



Prodi Industri | Date: 2019-02-27 13:59 WIB

* All sources 68 | Internet sources 30 | Own documents 1 | Organization archive 9 | Plagiarism Prevention Pool 1

- [1] https://www.researchgate.net/publication...Penjurusan_Siswa_SMA
0.3% 11 matches

- [2] <informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.muni...Probstat2010-027.pdf>
1.8% 9 matches

- [3] <https://slideplayer.info/slide/3204975/>
0.2% 12 matches

- [5] <yudistira.lecture.ub.ac.id/files/2014/04...ODE-NAIVE-BAYES-.pdf>
0.9% 7 matches

- [6] <https://digilib.uns.ac.id/dokumen/downlo...milarity-abstrak.pdf>
0.8% 6 matches

- [7] <https://fjrhdp.files.wordpress.com/2014/12/paper007.pdf>
0.6% 6 matches

- [8] <https://repository.widyatama.ac.id/xmlui...ab.2.pdf?sequence=11>
0.7% 5 matches

- [9] <https://anzdoc.com/klasifikasi-iklan-pada-online-shop-dengan-metode-naive-bayes.html>
0.7% 3 matches

- [10] <https://edoc.site/penerapan-algoritma-na...uransi-pdf-free.html>
0.4% 4 matches

- [11] simki.unpkediri.ac.id/mahasiswa/file_artikel/2016/10.1.03.02.0188.pdf
0.5% 3 matches

- [12] <https://edoc.site/algoritma-naive-bayes-data-mining-pdf-free.html>
0.4% 4 matches

- [13] <https://docobook.com/penerapan-algoritma-naive-bayes-untuk-mengklasifikasi-data.html>
0.5% 3 matches

- [14] <docplayer.info/113835546-Pola-klasifikas...nformation-gain.html>
0.6% 3 matches

- [15] <https://ecatatan.wordpress.com/category/materi-kuliah/>
0.4% 3 matches
 ⊕ 1 documents with identical matches

- [17] https://www.researchgate.net/publication...iversitas_Mulawarman
0.4% 3 matches
 ⊕ 2 documents with identical matches

- [20] <https://jurnal.ugm.ac.id/agritech/article/download/9570/7145>
0.0% 3 matches
 ⊕ 1 documents with identical matches

- [22] <https://id.scribd.com/doc/239130383/Pene...ata-Nasabah-Asuransi>
0.3% 3 matches

- [24] <https://id.scribd.com/doc/218550049/Algoritma-Naive-Bayes-Data-Mining>
0.0% 1 matches


- [25] https://www.researchgate.net/publication...Koleksi_Perpustakaan
0.0% 1 matches


- [26] https://www.researchgate.net/publication...n_Algoritma_Genetika
0.4% 6 matches


- [27] "UDC_3. Impact Analysis Of Total Mo...ot; dated 2018-12-07
0.3% 4 matches


- [28] <ojs.amikom.ac.id/index.php/dasi/article/download/210/195>
0.0% 3 matches


- https://www.researchgate.net/publication...E_MORINAGA_INDONESIA


- ✓ [32]  https://www.researchgate.net/publication/..._MORNING_COFFIN_IN_BORNEO
0.3% 1 matches


- ✓ [34]  "UNIPRA2_1_972-Article Text-1656-1-10-20171225.pdf" dated 2018-05-16
0.3% 2 matches


- ✓ [35]  https://www.researchgate.net/publication/..._AUDIT_GOING_CONCERN
0.4% 3 matches


- ✓ [36]  "IRA & SITI.pdf" dated 2018-12-06
0.2% 1 matches


- ✓ [38]  https://www.researchgate.net/publication...k_di_Kota_Prabumulih
0.2% 2 matches


- ✓ [39]  "JURNAL RATNA 2018 pdf.pdf" dated 2018-10-12
0.3% 2 matches


- ✓ [40]  "UDC3_2_The Influence of Loan.pdf" dated 2018-12-13
0.2% 1 matches


- ✓ [41]  cikgujumrah.blogspot.com/2013/11/sukatan-memusat-sukatan-serakan.html
0.3% 2 matches


- ✓ [42]  from a PlagScan document dated 2019-01-03 15:26
0.2% 1 matches


- ✓ [43]  <https://anzdoc.com/etnografi-masyarakat-samin-di-bojonegoro.html>
0.2% 2 matches


- ✓ [46]  "68-13-598-2-10-20180314.pdf" dated 2018-10-18
0.2% 1 matches


- ✓ [47]  "945-3917-1-PB.pdf" dated 2018-10-18
0.2% 1 matches


- ✓ [48]  "Geroda_Dionisius_payong_ANALISA_FR...ot; dated 2018-08-23
0.2% 1 matches

- ✓ [49]  www.academia.edu/20177913/Contoh_Review_Paper
0.2% 1 matches

- ✓ [51]  https://www.academia.edu/11510163/Algoritma_NBC
0.2% 1 matches

- ✓ [52]  "Analisis Pengaruh Perencanaan Stra...ot; dated 2018-10-30
0.0% 1 matches

- ✓ [54]  "edp-3876-13-1f318b2e342d36cd61b823f8e1cb8328(2).pdf" dated 2018-07-13
0.0% 1 matches

- ✓ [65]  https://www.researchgate.net/publication/..._di_CV_Karya_Nugraha
0.1% 1 matches

Submission information

Last name: *mariza*

First name: *Mariza*

Paper title: *STUDI KOMPARASI KLASIFIKASI POLA TEKSTUR CITRA DIGITAL MENGGUNAKAN METODE K-MEANS DAN NAÏV*

File: *3. Jurnal Informatika Desember 2018.pdf*

11 pages, 3310 words

PlagLevel: 5.3% selected / 23.2% overall

75 matches from 74 sources, of which 56 are online sources.

Settings

Data policy: *Compare with web sources, Check against my documents in the organization repository, Check against organization repository, Check against the Plagiarism Prevention Pool*

Sensitivity: *High*

Bibliography: *Consider text*

Citation detection: *Reduce PlagLevel*

Whitelist: *--*

STUDI KOMPARASI KLASIFIKASI POLA TEKSTUR CITRA DIGITAL MENGGUNAKAN METODE K-MEANS DAN NAÏVE BAYES

Karina Auliasari¹, Mariza Kertaningtyas²

^{1,2}Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Nasional Malang

Jl. Raya Karanglo Malang - Indonesia
e-mail : karina.auliasari86@gmail.com

ABSTRACT

In this research was doing some performance testing using the k-means and naïve bayes method in classifying two types of image data sets with different texture patterns. The data set tested is the image data set of batik patterns and the brodatz pattern, feature of the image pattern used in this study is contrast and energy that obtained using the gray level co-assurance matrix (GLCM) method. The testing and analysis results show that the set of brodatz pattern image data has better prediction accuracy than the batik pattern image data set with a difference in value of 1.52%. For time parameters in generating contrast and energy feature values, batik pattern image data sets are faster to generate when compared to brodatz pattern image data sets with a time difference of 27.8 milliseconds. Similar results also occur in testing based on prediction time parameters, where the prediction time of batik pattern image data is faster than the brodatz pattern image data set with a time difference of 30.6 milliseconds. From testing using time parameters, it can be concluded that the set of brodatz pattern image data takes longer because the pattern of texture is not uniform, namely in one image there is a smooth and rough pattern because the image is an image with natural texture, different from the batik pattern image that has uniform repetition pattern so that the texture is more regular.

Keywords—Texture, Image, Gray Level Co-Occurance Matrix, K-Means, Naïve Bayes

ABSTRAK

Dalam penelitian ini dilakukan pengujian performa menggunakan metode k-means dan naïve bayes dalam mengelompokkan dan mengklasifikasikan dua jenis set data citra dengan pola tekstur yang berbeda. Set data yang diuji merupakan set data citra pola batik dan set data pola brodatz, fitur ciri pola citra yang digunakan pada penelitian ini adalah fitur contrast dan energy yang didapatkan menggunakan metode gray level co-occurrence matrix (GLCM). Hasil pengujian menggunakan parameter akurasi prediksi memperlihatkan bahwa set data citra pola brodatz mempunyai akurasi prediksi yang lebih baik dibandingkan set data citra pola batik yaitu dengan selisih nilai sebesar 1.52 %. Untuk parameter waktu dalam menghasilkan nilai fitur contrast dan energy set data citra pola batik lebih cepat mengenerate jika dibandingkan dengan set data citra pola brodatz dengan selisih waktu 27.8 milidetik. Hasil serupa juga terjadi pada pengujian berdasarkan parameter waktu prediksi, dimana waktu prediksi set data citra pola batik lebih cepat dibandingkan dengan set data citra pola brodatz dengan selisih waktu 30.6 milidetik. Dari pengujian menggunakan parameter waktu maka dapat disimpulkan bahwa set data citra

pola brodatz memerlukan waktu lebih lama dikarenakan pola teksturnya yang tidak seragam yaitu dalam satu citra terdapat pola halus dan kasar dikarenakan citra merupakan citra dengan tekstur alami, berbeda dengan citra pola batik yang memiliki keseragaman pengulangan pola sehingga tekstur lebih teratur.

Kata Kunci—Citra, Fitur Tekstur, Gray Level Co-Occurance Matrix, K-Means, Naïve Bayes

I. PENDAHULUAN

Proses ekstraksi ciri citra digital (feature extraction) dilakukan untuk mendapatkan karakteristik atau ciri tertentu dari suatu citra digital.

^[43] Karakteristik yang dimaksud adalah informasi tertentu dari objek (foreground) suatu citra yang membuat suatu citra dapat dibedakan, dikelompokkan atau dikenali jika dibandingkan dengan citra yang lain.

^[5] Informasi yang didapatkan dari suatu citra selanjutnya digunakan sebagai parameter ataupun nilai input untuk membedakan antara objek citra yang satu dengan yang lain.^[5] Mekanisme untuk bisa membedakan karakteristik citra yang satu dengan yang lain adalah proses klasifikasi ataupun identifikasi. Sebelum mengklasifikasikan ataupun mengidentifikasi ciri suatu citra, citra tersebut harus didefinisikan terlebih dahulu ciri pola dari objek suatu citra. Sejauh ini ciri pola yang terbentuk dari objek suatu citra dikelompokkan menjadi empat yaitu ciri pola bentuk, geometri, tekstur dan warna. Pada ciri pola tekstur objek suatu citra disegmentasi menjadi beberapa bagian wilayah tertentu (region)

untuk memudahkan proses klasifikasi berdasarkan karakteristik yang membentuk suatu pola tertentu. Tekstur umumnya ditemukan pada citra pemandangan alam dan citra pola buatan manusia.^[5]

Sejauh ini metode klasifikasi yang banyak diaplikasikan pada banyak penelitian untuk mengklasifikasikan suatu citra adalah metode K-nearest dan naïve bayes.^[35] Seperti penelitian yang dilakukan Mardhiyah dan Harjoko di tahun 2011, penelitian ini menggunakan algoritma metode K-means untuk membedakan ciri pola ukuran citra paru-paru sebelah kanan dan citra paru-paru sebelah kiri. Pada penelitian Mardhiyah dan Harjoko citra paru yang diklasifikasi sebelumnya melalui proses segmentasi untuk memperjelas objek paru-paru [1]. Wijaya dan Kusumadewi pada tahun 2015 yang menggunakan algoritma K-means clustering untuk mengelompokkan citra MRI (magnetic resonance imaging) sebelum citra dikompresi untuk menghemat ruang penyimpanan citra pada computer. Pada penelitian tersebut citra dikelompokkan berdasarkan parameter

ekstensi dari citra MRI yaitu .png, .jpg, dan .bmp. Berbeda dengan metode K-means yang mengklasifikasikan suatu citra ke dalam kelompok-kelompok (cluster) metode naïve bayes membagi citra ke dalam kelas-kelas tertentu berdasarkan perhitungan probabilitas dan statistic [2]. Seperti penelitian yang dilakukan Alamsyah di tahun 2017, Alamsyah menggunakan algoritma metode naïve bayes untuk mengkasifikasikan citra penyakit kanker payudara ke dalam dua kelas yaitu kelas malignant dan kelas benign. Akurasi ketepatan metode dalam mengklasifikasikan citra kanker payudara Alamsyah bandingkan dengan hasil diagnosis pembacaan citra oleh dokter spesialis kanker payudara [3].^[52] Demikian halnya dengan penelitian yang dilakukan oleh Alviansyah, dkk di tahun 2017 menggunakan algoritma metode naïve bayes untuk mengidentifikasi penyakit tanaman tomat. Pada penelitian tersebut Alviansyah, dkk membagi citra ke dalam lima kelas ciri citra tanaman tomat yang berpenyakit [4].

Penelitian untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan tekstur citra dilakukan untuk berbagai tujuan. Seperti penelitian yang dilakukan oleh Agustin dan Prasetyo pada tahun 2011 yang melakukan perbandingan metode K-Nearest Neighbour (K-NN) dan Jaringan Saraf

Tiruan Backpropagation (JST) dalam mengklasifikasikan jenis mangga berdasarkan citra tekstur daun mangga. Dari hasil pengujian pada penelitian Agustin dan Prasetyo menunjukkan bahwa dari 12 data uji rata-rata akurasi untuk metode K-NN adalah 54.24 % sedangkan JST Backpropagation sebesar 65.19 % [5]. Di tahun 2014 Setiohardjo dan Harjoko juga melakukan perbandingan metode K-NN dan Nearest Mean Classifier (NMC) dalam proses klasifikasi citra tekstur motif kain tenun provinsi Nusa Tenggara Timur. Dari penelitian Setiahardjo dan Harjoko menunjukkan bahwa metode K-NN memberikan tingkat akurasi 80% dibandingkan dengan metode NMC yang hanya sebesar 45 % [6].

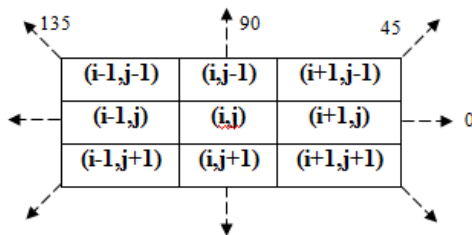
Berdasarkan uraian review literatur perkembangan penerapan metode klasifikasi pada suatu citra maka pada penelitian ini dilakukan analisis tektur menggunakan teknik GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix) untuk kemudian diklasifikasikan ke dalam kelompok atau kelas tertentu dengan metode K-Means Clustering dan Naïve Bayes Classifier.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2. 1.Gray Level Co-occurrence Matrices

Metode gray Level Co-occurrence matrices (GLCM) merupakan metode

perhitungan pola tekstur dengan memperhitungkan hubungan ketetanggaan antar piksel dalam suatu citra. Metode GLCM memperhitungkan sudut yang dibentuk oleh dua buah piksel sehingga disebut matriks ko-okurensi yaitu matriks yang berisi nilai intensitas kedua piksel yang memiliki jarak tertentu dan membentuk suatu sudut. Jika jarak antara dua piksel (x_1, y_1) dan (x_2, y_2) dinotasikan sebagai d dan θ merupakan sudut antara kedua piksel, maka kedua piksel tersebut dapat terletak pada delapan arah yang berlainan seperti yang digambarkan pada Gambar 1[7].



Gambar 1. Piksel bertetangga pada delapan arah berlainan [7]

Matriks kookuransi yang dihasilkan kemudian dianalisis untuk menghasilkan nilai numerik yang lebih mudah diintegrasikan dibandingkan matriks, nilai ini disebut descriptor.^[20] Beberapa descriptor yang bisa diturunkan dari GLCM yaitu ^[20] kontras, energi (angular second moment), entropi, inverse difference moment (local homogenitas), variance, cluster shade, cluster performace, homogenitas, korelasi, sum of

average, sum of variance, sum of entropy, difference of variance, difference of entropy [8].

2. 2. K-Means Clustering

Algoritma K-Means diperkenalkan oleh J.B.^[3] MacQueen pada tahun 1976.^[3] Metode ini mempartisi data ke dalam cluster (kelompok) sehingga data yang memiliki karakteristik yang sama dikelompokkan ke dalam cluster yang sama dan data yang mempunyai karakteristik berbeda dikelompokkan ke dalam kelompok yang lain ^[9].^[1] Berikut adalah langkah-langkah dari algoritma K-Means [9]:
 Step 1 ^[3] Menentukan banyak K-cluster yang ingin dibentuk.

Step 2 ^[1] Membangkitkan nilai random untuk pusat cluster awal (centroid) sebanyak k.

Step 3 ^[1] Menghitung jarak setiap data input terhadap masing-masing centroid menggunakan rumus jarak Euclidian (Euclidian Distance) hingga ditemukan jarak yang paling dekat dari setiap data dengan centroid.^[1] Berikut adalah persamaan Euclidian Distance (persamaan 1) :

$$d(x_i, \mu_j) = \sqrt{(x_i - \mu_j)^2} \quad (1)$$

Step 4 ^[1] Mengklasifikasikan setiap data berdasarkan kedekatannya dengan centroid (jarak terkecil).

Step 5 ^[1] Mengupdate nilai centroid.^[1] Nilai centroid baru diperoleh dari rata-rata cluster yang bersangkutan dengan menggunakan rumus yang ditunjukkan pada persamaan 2 :

$$\mu_j(t + 1) = \frac{1}{N_{S_j}} \sum_{j \in S_j} x_j \quad (2)$$

dimana:

$\mu_j(t+1)$ = centroid baru pada iterasi ke (t+1),

N_{S_j} = banyak data pada cluster S_j

Step 6 : Melakukan perulangan dari langkah 2 hingga 5 hingga anggota tiap cluster tidak ada yang berubah.

Step 7 : Jika langkah 6 telah terpenuhi, maka nilai rata-rata pusat cluster (μ_j) pada iterasi terakhir akan digunakan sebagai parameter untuk Radial Basis Function yang ada di hidden layer.

2. 3. Naïve Bayes Classifier (NBC)

Dalam prosesnya, Naive Bayes Classifier mengasumsikan bahwa ada atau tidak adanya suatu fitur pada suatu kelas tidak berhubungan dengan ada atau tidaknya fitur lain di kelas yang sama. Probabilitas Naive Bayes dapat dirumuskan dalam persamaan 3 [10].^[2]

$$p(C|F_1, \dots, F_m) \quad (3)$$

Dimana C adalah peubah kelas yang dependen yang akan berisi salah satu kelas dari berbagai kelas, dan F_1 sampai F_n adalah peubah fitur atau ciri-ciri dari masukan [10].^[2] Namun, jika nilai n terlalu besar atau ada beberapa fitur yang memiliki nilai yang sangat besar, maka dengan menggunakan teorema bayes persamaan di atas dapat disesuaikan menjadi seperti Persamaan 4.

$$p(C|F_1, \dots, F_m) = \frac{p(C) \cdot p(F_1, \dots, F_m|C)}{p(F_1, \dots, F_m)}$$

$$p(C|F_1, \dots, F_m) = \frac{p(C) \cdot p(F_1, \dots, F_m|C)}{p(F_1, \dots, F_m)} \quad (4)$$

Dimana variabel C merepresentasikan kelas, sementara variabel F_1, \dots, F_n merepresentasikan karakteristik dari setiap fitur citra yang digunakan untuk melakukan klasifikasi.^[8] Jadi rumus tersebut menjelaskan bahwa peluang masuknya sampel dengan karakteristik tertentu dalam kelas C (posterior) adalah peluang munculnya kelas C (sebelum masuknya sampel tersebut, seringkali disebut prior), dikali dengan peluang kemunculan karakteristik fitur sampel pada kelas C (disebut juga likelihood), dibagi dengan peluang kemunculan karakteristik-karakteristik sampel secara global (disebut juga evidence) [11]. Karena itu, secara sederhana rumus tersebut dapat ditulis seperti pada persamaan 5.

$$^{[2]} \text{Posterior} = \frac{\text{prior} \times \text{likelihood}}{\text{evidence}} \quad (5)$$

Karena nilai F_i selalu diberikan dan dependen terhadap nilai C, maka nilai penyebut (evidence) pada persamaan di atas akan selalu konstan.^[2] Karenanya, yang bisa kita lakukan hanyalah memanipulasi pembilangnya sesuai dengan joint probability model sebagaimana yang ditunjukkan dalam Persamaan 6.

$$\begin{aligned}
 & p_{C, F_1, \dots, F_m} \\
 &= p_C p_{F_1, \dots, F_m} \\
 &= p_C p_{F_1} p_{F_2, \dots, F_m} \\
 &= p_C p_{F_1} p_{F_2} p_{F_3, \dots, F_m} \\
 &= p_C p_{F_1} p_{F_2} p_{F_3} \dots p_{F_m} \quad (6)
 \end{aligned}$$

Diasumsikan setiap F_i independen secara kondisional terhadap F_j dengan $j \neq i$. Hal ini ditunjukkan dalam persamaan 7.

$$p_{F_i | C, F_j} = p_{F_i | C} \quad (7)$$

Sehingga persamaan awal dapat ditulis kembali seperti pada persamaan 8.

$$p_{C, F_1, \dots, F_m} = p_C \prod_{i=1}^n p_{F_i | C} \quad (8)$$

Berdasarkan aturan diskriminan f pada kelas C jika g_i, g_j , untuk setiap $j \neq i$ maka diperoleh rumusan seperti pada persamaan 9.

$$g_j(f_j) = \log(p(C_j)) - \sum_{i=1}^n \log(\sigma_{ic}) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \frac{(f_j - \mu_{ic})^2}{\sigma_{ic}^2} \quad (9)$$

Selanjutnya, proses testing dilakukan dengan cara membandingkan nilai diskriminan dari setiap kelas dan mengambil nilai diskriminan tertinggi sebagai hasil dari testing. Sehingga dapat dirumuskan dengan persamaan 10.

$$\hat{e} = \arg \max_c g_j \quad (10)$$

III. METODE PENELITIAN

Tiga tahapan utama dalam rangka untuk menguji metode K-Means dan NBC dalam mengklasifikasikan pola citra digital yaitu

pre-, main- dan post-processing. Namun sebelum memasuki tahapan preprocessing proses awal yang dilakukan adalah pengumpulan dan pemilahan data citra sebagai bahan uji.^[39] Data citra yang digunakan ada dua jenis yaitu citra yang memiliki pola tekstur buatan manusia dan citra yang memiliki pola tekstur alami atau natural. Untuk citra pola tekstur buatan manusia pada penelitian ini menggunakan 66 set data citra dengan pola tekstur batik dan 66 set data citra pola alamiah dengan pola tekstur brodatz. Citra yang disiapkan sebagai citra input adalah citra yang berukuran 308x448 piksel dan berformat .jpg atau .gif. Setelah bahan uji siap digunakan, proses selanjutnya adalah perancangan algoritma dan pemrograman yang dibutuhkan dalam mewujudkan aplikasi pengujian klasifikasi pola tekstur citra.

3. 1.Pre-processing

Memiliki tiga proses yaitu proses mengubah citra input menjadi grayscale, proses image enhancement (melalui perbaikan nilai kontras citra) dan penajaman tepi objek citra (menggunakan operasi low pass filter).

3. 2.Main-processing

Pada tahapan main-processing dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrices) untuk memperoleh

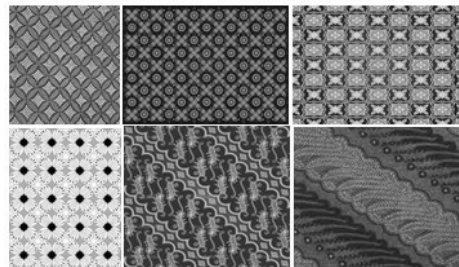
beberapa nilai parameter yang digunakan dalam ekstraksi ciri tekstur. Proses awal pada tahap main-processing yaitu menentukan koordinat 4 arah (arah dengan sudut 0° , 45° , 90° , dan 135°) dan jarak antar piksel. Kemudian algoritma akan membentuk matrik kookurensi dengan cara menghitung jumlah kemunculan piksel dengan nilai intensitas i dan j pada jarak dan arah yang ditentukan. Hasil akhir dari algoritma pada tahapan ini adalah didapatkannya nilai nilai ciri statistik dari GLCM (contrast, correlation, homogeneity dan energy) . Pada penelitian ini hanya dua fitur yang digunakan yaitu contrast dan energy untuk selanjutnya digunakan sebagai data input pada tahapan post-processing.

3. 3. Post-processing

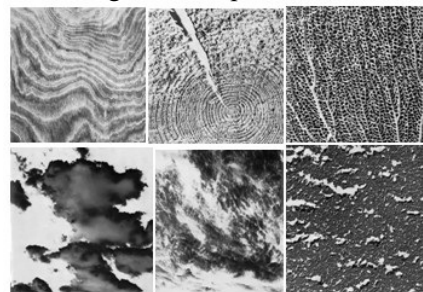
Pada tahapan post-processing metode K-Means digunakan untuk mengelompokkan data citra pola tekstur sehingga citra yang memiliki ciri tekstur berdasarkan nilai contrast dan energy yang sama dikelompokkan ke dalam satu kelompok sedangkan citra yang memiliki tekstur yang berbeda dikelompokkan pada kelompok yang lain. Selanjutnya metode Naïve Bayes digunakan untuk mengklasifikasikan citra sesuai kelas atau cluster yang telah terbentuk sebelumnya dari hasil metode K-Means.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Uji perbandingan dari hasil pengelompokkan oleh metode K-Means dan pengklasifikasian oleh metode Naïve Bayes diterapkan pada dua data citra yaitu 66 citra dengan pola batik dan 50 citra dengan pola brodatz. Beberapa dataset citra pola batik dan brodatz hasil dari tahapan pre-processing ditunjukkan pada Gambar 2 dan Gambar 3.



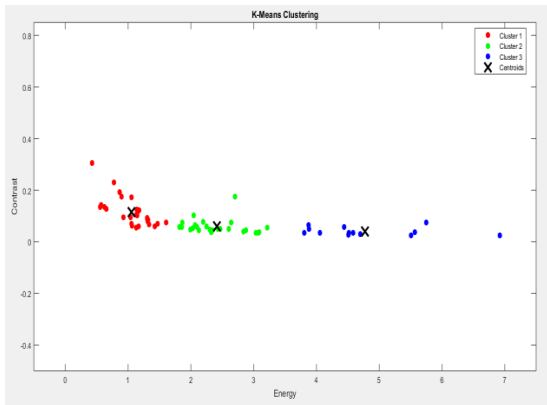
Gambar 2. Hasil pre-processing citra dengan tekstur pola batik



Gambar 3. Hasil pre-processing citra dengan tekstur pola brodatz

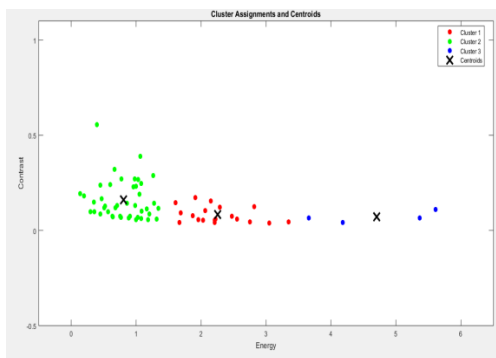
Pengelompokan set data dilakukan dengan menggunakan algoritma metode K-Means berdasarkan dua fitur yang dipakai yaitu contrast dan energy. Set data citra yang mirip akan saling berdekatan dan yang berbeda akan mengelompok pada kelompok yang

berbeda. Pada Gambar 4 disajikan hasil grafik pengelompokan 66 set data citra pola batik menjadi 3 kelompok.



Gambar 4. Grafik hasil k-means clustering set data citra pola batik

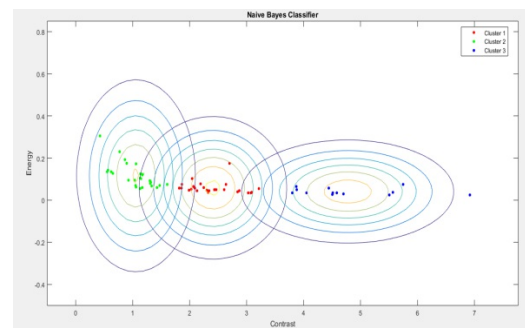
Pada Gambar 4 66 set data citra pola batik dikelompokkan ke dalam 3 kelompok berdasarkan 3 nilai centroid yaitu 1.0573, 2.4113 dan 4.7767. Untuk hasil pengelompokan 66 set data citra pola brodatz ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik hasil k-means clustering set data citra pola brodatz

Pada Gambar 5 66 set data citra pola brodatz dikelompokkan ke dalam 3 kelompok berdasarkan 3 nilai centroid yaitu 0.8059, 2.2561 dan 4.7027.

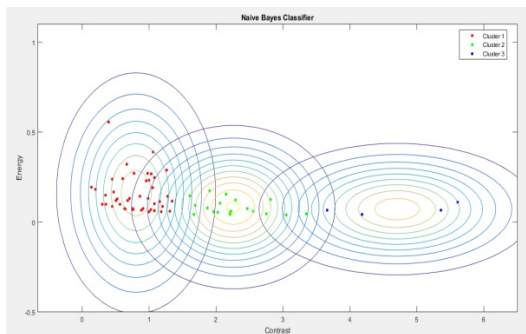
Selanjutnya hasil pengelompokan diklasifikasikan menjadi 3 kelas dengan fitur energy dan contrast. Diagram klasifikasi set data citra pola batik dan pola brodatz ditunjukkan pada Gambar 6 dan Gambar 7. Dari diagram pada Gambar 6 dan Gambar 7 dapat diamati bahwa data kelas A pada set data pola brodatz lebih menyebar di wilayah kiri atas, sedangkan kelas B pada set data pola batik lebih mengelompok jika dibandingkan dengan pola brodatz yang lebih menyebar di tengah untuk kelas C pada set data pola batik juga lebih mengelompok berbeda dengan pola brodatz yang sangat menyebar di wilayah kanan dan jumlahnya juga sedikit.



Gambar 6. Diagram pemetaan energy dan contrast set data citra pola batik

Untuk melakukan studi komparasi antara set data pola batik dan pola brodatz, digunakan dua parameter pengujian yaitu akurasi prediksi yang dihasilkan dan waktu (waktu menghasilkan nilai fitur contrast dan energy dan waktu hasil prediksi). Dari Tabel 1 menunjukkan

bahwa hasil pengujian menggunakan parameter akurasi prediksi memperlihatkan bahwa set data citra pola brodatz mempunyai akurasi prediksi yang lebih baik dibandingkan set data citra pola batik yaitu dengan selisih nilai sebesar 1.52 %.



Gambar 7. Diagram pemetaan energy dan contrast set data citra pola brodatz

Tabel 1. Hasil pengujian set data citra pola batik dan pola brodatz

Set data	Akurasi (%)	Waktu generate nilai contrast & energy (milidetik)	Waktu prediksi (milidetik)
Citra pola batik	98.48 %	7.2 ms	12 ms
Citra pola brodatz	100 %	35 ms	42.6 ms

Dari hasil pengujian pada Tabel 1 juga dapat diamati bahwa untuk parameter waktu dalam menghasilkan nilai fitur contrast dan energy set data citra pola batik lebih cepat mengenerate jika dibandingkan dengan set data citra pola brodatz dengan selisih waktu 27.8

milidetik. Hasil serupa juga terjadi pada pengujian berdasarkan parameter waktu prediksi, dimana waktu prediksi set data citra pola batik lebih cepat dibandingkan dengan set data citra pola brodatz dengan selisih waktu 30.6 milidetik.

V. SIMPULAN

Dari hasil pengujian pengelompokan dan pengklasifikasian set data citra pola batik dan pola brodatz menggunakan metode K-Means dan Naïve Bayes menunjukkan bahwa set data citra pola brodatz memiliki nilai akurasi lebih baik jika dibandingkan dengan set data citra pola brodatz. Dilihat dari pengujian menggunakan parameter waktu baik dalam mengenerate nilai fitur kontras dan energy maupun waktu prediksi menunjukkan bahwa set data citra pola batik memerlukan waktu yang lebih sedikit jika dibandingkan dengan set data citra pola brodatz. Jika dilihat dari pengujian menggunakan parameter waktu maka dapat disimpulkan bahwa set data citra pola brodatz memerlukan waktu lebih lama dikarenakan pola teksturnya yang tidak seragam yaitu dalam satu citra terdapat pola halus dan kasar dikarenakan citra merupakan citra dengan tekstur alami, berbeda dengan citra pola batik yang memiliki keseragaman pengulangan pola sehingga tekstur lebih teratur.

PENELITIAN LANJUTAN

Untuk peningkatan hasil penelitian dengan topik yang serupa berikut beberapa saran yang dapat dikembangkan lebih lanjut :

1. Menggunakan beberapa metode clustering selain K-Means untuk melakukan pengelompokan data.
2. Menggunakan beberapa metode classifier selain Naïve Bayes untuk melakukan pengklasifikasian data.
3. Melakukan pengujian dengan menggunakan parameter akurasi metode dan waktu prediksi metode

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Mardhiyah, A. dan Harjoko, A., 2011, Metode Segmentasi Paru-paru dan Jantung Pada Citra XRay Thorax, IJEIS, Vol.1, No.2, October 2011, pp. 35~44, ISSN: 2088-3714.
- [2] Wijaya, I.W.A dan Kusumadewi, A., 2015, Penerapan Algoritma K-Means Pada Kompresi Adaptif Citra Medis MRI, INFORMATIKA Vol. 11, No. 2, November 2015.
- [3] Alamsyah, 2017, Implementation Of Naive Bayes Method In Classification Of Breast Cancer Disease, Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, Vol. 2, No.1, June 2017, ISSN : 2528 – 0260.
- [4] Alviansyah, F., Ruslianto, I. dan Diponegoro, M., Identifikasi Penyakit Pada Tanaman Tomat Berdasarkan Warna Dan Bentuk Daun Dengan Metode Naive Bayes Classifier Berbasis Web, Jurnal Coding Sistem Komputer Untan Volume 05, No.1 (2017), hal. 23-32, ISSN : 2338-493X.
- [5] Agustin, S. dan Prasetyo, E, 2011, Klasifikasi Jenis Pohon Mangga Gadung dan Curut Berdasarkan Tekstur Daun, Prosiding SESINDO 2011 Jurusan Sistem Informasi ITS.
- [6] Setiahardjo N. M. dan Harjoko A., 2014, Analisis Tekstur untuk Klasifikasi Motif Kain (Studi Kasus Kain Tenun Nusa Tenggara Timur), IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems) Vol. 8, No. 2 2014 Jurusan Ilmu Komputer, Univ. Gadjah Mada, Yogyakarta.
- [7] Putra, T., Adi, K. dan Isnanto, R., 2013, Pengenalan Wajah dengan Matriks Kookurensi Aras Keabuan dan Jaringan Saraf Tiruan Probabilistik, Jurnal Sistem Informasi Bisnis, Februari 2013, Universitas Diponegoro Semarang.
- [8] Auliasari K, Bastia, Fardani B., Zulkifli dan Ivandi, 2017, Ekstraksi Ciri Tekstur Citra Wajah Pengguna

Narkotika Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurance Matrix, Jurnal TEKNOMATIKA, Vol. 10 No. 1 Juli 2017, 1979-7656.

- [9] Prasetyo E., 2014, Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan MATLAB, Penerbit ANDI OFFSET, Yogyakarta.
- [10] Aribowo, T., 2010, Aplikasi Inferensi Bayes pada Data Mining terutama Pattern Recognition, Jurnal ITB bidang Sistem dan Teknik Informasi, Bandung.
- [11] Natalius, S., 2010, Metoda Naive Bayes Classifier dan penggunaannya pada Klasifikasi Dokumen, Jurnal ITB bidang Sistem dan Teknik Informasi, Bandung.