsu (*false positive*) yang signifikan.

Kami menerapkan filter morfologi agresif untuk memisahkan garis ini dari teks. Prosesnya adalah sebagai berikut:

- 1) Citra I dikonversi ke skala abu-abu dan dibinarisasi menjadi I_{bin} menggunakan metode Otsu (Tinta = 1, Kertas = 0).
- 2) Elemen penstruktur kernel K didefinisikan sebagai matriks persegi panjang berukuran 80×1 piksel. Ukuran lebar ini dipilih secara empiris karena goresan teks tulisan tangan jarang memiliki komponen horizontal lurus yang melebihi 80 piksel.
- 3) Operasi *Morphological Opening* diterapkan untuk mengisolasi garis:

$$I_{lines} = (I_{bin} \ominus K) \oplus K \quad (4)$$

- 4) Garis yang terdeteksi kemudian dihapus dari citra asli melalui operasi penjumlahan (dalam domain citra biner terbalik):

$$I_{clean} = I_{bin} - I_{lines} \quad (5)$$

C. Ekstraksi Fitur: Kepadatan Garis Pendek

Setelah citra bersih dari garis buku, dilakukan normalisasi skala citra ke lebar tetap 800 piksel. Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan *Probabilistic Hough Transform* (PHT) pada peta tepi Canny.

Berdasarkan observasi, teks cetak terdiri dari goresan-goresan mikro yang terpisah (misalnya, batang huruf 't', 'l', atau kaki huruf 'n'), sedangkan tulisan tangan cenderung bersambung, untuk itu dapat digunakan metode filter selektif.

$$L_{valid} = \{l \in L_{hough} \mid 20 \leq \text{length}(l) < 50\} \quad (6)$$

hanya dihitung garis yang panjangnya antara 20 hingga 50 piksel.

- < 20 piksel: Diabaikan sebagai *noise* atau tekstur kertas.
- > 50 piksel: Diabaikan karena kemungkinan besar merupakan sisa garis buku yang tidak terhapus sempurna atau goresan tulisan tangan yang panjang.

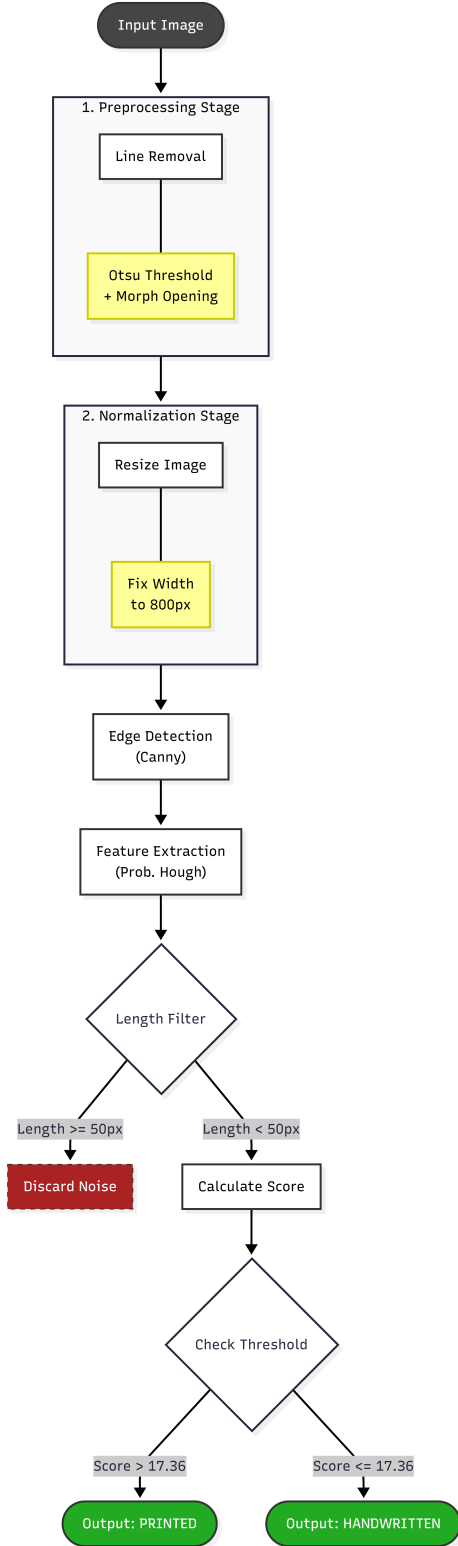


Fig. 4. Diagram blok arsitektur sistem yang diusulkan. Proses dimulai dari binarisasi, diikuti oleh eliminasi garis buku, deteksi garis pendek, dan perhitungan skor akhir berdasarkan variansi sudut.

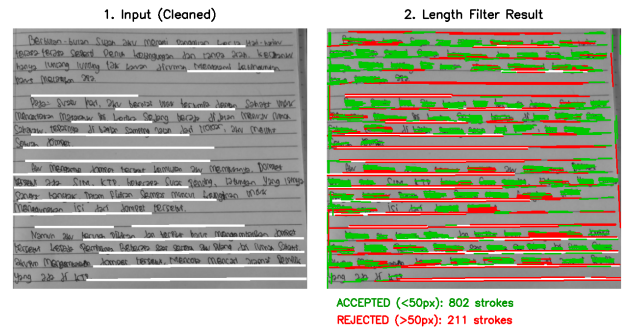


Fig. 5. Visualisasi filter panjang garis. Garis hijau menunjukkan segmen valid (< 50px) yang merepresentasikan struktur teks cetak, sedangkan garis merah (> 50px) adalah sisa garis yang diabaikan.

D. Penilaian dan Klasifikasi

Skor akhir S dihitung sebagai rasio kepadatan antara jumlah garis pendek yang valid terhadap total kompleksitas visual citra (total piksel tepi):

$$S = \left(\frac{N(L_{valid})}{\sum \text{CannyPixel}} \right) \times 1000 \quad (7)$$

Nilai S kemudian dibandingkan dengan ambang batas keputusan (*Decision Threshold*) $T = 17.36$.

- Jika $S > T$: Citra diklasifikasikan sebagai **Teks Cetak**.
- Jika $S \leq T$: Citra diklasifikasikan sebagai **Tulisan Tangan**.

Atau secara pseudocode dapat dituliskan pada Algoritma 1

IV. HASIL EKSPERIMEN DAN ANALISIS

Eksperimen dilakukan menggunakan dataset yang terdiri dari 11 citra uji yang mewakili berbagai kondisi: tulisan tangan kursif, tulisan tangan pada kertas bergaris, tulisan tangan blok, serta teks cetak tegak dan miring.

A. Data Kuantitatif

Setiap citra diproses untuk menghasilkan skor kepadatan garis (S). Ambang batas keputusan (T) dihitung secara dinamis sebagai rata-rata dari mean skor tulisan tangan dan mean skor teks cetak:

$$T = \frac{\mu_{hw} + \mu_{pr}}{2} = \frac{12.87 + 21.86}{2} \approx 17.36 \quad (8)$$

Hasil klasifikasi lengkap disajikan pada Tabel I.

B. Analisis Margin Keputusan

Sistem mencapai akurasi keseluruhan sebesar 90.9% (10 dari 11 sampel benar). Analisis mendalam terhadap skor mengungkapkan beberapa temuan kunci:

1) *Efektivitas pada Kertas Bergaris*: Sampel `written5.png` (skor 15.48) diklasifikasikan dengan benar sebagai tulisan tangan meskipun memiliki latar belakang garis buku yang padat. Ini membuktikan bahwa tahap preprocessing morfologi dan filter panjang (< 50 px) berhasil mengeliminasi gangguan garis horizontal panjang.

Algorithm 1 Algoritma Klasifikasi Teks Berbasis Kepadatan Garis Pendek

Require: Citra Input I_{src} , Ambang Panjang $T_{len} = 50$, Ambang Skor $T_{score} = 17.36$

Ensure: Label Klasifikasi L

```

1: Tahap 1: Pra-pemrosesan
2:  $I_{gray} \leftarrow \text{Grayscale}(I_{src})$ 
3:  $I_{bin} \leftarrow \text{OtsuThreshold}(I_{gray})$ 
4:  $K \leftarrow \text{GetKernel}(80, 1)$ 
5:  $I_{lines} \leftarrow \text{MorphOpen}(I_{bin}, K)$ 
6:  $I_{clean} \leftarrow I_{bin} - I_{lines}$  {Hapus garis buku}
7: Tahap 2: Ekstraksi Fitur
8:  $I_{resized} \leftarrow \text{Resize}(I_{clean}, \text{width} = 800)$ 
9:  $E \leftarrow \text{Canny}(I_{resized}, 50, 150)$ 
10:  $Lines \leftarrow \text{ProbHough}(E, \text{minLen} = 20)$ 
11: Tahap 3: Perhitungan Skor
12:  $N_{valid} \leftarrow 0$ 
13:  $N_{total} \leftarrow \text{CountNonZero}(E)$ 
14: if  $N_{total} == 0$  then
15:   return HANDWRITTEN
16: end if
17: for all  $l \in Lines$  do
18:    $len \leftarrow \text{EuclideanDist}(l.p1, l.p2)$ 
19:   if  $len < T_{len}$  then
20:      $N_{valid} \leftarrow N_{valid} + 1$  {Filter garis panjang}
21:   end if
22: end for
23:  $S \leftarrow (N_{valid}/N_{total}) \times 1000$ 
24: Tahap 4: Klasifikasi
25: if  $S > T_{score}$  then
26:   return PRINTED
27: else
28:   return HANDWRITTEN
29: end if

```

2) *Area Batas (Borderline Cases)*: Terdapat kedekatan skor yang signifikan antara tulisan tangan yang sangat rapi dan teks cetak yang kurang ideal.

- **Kasus Sukses:** Sampel `written6.png` memiliki skor 17.18, hanya terpaut 0.18 poin di bawah ambang batas (17.36). Ini menunjukkan bahwa sistem cukup sensitif, namun tetap mampu mempertahankan klasifikasi yang benar pada tulisan tangan yang rapi.
- **Kasus Gagal:** Sampel `written7.png` (Tulisan Blok) menembus ambang batas dengan skor 18.14. Hal ini terjadi karena gaya penulisan blok memiliki karakteristik geometris—yaitu garis-garis lurus pendek yang terpisah—yang identik dengan definisi fitur teks cetak dalam algoritma kami.

C. Analisis Kualitatif Variasi Dataset

Sistem diuji terhadap berbagai kondisi visual untuk memastikan ketahanan (*robustness*). Gbr. 6 memperlihatkan hasil deteksi pada empat kategori representatif.

- **Cetak Tegak:** Garis-garis penyusun huruf terdeteksi dengan sangat padat, menghasilkan skor tertinggi.
- **Cetak Miring:** Meskipun miring, segmen garis pendek tetap terdeteksi oleh Hough Transform, membuktikan invarian rotasi.
- **Tulisan Tangan Kursif:** Kurangnya garis lurus menyebabkan sedikitnya fitur yang terdeteksi, menghasilkan skor rendah yang benar.
- **Kasus Kegagalan (Tulisan Blok):** Pada kuadran kanan bawah, terlihat bahwa tulisan tangan yang terpisah-pisah menghasilkan cukup banyak segmen lurus pendek sehingga mengecoh algoritma.

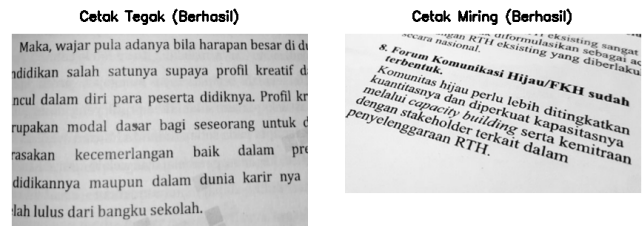


TABLE I
HASIL KLASIFIKASI LENGKAP

Nama File	Jenis Asli	Skor (S)	Prediksi	Akurasi
written1.png	Tulis (Kursif)	12.70	Tulis	✓
written2.jpg	Tulis (Rapi)	7.06	Tulis	✓
written3.png	Tulis (Rapi)	7.17	Tulis	✓
written4.png	Tulis (Rapi)	12.32	Tulis	✓
written5.png	Tulis (Bergaris)	15.48	Tulis	✓
written6.png	Tulis (Bergaris)	17.18	Tulis	✓
written7.png	Tulis (Blok)	18.14	Cetak	X
printed01.png	Cetak	23.54	Cetak	✓
printed02.png	Cetak	19.42	Cetak	✓
printed03.png	Cetak	25.71	Cetak	✓
printed04.png	Cetak (Miring)	18.75	Cetak	✓

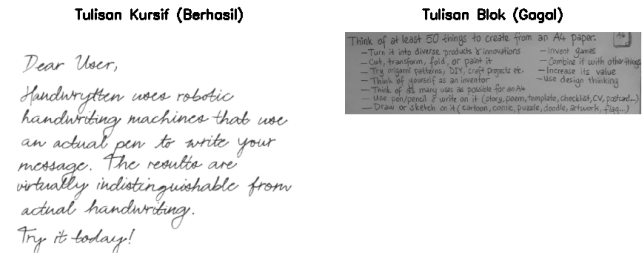


Fig. 6. Sampel kualitatif dari dataset uji. Sistem berhasil menangani variasi rotasi (kanan atas) namun mengalami kesulitan pada tulisan tangan gaya blok (kanan bawah).

V. KESIMPULAN

Penelitian ini mengusulkan metode klasifikasi dokumen ringan untuk membedakan teks cetak dan tulisan tangan menggunakan fitur geometris *hand-crafted*. Berbeda dengan pendekatan *Deep Learning* yang lebih intensif sumber daya, metode kami memanfaatkan operasi morfologi untuk pemberisihan latar belakang dan Transformasi Hough Probabilistik dengan penapisan panjang selektif.

Kesimpulan utama dari eksperimen ini adalah:

- 1) **Efisiensi Tinggi:** Metode ini mampu memproses citra tanpa memerlukan pelatihan model (*training-free*) dan memiliki kompleksitas komputasi yang rendah, cocok untuk preprocessing cepat.
- 2) **Ketahanan terhadap Noise:** Algoritma terbukti efektif menangani dokumen pada kertas bergaris (*ruled paper*), masalah yang sering ditemui pada digitalisasi catatan siswa.
- 3) **Batasan Struktural:** Metode ini memiliki keterbatasan inheren dalam membedakan tulisan tangan gaya blok (*block letters*) yang sangat rapi dengan teks cetak kualitas rendah, karena kemiripan fitur geometris dasar (panjang dan kelurusan goresan) di antara keduanya.

Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan untuk menggabungkan metode ini dengan analisis variansi ketebalan goresan (*Stroke Width Transform*), mengingat teks cetak mesin cenderung memiliki ketebalan goresan yang lebih konsisten dibandingkan tekanan pena manusia.

REFERENCES

- [1] R. Munir, "Citra Biner dan operasi morfologi" Slide Kuliah IF4073 Pengolahan Citra Digital, Program Studi Teknik Informatika, Sekolah Teknik Elektro dan Informatika, Institut Teknologi Bandung, 2025. [Daring]. Tersedia: <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Citra/2025-2026/25-Citra-Biner-2025.pdf>
- [2] R. O. Duda and P. E. Hart, "Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures," *Communications of the ACM*, vol. 15, no. 1, pp. 11–15, 1972.
- [3] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679–698, 1986.
- [4] P. Soille, *Morphological Image Analysis: Principles and Applications*. Springer-Verlag, 2003.

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa makalah yang saya tulis ini adalah tulisan saya sendiri, bukan saduran, atau terjemahan dari makalah orang lain, dan bukan plagiasi.

Bandung, 24 Desember 2025


Abdul Rafi Radityo Hutomo
NIM 13522089