

Pengenalan Huruf Braille menggunakan Radially Average Power Spectrum dan Geometri

Soffiana Agustin¹, Anita Sari², Ernawati³

^{1,2} Prodi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Gresik, Jl. Sumatra 101, Jawa Timur, Indonesia

³ Prodi Kesehatan Masyarakat, Universitas Muhammadiyah Gresik, Jl. Sumatra 101, Jawa Timur, Indonesia

Email: soffiana@umg.ac.id¹, anitaicen@gmail.com², ernawati@umg.ac.id³

Abstrack - Education is very important in the growth of children, including children with special needs such as people with visual impairments. Not only at school children can also develop their potential in learning anywhere and anytime. One of the most important learning processes is reading and writing. People with visual impairments carry out reading and writing activities using Braille. The problem is the lack of family knowledge about braille, so the activities accompanying blind children cannot be conducted. This study aims to convert braille into text, so it can make it easier for families to understand braille. The introduction of braille letters is done by extraction of frequency and spatial features. The methods proposed in this study are *fast fourier transform (fft)*, *radially average power spectrum (rapsv)* and *wavelets* as well as several spatial features, namely *local binary pattern (lbp)*, *segmentation based on fractal analysis (sfta)*, *first order statistics*, *gray level co-occurrence matrix (glcm)*, *moment invariant* and geometric features. In this study, the classification process was carried out using *Bayes Net*, *Naïve Bayes*, *SVM*, *KNN* and *Random Forest*. From several experiments it was found that the *Random Forest* classification method gave the best results. The *rapsv* method provides an accuracy of 93.91%, frequency feature extraction produces the same accuracy as the combination of *rapsv* with geometry, which is 94.04% and of all features, an accuracy of 97.18% is obtained.

Keywords - braille, radially average power spectrum (rapsv), geometri, random forest.

Intisari – Pendidikan sangat penting dalam perkembangan anak, termasuk anak berkebutuhan khusus seperti penyandang tunanetra. Tidak hanya disekolah, anak-anak dapat mengembangkan potensi diri dalam belajar dimana saja dan kapan saja. Salah satu proses belajar terpenting adalah membaca dan menulis. Penyandang tunanetra melakukan kegiatan membaca dan menulis menggunakan huruf braille. Permasalahan yang sering timbul adalah kurangnya pengetahuan keluarga tentang brailer, sehingga kegiatan mendampingi belajar anak tunanetra tidak dapat dilakukan. Penelitian ini bertujuan untuk mengkonversi huruf brailer menjadi teks sehingga memudahkan keluarga dalam memahami braille. Pengenalan huruf braille dilakukan menggunakan ekstraksi fitur frekuensi dan spasial. Metode yang diusulkan dalam penelitian ini adalah *fast fourier transform (fft)*, *radially average power spectrum (rapsv)* dan *wavelet* serta beberapa fitur spasial yaitu *local binary pattern (lbp)*, *segmentation based on fractal analysis (sfta)*, *statistic orde satu*, *gray level co-occurrence matrix (glcm)*, *invariant momen* dan fitur geometris. Dalam penelitian ini proses klasifikasi dilakukan dengan mesin pembelajaran: *Bayes Net*, *Naïve Bayes*, *SVM*, *KNN* dan *Random Forest*. Dari beberapa percobaan didapat bahwa metode klasifikasi *Random Forest* memberikan hasil terbaik. Metode *rapsv* memberikan akurasi sebesar 93.91%, ekstraksi fitur frekuensi menghasilkan akurasi yang sama dengan kombinasi *rapsv* dengan geometri, yaitu 94.04% dan dari keseluruhan fitur diperoleh akurasi sebesar 97.18%.

Kata Kunci - braille, radially average power spectrum (rapsv), geometri, random forest

I. PENDAHULUAN

Membaca dan menulis adalah salah satu kegiatan dasar dalam pendidikan. Tentunya hal ini akan sangat sulit dilakukan oleh tunanetra karena keterbatasannya. Salah satu cara yang bisa dilakukan adalah dengan memanfaatkan idera lain sebagai pengganti fungsi mata. Belajar

dengan memanfaatkan indera perabaan merupakan kesempatan belajar dan komunikasi bagi penyandang tunanetra. Kegiatan belajar membaca dan menulis melalui metode ini didukung oleh sarana braille. Permasalahan yang terjadi adalah berasal dari keluarga penyandang tunanetra dikarenakan membaca dan menulis menggunakan huruf braille merupakan hal baru, sehingga banyak penyandang tunanetra kurang mendapat pendampingan dari keluarga. Hal ini tentu saja akan menghambat perkembangan kemajuan belajar bagi penyandang tunanetra. Untuk itu dibutuhkan suatu system atau alat bantu yang dapat mengkonversi atau membaca huruf braille menjadi teks untuk memudahkan pendampingan belajar.

Penelitian ini bertujuan untuk mengkonversi braille menjadi teks dengan mengubah huruf braille menjadi sebuah citra (gambar) kemudian mengenali citra tersebut untuk ditampilkan dalam bentuk teks. Pengolahan Citra adalah salah satu bidang di teknik Informatika yang mempelajari tentang bagaimana memproses citra digital sehingga dapat memberikan informasi. Salah satu teknik dalam pemrosesan citra adalah Template Matching dan Feature Matching. Pengenalan karakter dalam bentuk alphabet dengan menggunakan template matching telah dilakukan oleh beberapa peneliti dengan hasil yang cukup bagus dan stabil [1, 2, 3, 4].

Braille adalah sistem tulisan tercetak dalam bentuk kode, terdiri dari 6 kombinasi titik yang berbeda, yang diberi tanda di atas kertas agar dapat disentuh. Sistem penggunaan braille sangat mirip dengan mesin ketik biasa. Setiap Alfabet diwakili oleh enam titik timbul dalam huruf braille, jika disatukan akan membentuk kata. Huruf braille menggunakan kerangka tulisan seperti kartu domino. Unit dasar dari sistem penulisan ini disebut sel braille, dan setiap sel terdiri dari enam titik timbul; tiga baris dengan dua titik di setiap baris. Enam poin dapat diatur dengan cara ini untuk membuat 64 kombinasi. Braille dibaca dari kiri ke kanan dan dapat mewakili huruf, tanda baca, angka, simbol musik, simbol matematika, dll.

Salah satu pendekatan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah memandang huruf braille sebagai susunan pola tekstur, dimana huruf braille tersusun atas titik titik yang dibangkitkan dengan pola tertentu. Pola-pola titik yang dibangkitkan inilah yang dilihat sebagai tekstur. Parameter tekstur yang banyak digunakan meliputi ciri statistik ordo pertama dan gray level co-occurrence matrix [5, 6, 7]. Penggunaan ciri tektur menggunakan ciri lokal memberikan hasil yang cukup baik dalam mengenali tekstur objek dan dapat meningkatkan akurasi [8, 9, 10]. Penggunaan ciri tekstur lebih signifikan berkorelasi dan dapat meningkatkan akurasi dalam mengidentifikasi pepohonan hutan [11, 5]. Beberapa penelitian yang telah dilakukan dalam mengenali huruf braille telah dilakukan dengan hasil pengenalan yang cukup baik menggunakan ekstraksi fitur berbasis frekuensi [12, 13].

Selain titik titik yang dibangkitkan dilihat sebagai suatu tekstur, penelitian ini juga mengambil posisi dari titik yang dibangkitkan secara geometris. Huruf braille dibangkitkan dalam dua kolom dan tiga baris. Posisi secara geometris tersebut digunakan sebagai salah satu fitur dalam penelitian ini yaitu dengan mengambil jumlah titik yang dibangkitkan dalam baris dan kolom.

Tidak selamanya huruf braille disajikan dalam posisi vertical dan horizontal yang proporsional. Penelitian ini mencoba untuk mengenali huruf braille dengan posisi normal dan tidak normal. Metode yang diusulkan dalam penelitian ini adalah *radially average power spectrum (rapsv)* dan *geometris* serta mengkombinasikan antara fitur berbasis frekuensi dan spasial. *Rapsv*, merupakan salah satu metode berbasis *fast fourier transfor (fft)* yang mengambil nilai *powerspectrum* sebagai fitur. Metode ini telah sukses digunakan dalam mengidentifikasi lahan perkebunan kelapa sawit. Pada penelitian tersebut, metode *rapsv* memberikan hasil yang lebih baik dibanding metode berbasis frekuensi lain seperti *lbp* dan *sfta* [14]. Selain itu, penelitian ini juga melakukan ekstraksi fitur menggunakan ciri statistic orde pertama, *gray level co-occurrence matrix (glcm)*, *invariant momen* dan geometris. Adapun proses klasifikasi dilakukan menggunakan *bayes net*, *naïve bayes*, *support vector machine (svm)*, *k-nearest neighbour* dan *random forest*.

II. SIGNIFIKANSI STUDI

Pemanfaatan pengolahan citra digital dalam mengenali tulisan tangan telah banyak dilakukan, beberapa diantaranya adalah dengan memanfaatkan algoritma Template Matching sederhana yang digunakan untuk mengenali pola citra. Metode Template Matching sering digunakan untuk mengidentifikasi citra karakter huruf, angka, sidik jari dan aplikasi-aplikasi pencocokan citra lainnya. Template matching banyak digunakan dalam system Optical Character Recognition (OCR) untuk mengenali karakter atau abjad dengan membandingkan dua gambar abjad. Prototipe sistem ini memiliki ruang lingkup tersendiri yaitu menggunakan Template Matching sebagai algoritma yang diterapkan untuk mengenali karakter.

Muda dkk melakukan penelitian untuk mengenali alfabet (A – Z) dengan mengubah citra RGB ke skala abu-abu. Jenis font yang digunakan dalam penelitian tersebut adalah Times New Roman yang tersimpan dalam bentuk bitmap format dengan ukuran gambar 240 x 240. Penelitian ini mengenali alfabet dengan membandingkan antara dua gambar menggunakan metode Template Matching sebagai salah satu solusi untuk mengatasi masalah [1].

Identifikasi huruf jepang khususnya katakana menggunakan metode Template Matching by Correlation dilakukan untuk memperkenalkan bahasa jepang kepada masyarakat luas. Metode yang digunakan pada aplikasi ini adalah yaitu teknik statistik yang digunakan untuk mencari dua variabel/matriks atau lebih yang sifatnya kuantitatif. Algoritma ini mencocokkan setiap pixel pada suatu matriks citra digital dengan citra yang menjadi template acuan. Hasil dari uji coba menunjukkan bahwa pengenalan pola huruf katakana dengan metode Template Matching Correlation ini dapat mendeteksi gambar huruf katakana yang diujikan. Tingkat keberhasilan pengenalan huruf tersebut sebesar 85% dari data uji sebanyak 20 citra [3]. Penggunaan sistem OCR dan template matching juga telah digunakan untuk mengenali nomor ruangan dengan tingkat keberhasilan sistem dapat mendeteksi dan mengenali nomor ruangan sebesar 93,75% [4].

Dari penelitian yang telah dilakukan, banyak peneliti menggunakan ekstraksi fitur pada bidang frekuensi seperti [12] mengenali huruf braille menggunakan wavelet dengan model Haar sukses mengenali huruf braille dalam orientasi yang berbeda. Identifikasi braille juga dilakukan menggunakan gray level co-occurrence matrix (glcm) dengan hasil yang baik dengan akurasi antara 90% hingga 100% menggunakan backpropagation neural network [15]. Penggunaan naïve bayes untuk identifikasi huruf braille menggunakan sistem pengenalan pola memberikan hasil pengenalan sebesar 88.17% [16]. Identifikasi huruf braille menggunakan metode Gabor Wavelet dan SVM memberikan hasil akurasi sebesar 98.28% [13].

Penelitian penelitian tersebut dilakukan pada citra dengan kondisi normal secara geometri. Tetapi ada kalanya braille yang dibaca tidak dalam posisi center dan lurus. Penelitian ini mencoba untuk mengidentifikasi huruf braille pada kondisi citra yang terotasi dan tidak center. Dalam penelitian terdahulu telah banyak dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode berbasis frekuensi, penelitian ini mengusulkan penggunaan ekstraksi fitur *radially average power spectrum (rapasv)* yang sukses mengenali lahan perkebunan kelapa sawit dibandingkan metode ekstraksi fitur lain, seperti *wavelet* dan *sfta* [14]. Selain itu, pada penelitian ini dikembangkan kombinasi fitur pada bidang frekuensi dan spasial.

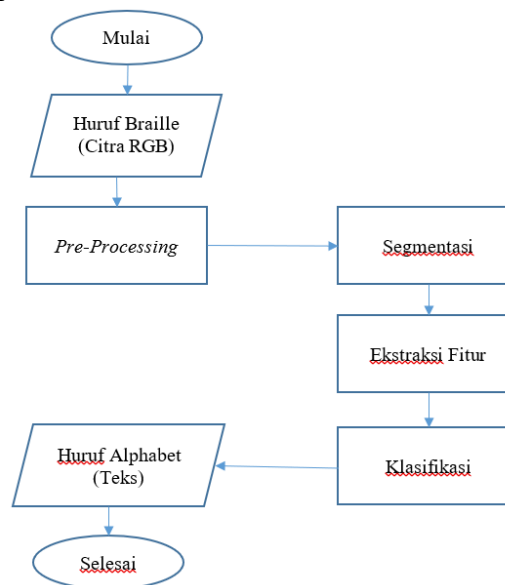
A. Objek penelitian

Huruf braille yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan basis data dari kaggle dimana huruf berbentuk citra digital yang terdiri dari 2 dimensi dengan ukuran 28x28 piksel. Dataset yang digunakan sebanyak 1.560 citra yang terbagi dalam tiga varian utama posisi, yaitu normal, miring (rotasi) dan tidak ditengah (translasi). Pada masing-masing varian, tiap huruf mempunyai beberapa kondisi intensitas yang berbeda. Huruf braille dibuat berdasarkan pembangkitan titik-titik yang terdiri dari tiga baris dua kolom. Dalam mengenali huruf braille

secara visual, diperlukan beberapa fitur yang dapat mewakili citra huruf braille tersebut. Pengenalan dalam penelitian ini dilakukan menggunakan matlab R2021a.

B. Tahapan penelitian

Penelitian dimulai dengan melakukan analisis terhadap kondisi citra. Secara umum citra dalam kondisi iluminasi baik, tetapi ada beberapa citra yang cenderung gelap. Untuk itu perlu dilakukan proses perbaikan citra (*enhancement*) agar citra dapat diproses secara baik sehingga dapat memberikan fitur yang tepat sesuai metode yang digunakan. Setelah pre-processing tersebut, citra diekstraksi menjadi fitur-fitur menggunakan ekstraksi fitur berbasis spasial dan frekuensi. Adapun metode ekstraksi fitur yang digunakan dalam penelitian ini adalah: *fast fourier transform (fft)*, *radially average power spectrum (rapsv)*, *wavelet*, *local binary pattern (lbp)*, *segmentation based on fractal analysis (sfta)*, statistic orde pertama, statistic orde kedua atau *gray level co-occurrence matrix (glcm)*, momen invariant dan komposisi geometri. Fitur-fitur tersebut kemudian diklasifikasi menggunakan beberapa metode klasifikasi, yaitu: *Bayes Net*, *Naïve bayes*, *SVM*, *KNN* dan *Random Forest* untuk melihat kecenderungan ketepatan hasil pengenalan. Secara umum, penelitian ini dilakukan berdasarkan flowchart pada gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Pre-processing

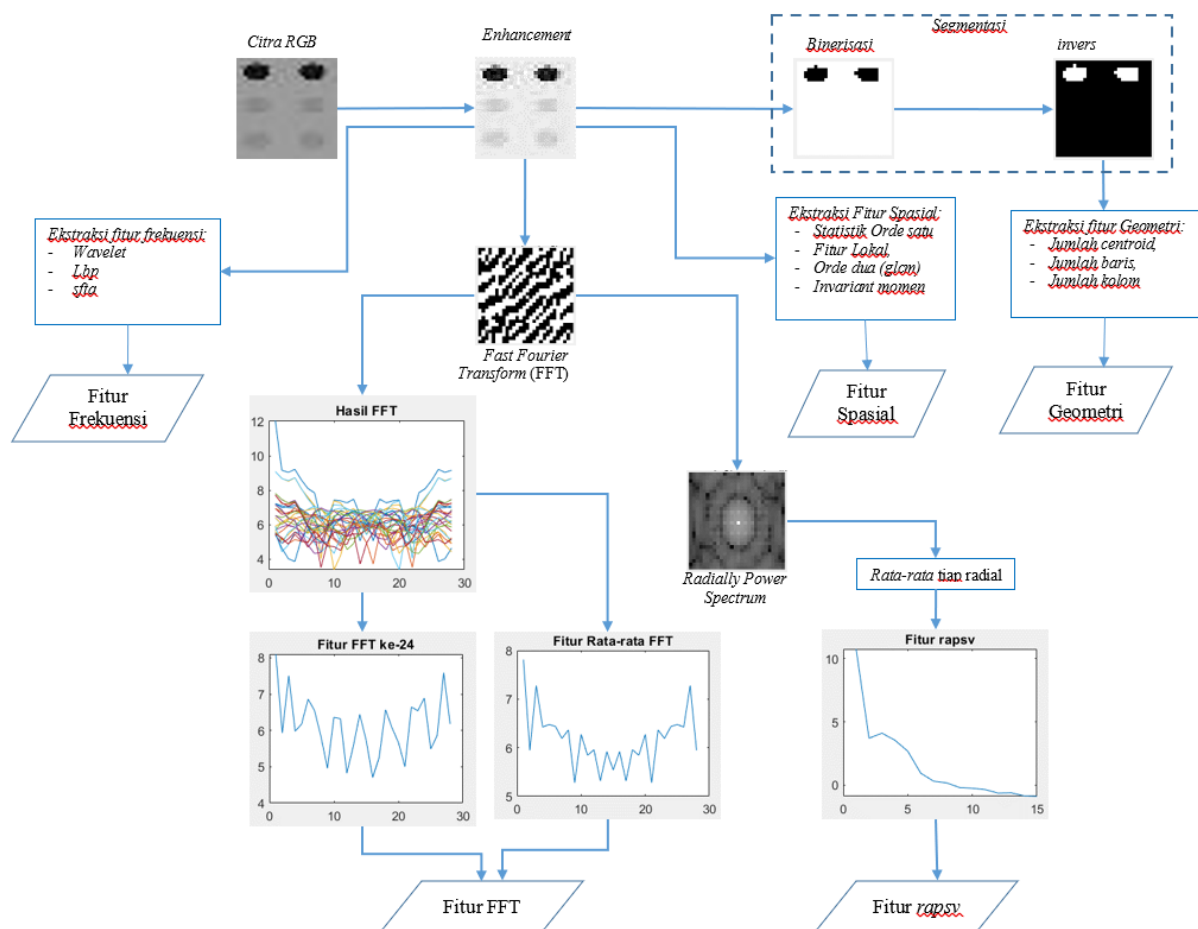
Dalam mengenali huruf braille secara visual, diperlukan beberapa fitur dalam pengenalan tiap huruf braille. Dimulai dengan melakukan analisis terhadap kondisi citra. Tidak semua citra dalam dataset dalam kondisi baik, ada beberapa citra mempunyai intensitas yang cenderung gelap. Untuk itu perlu dilakukan proses awal untuk meningkatkan kondisi citra agar proses selanjutnya dapat memberikan hasil yang tepat. Proses peningkatan kualitas citra diawali dengan mengubah citra RGB ke dalam grayscale kemudian dilakukan perbaikan kondisi citra menggunakan *adjustment*. Hasil dari image enhancement ini nantinya akan diekstraksi fitur spasial maupun diubah ke bidang frekuensi.

2. Segmentasi

Setelah citra ditingkatkan kualitasnya, selanjutnya dilakukan proses segmentasi untuk mendapatkan objek yang ada pada citra. Tujuan dari segmentasi adalah memisahkan objek dengan latarnya (background). Segmentasi dilakukan dalam beberapa langkah, yaitu mengubah citra gray menjadi biner kemudian melakukan inversi citra.

Pengubahan citra gray ke biner dilakukan dengan menggunakan threshold. Jika nilai piksel lebih besar dari threshold, nilai piksel diberi nilai 1 (putih) dan sebaliknya. Pada dasarnya kondisi citra asli mempunyai latar yang lebih terang dibandingkan dengan objek penyusun huruf, sehingga hasil binerisasi akan menghasilkan kondisi latar citra menjadi putih sedangkan objek berwarna hitam. Kondisi citra seperti ini merupakan kebalikan dari kondisi yang dibutuhkan, sehingga dibutuhkan suatu proses untuk membalik kondisi nilai piksel yang dilakukan dengan metode *invers*. Hasil segmentasi ini nantinya akan digunakan dalam proses ekstraksi fitur geometri sedangkan ekstraksi fitur berbasis frekuensi dilakukan pada citra grayscale, hasil perbaikan citra.

3. Ekstraksi fitur

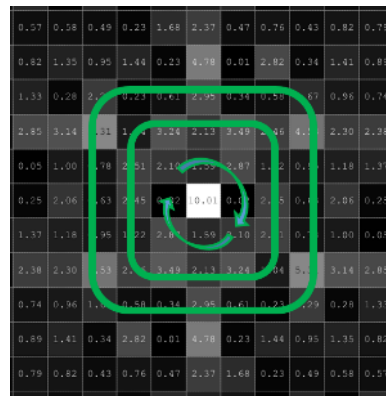


Gambar 2. Metode Ekstraksi Fitur yang digunakan

Dalam penelitian ini, fitur diekstraksi menggunakan bidang frekuensi dan spasial. Proses ekstraksi fitur disajikan pada gambar 2. Fitur dibidang frekuensi secara umum dihitung dengan mengubah citra dalam bidang frekuensi menggunakan *fast fourier transform*. Fitur bidang spasial diekstraksi menggunakan nilai-nilai statistik orde pertama, fitur lokal, nilai statistik orde kedua (*gray level co-occurrence matrix-gldm*) dan invarian momen. Sedangkan fitur geometri dihitung dari citra biner.

Ekstraksi fitur berbasis frekuensi dihitung dengan terlebih dahulu mengubah citra ke bidang frekuensi menggunakan *fast fourier transfor (fft)*. Pengubahan ini menghasilkan nilai fitur frekuensi sesuai ukuran citra yaitu 28. Dari nilai-nilai frekuensi yang terbentuk tersebut, penelitian ini mengambil nilai ke-24 dan rata-rata frekuensi sebagai nilai fitur *fft*. Fitur *fft* ini menghasilkan 36 nilai fitur.

Nilai fourier tersebut kemudian digeser titik pusat sinyalnya ke tengah kemudian mengambil nilai power spectrum. Karena nilai power spektrum terlalu rendah maka digunakan fungsi logaritmik untuk menaikkan nilai tersebut. Setelah itu, power spektrum ditransformasikan ke bentuk koordinat radial lalu dihitung rerata nilai power spektrum yang terbentuk secara radial. Metode ini kemudian dikenal dengan *radially average power spectrum (rapsv)* [17, 14] seperti pada gambar 3. Fitur rapsv ini menghasilkan sejumlah $n/2+1$. Selain nilai rapsv, penelitian ini mengembangkan nolai selisih puncak dari grafik rapsv yang terbentuk.



Gambar 3. Ilustrasi penghitungan fitur RAPS

Selain metode ekstraksi fitur berbasis fourier tersebut, penelitian ini juga menghitung nilai fitur dari wavelet model daubechies dengan decomposisi 2 yang menghasilkan 19 fitur. Metode berbasis tekstur lainnya yang digunakan dalam penelitian ini adalah *lbp* yang dihitung menggunakan model *rotation invariant uniform local binary pattern (lbp-riu)*. Local Binary Pattern adalah salah satu metode ekstraksi fitur berbasis tekstur yang menggambarkan pola tekstur lokal, metode ini dibangun berdasarkan perbandingan nilai intensitas grayscale pada nilai piksel pusat kernel dengan tetangganya. Dari *lbp* model *riu* ini dihasilkan 10 nilai fitur. Metode lain yang digunakan dalam penelitian ini adalah *segmentation based on fractal analysis (sfta)*, dimana citra gray akan dihitung nilai fiturnya berdasarkan fraktal yang terbentuk. Fractal yaitu kumpulan pola-pola geometris. Dari ekstraksi fitur *sfta* dihasilkan 12 nilai fitur. Total fitur yang dihasilkan dari bidang frekuensi pada penelitian ini adalah sebanyak 113 fitur.

Metode ekstraksi fitur lainnya yang diusulkan dalam penelitian ini adalah pada bidang spasial, dimana pada bidang ini nilai fitur diproses dari citra *grayscale* hasil dari perbaikan citra. Fitur pada bidang spasial yang digunakan dalam penelitian ini adalah nilai statistik orde pertama yaitu nilai mean, varian, entropy, standard deviasi, skewness dan kurtosis sebagai berikut:

1. *Mean* (μ)

Menunjukkan ukuran dispersi dari suatu citra

$$\mu = \sum_n f_n p(f_n) \tag{1}$$

dimana f_n merupakan suatu nilai intensitas keabuan, sementara $p(f_n)$ menunjukkan nilai histogramnya (probabilitas kemunculan intensitas tersebut pada citra).

2. *Variance* (σ^2)

Menunjukkan variasi elemen pada histogram dari suatu citra

$$\sigma^2 = \sum_n (f_n - \mu)^2 p(f_n) \tag{2}$$

3. *Skewness* (α_3)

Menunjukkan tingkat kemencengan relatif kurva histogram dari suatu citra

$$\alpha_3 = \frac{1}{\alpha^3} \sum_n (f_n - \mu)^3 p(f_n) \tag{3}$$

4. *Kurtosis (α_4)*

Menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram dari suatu citra

$$\alpha_4 = \frac{1}{\sigma^4} \sum_n (f_n - \mu)^4 p(f_n) - 3 \quad (4)$$

5. *Entropy (H)*

Menunjukkan ukuran ketidakaturan bentuk dari suatu citra

$$H = - \sum_n p(f_n) \log_2 p(f_n) \quad (5)$$

Nilai fitur lokal dihitung dari citra gray berupa nilai dari lokal entropy, lokal range dan lokal standar deviasi. Fitur Lokal merupakan fitur Orde Satu yang dilakukan pada beberapa ketetanggaan piksel (bukan pada suatu citra secara keseluruhan). Fitur lokal entropi, akan menghitung nilai entropi pada lingkungan tetangga terdekat 9x9. Fitur lokal range dihitung dengan mengambil nilai maksimum dikurangi nilai minimum dari 3x3 ketetanggaan dari sebuah piksel. Sedangkan fitur lokal standar deviasi, merupakan fitur yang dihasilkan dari persamaan standar deviasi (σ) dari 3x3 ketetanggaan piksel.

Nilai statistik orde kedua, dikenal juga dengan nilai *gray level co-occurrence matrix (glcm)*. Perhitungan statistic ini menggunakan distribusi derajat keabuan (histogram) dengan mengukur tingkat kekontrasan, granularitas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar piksel di dalam citra [18]. Nilai fitur dari *glcm* ini adalah :

1. *Angular Second Moment (ASM)*

Menunjukkan ukuran sifat homogenitas citra.

$$ASM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j))^2 \quad (6)$$

dimana $p(i, j)$ merupakan menyatakan nilai pada baris i dan kolom j pada matriks kookurensi.

2. *Contrast*

Menunjukkan ukuran penyebaran (momen inersia) elemen-elemen matriks citra. Jika letaknya jauh dari diagonal utama, nilai kekontrasan besar. Secara visual, nilai kekontrasan adalah ukuran variasi antar derajat keabuan suatu daerah citra.

$$Kontras = \sum_{n=1}^L n^2 \{ \sum_{|i-j|=n} GLCM(i, j) \} \quad (7)$$

3. *Correlation*

Menunjukkan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra.

$$Korelasi = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (ij)(GLCM(i, j) - \mu_i' \mu_j')}{\sigma_i' \sigma_j'} \quad (8)$$

4. *Variance*

Menunjukkan variasi elemen-elemen matriks kookurensi. Citra dengan transisi derajat keabuan kecil akan memiliki variansi yang kecil pula.

$$Var = \sum_i \sum_j (i - \mu_i) (j - \mu_j) GLCM(i, j) \quad (9)$$

5. *Invers Difference Moment*

Menunjukkan kehomogenan citra yang berderajat keabuan sejenis. Citra homogen akan memiliki harga *IDM* yang besar.

$$IDM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{(GLCM(i, j))^2}{1+(i-j)^2} \quad (10)$$

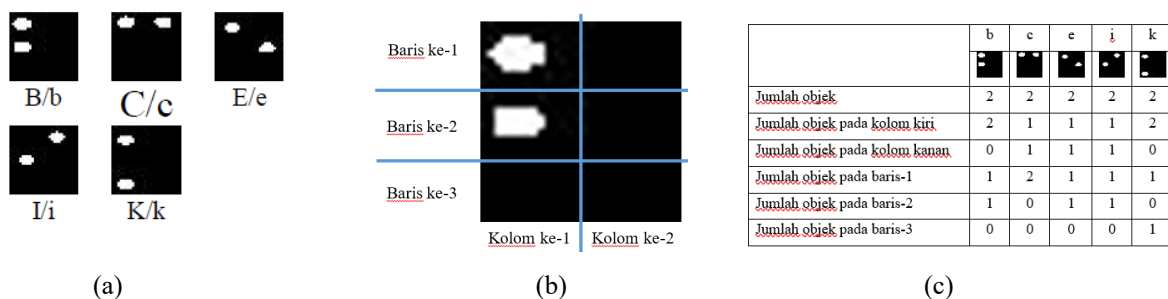
6. Entropy

Menunjukkan ukuran ketidakteraturan bentuk. Harga *ENT* besar untuk citra dengan transisi derajat keabuan merata dan bernilai kecil jika struktur citra tidak teratur (bervariasi).

$$Entropi = - \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j) \log (GLCM(i, j)) \quad (11)$$

Selain ciri orde satu dan orde dua, metode ekstraksi fitur yang digunakan dalam penelitian ini adalah *invariant momen*, dimana fitur ini menghitung nilai statistik dari citra grayscale. Metode ekstraksi fitur invariant momen ini menghasilkan 14 fitur dari perhitungan nilai momen beserta nilai logaritmiknya. Total fitur yang dihasilkan pada bidang spasial ini adalah 29 fitur.

Setelah mendapatkan seluruh fitur dari bidang spasial menggunakan citra grayscale, dihitunglah nilai fitur geometri dari citra biner hasil inversi. Citra biner ini kemudian dilakukan operasi morfologi untuk memperbaiki konstruksi objek kemudian mencari titik centroid dari masing-masing komponen penyusun braille yang terbentuk. Ekstraksi fitur geometri dilakukan pada citra biner akan dibagi dalam grid yang terdiri dari dua kolom dan tiga baris, sesuai dengan penyusun objek pada huruf braille. Pembagian grid pada huruf braille disajikan pada gambar 4. Centroid centroid tersebut akan dihitung jumlahnya pada tiap kolom dan baris. Jumlah centroid inilah yang akan dijadikan fitur tiap huruf. Total fitur yang dihasilkan dari ekstraksi fitur geometri ini sebanyak 6 fitur.



Gambar 4. Ekstraksi fitur geometri (a) penyusun huruf braille (b) pembagian grid (baris dan kolom) pada fitur geometri (c) contoh hasil fitur geometri

4. Klasifikasi

Setelah seluruh citra diekstraksi fitur, selanjutnya dilakukan proses klasifikasi. Total keseluruhan fitur yang dilakukan dalam penelitian ini adalah 148 fitur yang akan diklasifikasikan berdasarkan berdasarkan beberapa skenario pengujian. Metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Bayes Net*, *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine (SVM)*, *K-nearest neighbour (KNN)* dengan k=3 dan *Random Forest (RF)*. Adapun skenario pengujian yang dilakukan adalah:

- 1) Melakukan klasifikasi menggunakan masing-masing metode ekstraksi fitur
- 2) Melakukan klasifikasi menggunakan fitur dalam suatu bidang (bidang frekuensi, spasial dan geometri)
- 3) Gabungan dari beberapa bidang fitur
- 4) Menggabungkan keseluruhan fitur

Hasil pengujian tersebut akan dihitung kesesuaian antara hasil klasifikasi dengan *groundtruth* yang dinyatakan dalam akurasi. Hasil dari masing-masing skenario pengujian disajikan pada bab hasil dan pembahasan.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dilakukan dalam beberapa kali pengujian dengan beragam fitur sesuai scenario pengujian yang dilakukan. Klasifikasi dilakukan menggunakan sistem *k-folds cross-validation* dengan $k=10$. Hasil dari scenario pengujian diatas disajikan pada tabel I.

TABEL I
PERBANDINGAN HASIL AKURASI

No.	Fitur	BAYES NET	NAÏVE BAYES	SVM	KNN=3	RF
1	FFT	60.90%	53.53%	68.33%	70.77%	71.60%
2	RAPSV	81.35%	76.99%	84.36%	83.21%	93.91%
3	Wavelet	35.38%	27.37%	30.90%	49.81%	57.63%
4	LBP	12.82%	14.17%	17.12%	27.05%	33.72%
5	SFTA	42.37%	32.63%	30.38%	44.04%	60.83%
6	Statistik Orde Satu dan Lokal	36.15%	36.79%	40.51%	60.38%	67.69%
7	GLCM	36.99%	31.15%	26.86%	59.10%	65.90%
8	Momen	10.26%	6.41%	4.74%	14.74%	15.13%
9	Frekuensi (FFT, RAPSV, Wavelet, LBP, SFTA)	86.79%	84.74%	91.79%	87.56%	94.04%
10	Fitur Spasial	80.32%	70.19%	83.21%	78.27%	90.06%
11	Geometri	71.79%	72.12%	71.09%	72.69%	75.19%
12	RAPSV + Geometri	90.19%	88.91%	88.46%	87.12%	96.22%
13	Fitur Frekuensi dan geometri	86.79%	84.74%	91.79%	87.56%	94.04%
14	Fitur Spasial dan geometri	86.47%	78.01%	85.77%	86.03%	93.85%
15	Gabungan (Frekuensi, Statistik, Geometri)	93.65%	89.62%	96.47%	91.03%	97.18%

A. Klasifikasi Dengan Masing-Masing Ekstraksi Fitur

Dari beberapa metode ekstraksi fitur yang digunakan, metode *rapsv* memberikan akurasi paling tinggi disemua mesin pembelajaran yang digunakan. Adapun hasil akurasi *rapsv* tertinggi pada mesin pembelajaran random forest yaitu 93.91%, sedangkan ekstraksi fitur Invarian momen memberikan hasil yang sangat kurang memuaskan disemua mesin klasifikasi.

B. Klasifikasi Menggunakan Fitur Dalam Suatu Bidang

Dari berbagai bidang dari ekstraksi fitur diambil, bidang frekuensi memberikan hasil paling tinggi yaitu sebesar 94.04%. Fitur pada bidang frekuensi ini menggabungkan metode ekstraksi fitur *fft*, *rapsv*, *wavelet*, *lbp* dan *sfta*. Akurasi ini sedikit lebih tinggi dibanding penggunaan fitur *rapsv* yang digunakan secara mandiri. Akurasi bidang frekuensi ini mempunyai selisih tipis dengan ekstraksi fitur RAPSV, yaitu sebesar 0.13%. Hal ini menunjukkan bahwa RAPSV memberikan hasil yang efektif terhadap ekstraksi fitur berbasis tekstur pada ranah frekuensi.

Fitur pada bidang spasial menggabungkan nilai fitur dari ciri orde satu, fitur lokal, orde dua dan invarian momen. Gabungan fitur pada bidang spasial ini memberikan hasil akurasi sebesar 90.06% dimana hasil akurasi ini signifikan naik dibanding jika metode ekstraksi fitur secara sendiri-sendiri. Ekstraksi fitur geometri memberikan hasil akurasi sebesar 75.19%. Hasil akurasi ini merupakan hasil akurasi paling kecil, tetapi komputasi yang dilakukan paling sederhana.

C. Gabungan Dari Beberapa Bidang Fitur

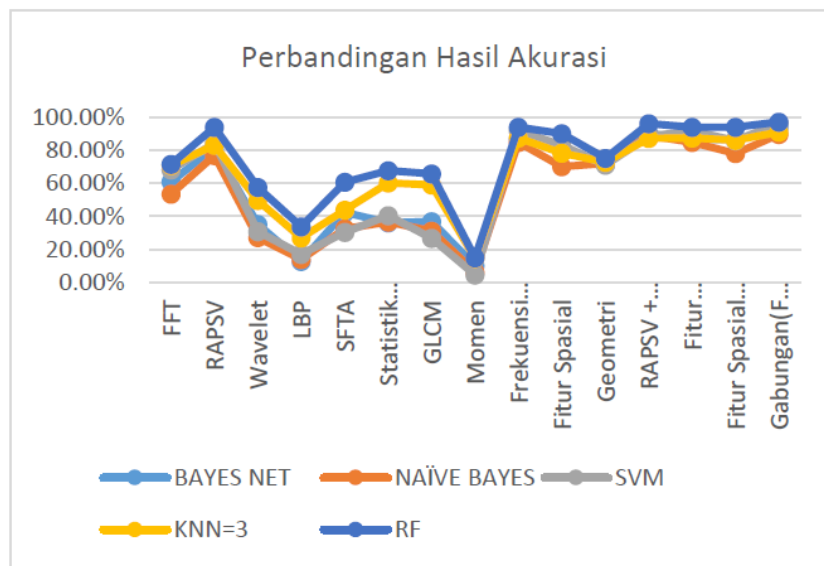
Meskipun ekstraksi fitur pada bidang geometri memberikan hasil yang paling rendah (75.19%), tetapi ketika digabungkan dengan metode ekstraksi fitur *rapsv*, hasil akurasi naik signifikan sebesar 21.03%. Akurasi ini lebih tinggi dibanding dengan hasil akurasi yang dihasilkan dengan menggabungkan fitur frekuensi dengan geometri, yaitu sebesar 94.04%. Fitur gabungan antara frekuensi dan geometri memberikan hasil yang sama dengan ekstraksi fitur dibidang frekuensi saja pada semua mesin pembelajaran yang digunakan.

Fitur gabungan pada bidang spasial dengan geometri memberikan hasil akurasi sebesar 93.85% dimana hasil akurasi ini naik 18.66% dibanding penggunaan ekstraksi fitur geometri secara mandiri. Akurasi dari gabungan ekstraksi fitur dibidang geometri dan rapsv sebesar yaitu sebesar 96.22% merupakan gabungan metode ekstraksi fitur yang terbaik pada skenario ini. Hal ini menunjukkan bahwa rapsv mampu mengekstraksi fitur dengan lebih baik.

D. Menggabungkan Keseluruhan Fitur

Hasil ekstraksi fitur gabungan semua bidang (frekuensi, spasial dan geometri) memberikan akurasi sebesar 97.18%. jika dibandingkan dengan penggabungan *rapsv* dan fitur geometris yang memberikan hasil 96.22%, dimana hasil akurasi ini mempunyai selisih yang kecil, yaitu 0.96%.

Dilihat dari mesin pembelajaran yang digunakan, *Random Forest* memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode klasifikasi lainnya. Sedangkan metode SVM dan KNN memberikan hasil yang selalu bersaing dengan akurasi mendekati hasil Random Forest sedangkan Bayes Net dan Naïve Bayes belum bisa memberikan hasil yang baik. Hasil perbandingan metode akurasi ditampilkan pada gambar 5. Pada keseluruhan mesin pembelajaran, gabungan keseluruhan metode ekstraksi fitur memberikan hasil akurasi tertinggi, yaitu sebesar 93.65% menggunakan *bayes net*, 89.62% menggunakan *Naïve Bayes*, 96.4% menggunakan *svm*, 91.03% menggunakan *knn* dan 97.18% menggunakan *random forest*.



Gambar 5. Perbandingan Kinerja Metode Klasifikasi

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini mengusulkan penggunaan metode berbasis frekuensi, spasial dan geometri untuk mengenali huruf braille. Gabungan dari keseluruhan metode tersebut memberikan akurasi yang cukup baik, yaitu 89.62% hingga 97.18%. Hasil ini memberikan kenaikan signifikan dibanding penggunaan metode ekstraksi fitur secara mandiri. Gabungan metode fekuensi dan geometri memberikan hasil akurasi yang sama dengan penggunaan metode bidang frekuensi saja, pada keseluruhan mesin pembelajaran. Sedangkan metode rapsv memberikan peningkatan akurasi signifikan ketika digabungkan dengan ekstraksi fitur geometri, yaitu 96.22%.

Metode ekstraksi fitur *rapsv* memberikan kenaikan akurasi ketika digabungkan dengan ekstraksi fitur di bidang geometri, yaitu sebesar 14.43% (*knn*) hingga 21.03% (*random forest*). Metode rapsv mempunyai selisih akurasi yang kecil dibandingkan dengan gabungan metode ekstraksi fitur dibidang frekuensi, yaitu sekitar 0.13% (*random forest*) hingga 7.75% (*naive*

bayes). Sedangkan jika dibandingkan dengan keseluruhan fitur, *rapsv* memberikan selisih akurasi sebesar 3.27% (*random forest*) hingga 12.63% (*naïve bayes*). Hal ini menunjukkan bahwa metode ekstraksi fitur *rapsv* dapat mengekstraksi fitur dari citra braille dengan cukup baik dan proses yang cukup sederhana.

REFERENSI

- [1] N. Muda, N. K. Nik Ismail, S. A. Abu Bakar and J. M. Zain, "Optical Character Recognition By Using Template Matching (Alphabet)," UMP Institutional Repository, Malaysia, 2018.
- [2] M. Ryan and N. Hanafiah, "An Examination of Character Recognition on ID card using Template Matching Approach," *Procedia Computer Science*, vol. 59, pp. 520-529, 2015P.
- [3] R. Trianto, N. N. D. Merdekawati, R. P. S. Nugraha, D. N. Y. Astiti and H. G. Tri Atmojo, "KLASIFIKASI HURUF KATAKANA DENGAN METODE," Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia, 2014.
- [4] S. Muharom, "Pengenalan Nomor Ruangan Menggunakan Kamera Berbasis OCR Dan Template Matching," *Jurnal Ilmiah Bidang Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 4, no. 1, pp. 27-32, 2019.
- [5] I. Ozdemira and A. Karnielib, "Predicting forest structural parameters using the image texture derived from WorldView-2 multispectral imagery in a dryland forest, Israel," *Science Direct - International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 13, p. 701–710, 2011.
- [6] Z. Szantoi, F. Escobedo, A. Abd-Elrahmana, S. Smith and L. Pearlstinec, "Analyzing fine-scale wetland composition using high resolution imagery and texture features," *Science direct - International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 23, p. 204–212, 2013.
- [7] B. Beguet, D. Guyon, S. Boukir and N. Chehata, "Automated retrieval of forest structure variables based on multi-scale texture analysis of VHR satellite imagery," *Science Direct - ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 96, p. 164–178, 2014.
- [8] B. Sirmacek and C. Unsalan, "Urban Area Detection Using Local Feature Points and Spatial Voting".
- [9] M. Laba, B. Blair, R. Downs, B. Monger, W. Philpot, S. Smith, P. Sullivan and P. C. Baveye, "Use of textural measurements to map invasive wetland plants in the Hudson River National Estuarine Research Reserve with IKONOS satellite imagery," *Science Direct - Remote Sensing of Environment*, vol. 114, p. 876–886, 2010.
- [10] H. Fadaei, T. Sakai, T. Yoshimura and M. Kazuyuki, "ESTIMATION OF TREE DENSITY WITH HIGH-RESOLUTION IMAGERY IN THE ZARBIN FOREST OF NORTH IRAN (CUPRESSUS SEMPERVIRENCE VAR. ORZONTALIS),," *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science, Kyoto Japan*, vol. XXXVIII, no. 8, pp. 679 - 684, 2010.
- [11] D. Neves and C. Carneiro, "Semi-automatic Use of High Resolution Images and Digital Elevation Models for Counting and Identification of Forest Trees," in *Geocomputation 2007 Conference*, Maynooth, Ireland, 2007.
- [12] J. Li, X. Yan and D. Zhang, "Optical Braille recognition with Haar wavelet features and Support-Vector Machine," Changchun, 2010.

- [13] Y. M. Florestiyanto and H. Prapcoyo, "Braille Detection Application Using Gabor Wavelet and Support Vector Machine," *RSF Conference Series: Engineering and Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 160-169, 2021.
- [14] S. Agustin, H. Ginardi and H. Tjandrasa, "Identification of Oil Palm Plantation in Ikonos Images using Radially Averaged Power Spectrum Values," in *International Conference on Information, Communication Technology and System*, Surabaya, Indonesia, 2015.
- [15] Y. Sahaduta and C. Lubis, "Gray Level Co-ocurrence Matrix sebagai Pengekstraksi Ciri pada Pengenalan Naskah Braille," in *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia STMIK AMIKOM Yogyakarta*, Yogyakarta, Indonesia, 2013.
- [16] E. Ronando and A. Sudaryanto, "Sistem Pengenalan Pola Huruf Brailier Berbasis Audio menggunakan Metode Naive Bayes," *Jurnal Ilmu Komputer dan Desain Komunikasi Visual*, pp. 43 - 52, 2018.
- [17] R. E. S.-Y. Jonathan Cepeda-Negrete, "Automatic selection of color constancy algorithms for dark image enhancement by fuzzy rule-based reasoning," *Elsevier - Science Direct*, vol. 28, no. Soft Computing, pp. 1-10, 2015.
- [18] A. Kadir and A. Susanto, *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*, Yogyakarta: AndiPublisher, 2013.