

**PENINGKATAN HASIL DIAGNOSIS KANKER PAYUDARA
DARI HASIL CITRA MAMMOGRAM MENGGUNAKAN
METODE EKSTRAKSI CIRI DAN KLASIFIKASI**

SKRIPSI

untuk memenuhi salah satu persyaratan
mencapai derajat Sarjana S1



Disusun oleh:

RETNO PARAS RASMI

16524049

**Jurusan Teknik Elektro
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia
Yogyakarta**

2020

LEMBAR PENGESAHAN

**PENINGKATAN HASIL DIAGNOSIS KANKER PAYUDARA DARI HASIL CITRA
MAMMOGRAM MENGGUNAKAN METODE EKSTRAKSI CIRI DAN KLASIFIKASI**

TUGAS AKHIR

ISLAM

**Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana Teknik
pada Program Studi Teknik Elektro
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia**

Disusun oleh:

**Retno Paras Rasmi
16524049**

Yogyakarta, 22-11-2020

Menyetujui,

Pembimbing

31809

**Elvira Sukma Wahyuni, S.Pd, M.Eng
155231301**

LEMBAR PENGESAHAN

SKRIPSI

**PENINGKATAN HASIL DIAGNOSIS KANKER PAYUDARA DARI HASIL CITRA
MAMMOGRAM MENGGUNAKAN METODE EKSTRAKSI CIRI DAN KLASIFIKASI**

Dipersiapkan dan disusun oleh:

Retno Paras Rasmi

16524049

Telah dipertahankan di depan dewan penguji

Pada tanggal: **08 Desember 2020**

Susunan dewan penguji

Ketua Penguji : **Elvira Sukma Wahyuni, S.Pd, M.Eng,**

Anggota Penguji 1: **Dzata Farahiyah, ST, M.Sc**

Anggota Penguji 2: **Ida Nurcahyani, ST, M.Eng**

3180y!

[Signature]

[Signature]

**Skripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana**

Tanggal: 04 Januari 2021

Ketua Program Studi Teknik Elektro



Yusuf Aziz Amrulloh, S.T., M.Eng., Ph.D

045240101

PERNYATAAN

PERNYATAAN

Dengan ini Saya menyatakan bahwa:

1. Skripsi ini tidak mengandung karya yang diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan Saya juga tidak mengandung karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.
2. Informasi dan materi Skripsi yang terkait hak milik, hak intelektual, dan paten merupakan milik bersama antara tiga pihak yaitu penulis, dosen pembimbing, dan Universitas Islam Indonesia. Dalam hal penggunaan informasi dan materi Skripsi terkait paten maka akan diskusikan lebih lanjut untuk mendapatkan persetujuan dari ketiga pihak tersebut diatas.

Yogyakarta, 22 November 2020



Retno Paras Rasmi

KATA PENGANTAR



Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Segala Puji dan syukur yang tak terhingga kepada Allah SWT, Tuhan semesta alam karena berkat Rahmat dan kasih sayang-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “Peningkatan Hasil Diagnosis Kanker Payudara Dari Hasil Citra Mammogram Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri dan Klasifikasi”. Skripsi ini disusun dalam rangka memenuhi prasyarat akademis untuk mencapai gelar kesarjanaan Strata 1 pada Jurusan Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.

Dalam penyusunan skripsi ini penulis telah mendapatkan bantuan, dorongan, bimbingan dan pengarahan dari berbagai pihak, hal ini dikarenakan keterbatasan ilmu dan pengalaman yang penulis miliki. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan rasa terimakasih kepada semua yang telah mendukung penulis untuk dapat menyelesaikan skripsi ini, terutama kepada:

1. Orang Tua saya tercinta, terima kasih atas doa, kasih sayang, dorongan, kepercayaan, nasehat, dan bantuan baik material maupun spiritual yang telah diberikan selama ini kepada saya.
2. Kakak-kakakku tersayang, S. Nestiti dan N. Tyas. Terima kasih atas doa dan dukungan yang telah diberikan dalam mengerjakan laporan Skripsi ini.
3. Ibu Elvira Sukma Wahyuni, S.Pd., M.Eng., selaku Dosen Pembimbing, yang telah memberi bantuan dan pengarahan hingga terselesaikan laporan Skripsi ini.
4. Bapak Yusuf Aziz Amrullah, S.T., M.Eng., Ph.D., selaku Ketua Jurusan Teknik Elektro, Universitas Islam Indonesia.
5. Seluruh Dosen Jurusan Teknik Elektro, terima kasih atas bimbingan selama menempuh kuliah dari semester pertama hingga akhir di Jurusan Teknik Elektro.
6. Seluruh staff Jurusan Teknik Elektro yang sudah mendampingi, membimbing, dan memberi bantuan selama menempuh kuliah di Jurusan Teknik Elektro Universitas Islam Indonesia.
7. Saudari Rachel Kurnia, Vera Giyaning Tiyas dan Annisa Christyanti yang selalu mendampingi dan membantu saya selama menempuh kuliah.
8. Teman-teman mahasiswa Jurusan Teknik Elektro Universitas Islam Indonesia angkatan 2016.

9. Terakhir untuk segenap pihak yang telah membantu penulis, yang tidak bisa disebutkan satu persatu, terima kasih telah memberikan semangat dan dorongan hingga akhirnya skripsi ini dapat selesai dengan baik dan sesuai harapan. Semoga Allah membalas kebaikan kalian semua.

Wassalamu 'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Yogyakarta, 22 November 2020

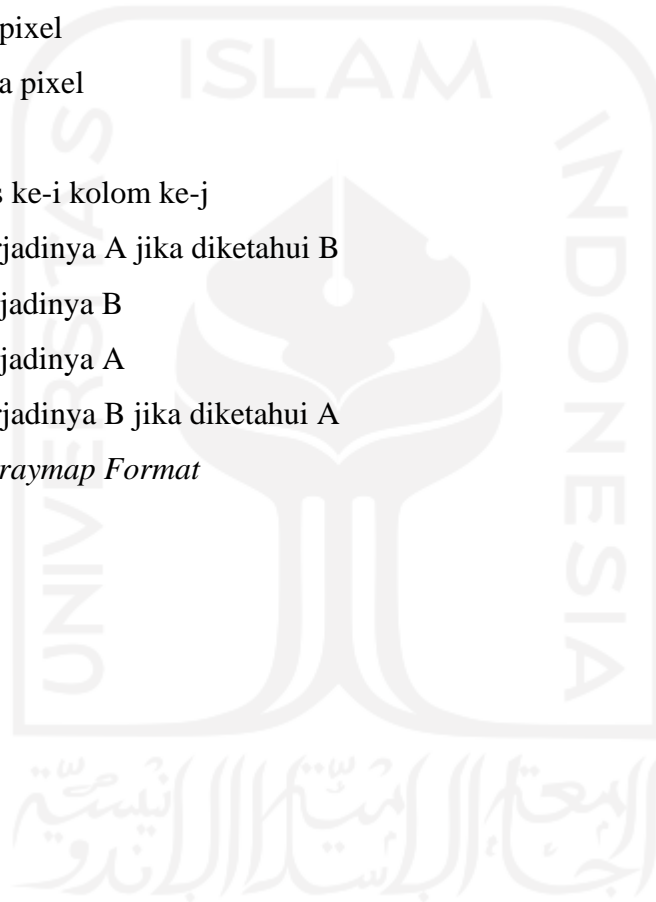


Retno Paras Rasmi



ARTI LAMBANG DAN SINGKATAN

- μ = Nilai rata-rata citra (*mean*)
 σ = Standar deviasi citra
 a = Mayor axis
 A = Area
 b = Minor axis
 C = *Circumference*
 e = *Eccentricity*
 i = Baris pada pixel
 j = Kolom pada pixel
 M = *Metric*
 $p(i,j)$ = Pikel baris ke- i kolom ke- j
 $P(A|B)$ = Peluang terjadinya A jika diketahui B
 $P(B)$ = Peluang terjadinya B
 $P(A)$ = Peluang terjadinya A
 $P(B|A)$ = Peluang terjadinya B jika diketahui A
 PGM = *Portable Graymap Format*



ABSTRAK

Kanker payudara merupakan penyebab kematian paling umum pada wanita yang sudah lanjut usia, hampir 2,09 juta kasus baru yang didiagnosis mengalami kanker payudara dengan estimasi kematian mencapai 0,63 juta pada tahun 2018. Deteksi awal merupakan kunci untuk menekan angka kematian yang disebabkan oleh kanker payudara, salah satu metode deteksi awal yang umum digunakan adalah *screening* menggunakan pencitraan mammografi. Saat ini pendeteksian kanker payudara dengan citra mammogram telah banyak dilakukan dengan memanfaatkan pengolahan citra digital. Tahapan dari proses pendeteksian tersebut terdiri dari *pre-processing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Tahapan yang memegang peranan penting untuk menghasilkan sistem deteksi yang akurat adalah tahap ekstraksi fitur. Pada penelitian ini akan dilakukan ekstraksi fitur dengan menggunakan fitur Tekstur, *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), dan Morfologi. Untuk hasil akhirnya akan menggunakan *K-Nearest Neighbor*, *Naïve Bayes*, dan *Support Vector Machine* dalam menentukan klasifikasinya, yang mana digunakan citra mammogram yang berasal dari *Mammographic Image Analysis Society* (MIAS) dengan jumlah 100 citra normal dan 51 citra *abnormal*. Berdasarkan dari ujicoba yang dilakukan didapatkan hasil akurasi tertinggi dengan menggabungkan semua fitur yang diujikan yakni 98.67% dengan klasifier *Naïve Bayes*.

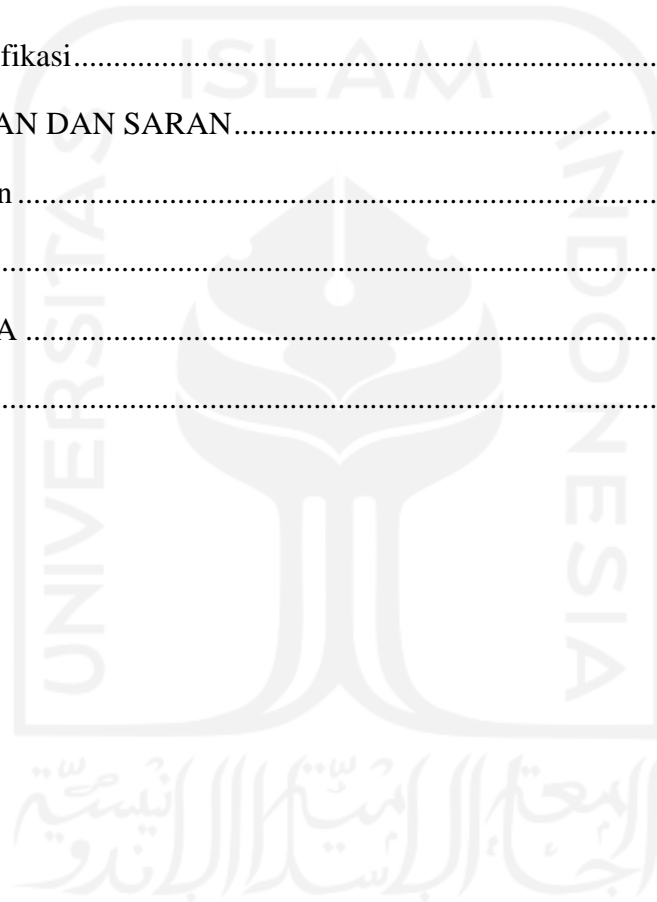
Kata Kunci : *Ekstraksi fitur*, tekstur, morfologi, *GLCM*, *klasifikasi mammogram*



DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN.....	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	ii
PERNYATAAN.....	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
ARTI LAMBANG DAN SINGKATAN	vi
ABSTRAK	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR TABEL	xi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah.....	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan Penelitian	2
1.5 Manfaat Penelitian	3
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Studi Literatur	4
2.2 Tinjauan Teori.....	5
2.2.1 Kanker Payudara	5
2.2.2 Pengolahan Citra Digital	5
2.2.3 Ekstraksi Fitur	6
2.2.4 <i>K-Nearest Neighbors</i> (k-NN).....	6
2.2.5 Naïve Bayes	7
2.2.6 <i>Support Vector Machine</i> (SVM)	7
BAB 3 METODOLOGI.....	8

3.1 Alur Penelitian	8
3.1.1 Dataset.....	8
3.1.2 <i>Pre-Processing</i>	9
3.1.3 Segmentasi Citra	9
3.1.4 Ekstraksi Fitur	10
3.1.5 Klasifikasi	13
3.2 Hasil dan Unjuk Kerja	14
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN.....	16
4.1 Hasil Klasifikasi.....	16
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN.....	22
5.1 Kesimpulan	22
5.2 Saran	22
DAFTAR PUSTAKA	23
LAMPIRAN.....	1



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Ilustrasi <i>Support Vector Machine</i>	7
Gambar 3.1 Diagram blok alur penelitian yang dilakukan	8
Gambar 3.2 Citra Mammogram	9
Gambar 3.3 (a) Citra asli (b) Citra setelah menggunakan CLAHE	9
Gambar 3.4 (a) <i>Thresholding</i> Otsu (b) Hasil Segmentasi	10
Gambar 3.5 Proses melakukan klasifikasi dengan menggunakan RapidMiner	14
Gambar 3.6 Proses validasi pada klasifikasi dengan menggunakan RapidMiner.....	14
Gambar 3.7 Hasil akurasi yang didapatkan.....	14



DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 <i>Confusion matrix</i>	15
Tabel 4.1 Hasil Ekstraksi dari Morfologi.....	16
Tabel 4.2 Hasil Ekstraksi dari Tekstur	17
Tabel 4.3 Hasil Ekstraksi dari GLCM.....	17
Tabel 4.4 Performa dari Klasifikasi Fitur Morfologi	18
Tabel 4.5 Performa dari Klasifikasi Fitur Tekstur	18
Tabel 4.6 Performa dari Klasifikasi Fitur GLCM	19
Tabel 4.7 Performa dari Klasifikasi Fitur Morfologi+Tekstur+GLCM.....	20
Tabel 4.8 Perbandingan Performa dari Metode Ekstraksi.....	21



BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Kanker payudara merupakan penyebab kematian paling umum pada wanita yang sudah lanjut usia. Berdasarkan perkiraan *International Cancer Research Institute of the World Health Organisation*, lebih dari satu juta wanita di dunia yang meninggal dikarenakan kanker payudara setiap tahunnya [1]. Menurut perkiraan dari *Global Cancer Statistics 2018* yang dirilis oleh *International Agency for Research on Cancer (IARC)* yang merupakan bagian dari *World Health Organization (WHO)*, hampir 2,09 juta kasus baru yang didiagnosis mengalami kanker payudara dengan estimasi kematian mencapai 0,63 juta [2]. Di Indonesia kanker payudara adalah salah satu jenis kanker yang paling banyak diderita. Berdasarkan Sistem Informasi RS (SIRS), jumlah penderita yang mengalami kanker payudara di Indonesia mencapai 28,7% [3].

Deteksi awal merupakan kunci untuk menekan angka kematian yang disebabkan oleh kanker payudara, salah satu metode deteksi awal yang umum digunakan adalah *screening* menggunakan pencitraan mammografi. Mammografi adalah tipe pencitraan tertentu dengan menggunakan sinar-x dosis rendah yang menghasilkan resolusi yang tinggi untuk memeriksa payudara. Mammografi akan menghasilkan gambar dalam skala abu-abu dari wilayah payudara yang disebut mammogram. Analisis mammografi secara digital pada mammogram dilakukan sebagai langkah awal untuk deteksi dini kanker payudara. Citra mammografi yang dianalisa sebelumnya dilakukan oleh radiologis secara manual, akan tetapi dengan teknologi terbaru bisa dilakukan dengan memanfaatkan pemrosesan citra digital agar hasil yang didapatkan menjadi lebih akurat. Untuk melakukan deteksi terhadap citra mammogram terdapat beberapa tahapan yang dilakukan yaitu, *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Tahapan yang paling penting untuk melakukan deteksi secara akurat terdapat pada tahapan ekstraksi fitur [4].

Ekstraksi fitur merupakan tahapan yang paling penting pada proses klasifikasi. Fitur adalah ciri pada citra yang memberikan beberapa informasi tentang citra, tingkat akurasi pada klasifikasi bergantung pada ekstraksi fitur. Memilih metode yang digunakan dalam melakukan ekstraksi fitur juga sangat penting dalam mendeteksi kelainan mammogram. Dalam deteksi awal terhadap kanker payudara banyak fitur yang bisa digunakan untuk melakukan klasifikasi diantaranya dengan menggunakan fitur statistik orde kedua GLCM, yang mana diambil lima ciri yaitu *energy*, *entropy*, *homogeneity*, *correlation* dan *contrast* yang kemudian diklasifikasi menggunakan k-NN [5]. Dalam penelitian [5] tersebut hanya digunakan satu metode untuk klasifikasi dan menggunakan satu fitur dengan lima ciri, yang mana untuk meningkatkan akurasi dalam pendeteksian dan

klasifikasi terhadap kanker payudara dapat dilakukan dengan menggunakan beberapa metode klasifikasi dan dengan menambah fitur yang digunakan.

Berdasarkan uraian yang telah dijelaskan, maka dilakukan sebuah ekstraksi dengan menggabungkan beberapa fitur diantaranya yaitu morfologi, tekstur, dan GLCM. Dengan melakukan penggabungan terhadap fitur tersebut memiliki pengaruh terhadap nilai dari akurasi, sehingga membuat hasil yang didapatkan menjadi lebih akurat dibandingkan ketika dilakukan hanya dengan satu fitur. Yang pada setiap fitur diambil empat ciri, sehingga jumlah ciri yang akan digunakan yaitu ada 12 ciri. Pengujian terhadap ekstraksi dari fitur yang dihasilkan dilakukan dengan beberapa klasifier yaitu, k-NN, Naïve Bayes, dan SVM. Penggunaan dari ketiga klasifier tersebut dilakukan untuk mengetahui metode yang paling efektif dalam melakukan klasifikasi terhadap citra mammogram.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka rumusan masalah yang akan diambil diantaranya adalah sebagai berikut :

1. Bagaimana cara melakukan ekstraksi fitur dengan menggunakan morfologi, tekstur, dan GLCM ?
2. Bagaimana mengklasifikasikan citra mammogram menggunakan k-NN, Naïve Bayes, dan SVM ?
3. Bagaimana unjuk kerja dari metode ekstraksi fitur dan klasifikasi yang diusulkan ?

1.3 Batasan Masalah

1. Data yang digunakan merupakan citra *grayscale* mammogram yang didapat dari *Mini Mammographic Image Analysis Society* (MIAS)
2. Kelas klasifikasi citra adalah normal (100 citra), dan abnormal (51 citra)

1.4 Tujuan Penelitian

1. Memperoleh fitur citra mammogram dengan menggunakan metode ekstraksi morfologi, tekstur, dan GLCM
2. Mengevaluasi unjuk kerja dari metode k-NN, Naïve Bayes, dan SVM dalam mengklasifikasi fitur yang telah didapatkan

1.5 Manfaat Penelitian

Dengan melakukan ekstraksi ciri fitur menggunakan metode yang sudah ditentukan, maka nantinya diharapkan akan mampu untuk meningkatkan keakuratan dalam mengklasifikasi citra mammogram yang ada.



BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Studi Literatur

Terdapat beberapa penelitian mengenai identifikasi keberadaan kanker pada citra mammogram sebelumnya dengan memanfaatkan pengolahan citra digital. Seperti yang dilakukan oleh Than Than Htay dan Su Su Maung [5], menggunakan 120 citra untuk mendeteksi kanker payudara menjadi termasuk citra normal dan citra abnormal. Pada tahap *pre-processing* awal, digunakan median filter untuk menghilangkan *noise* yang ada. Segmentasi terhadap citra bisa dilakukan dengan *thresholding* Otsu, dan untuk ekstraksi fitur digunakan GLCM. Kemudian setelah citra mammogram diekstraksi, maka selanjutnya dilakukan klasifikasi untuk menentukan apakah termasuk normal atau abnormal dengan menggunakan klasifier k-NN. Dari hasil penelitian ini diketahui dari sampel yang diujikan, didapatkan tingkat akurasi tertinggi mencapai 92%. Penelitian ini hanya menggunakan satu metode klasifikasi, yang mana untuk meningkatkan akurasi dapat dilakukan dengan menggunakan metode klasifikasi yang berbeda.

Menurut R. Vijayarajeswari dkk [6], penelitian yang dilakukan dengan jumlah 95 sampel yang dibedakan menjadi kelas normal dan tidak normal. Untuk ekstraksi fitur citra mammogram menggunakan transformasi Hough. Transformasi Hough adalah transformasi dua dimensi yang bisa digunakan untuk mengisolasi fitur bentuk tertentu dalam suatu gambar. Klasifikasi dilakukan dengan menggunakan SVM yang merupakan metode klasifikasi yang memiliki tingkat akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan metode lain, yang pada penelitian ini akurasinya mencapai 94%.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan Nurul Fuad [7], proses perbaikan untuk meningkatkan kualitas citra dapat dilakukan dengan CLAHE. Dalam melakukan ekstraksi dilakukan dengan metode momen invarian dan morfologi. Dalam proses morfologi teknik pengolahan citra yang didasarkan bentuk segmen atau wilayah yang ada pada citra. Kemudian untuk klasifikasi, penelitian ini menggunakan metode SVM dan k-NN dengan *tool machine learning* dari WEKA. Untuk data yang digunakan terdiri dari 121 citra mammogram, terdiri dari 91 citra normal, 15 citra *benign*, dan 15 citra *malignant*. Hasil dari penelitian ini menghasilkan persentase akurasi mencapai 76.0331%. Pada penelitian ini, untuk ekstraksi fitur hanya digunakan metode invarian momen dan morfologi, yang mana agar mendapatkan hasil yang lebih baik bisa menggunakan kombinasi vektor fitur dari kategori lainnya.

Ivarani Routray [8] dalam penelitiannya menggunakan 120 citra, yang dilakukan untuk melakukan klasifikasi pada kelas normal dan abnormal, yang mana abnormal dilakukan klasifikasi lagi menjadi *benign* dan *malignant*. Metode klasifikasi yang digunakan yaitu berdasarkan analisis

tekstur. Analisis tekstur digunakan untuk mendeteksi jaringan kanker yang ada pada citra mammogram. Metode ini menghitung variasi diantara ukuran pada setiap *window* yang ada, Hasil performa untuk klasifikasi normal-abnormal yaitu akurasi mencapai 94.4%, sedangkan untuk *benign-malignant* akurasi mencapai 91.7%.

Dari beberapa studi literatur diketahui ekstraksi hanya dilakukan dengan menggunakan satu atau dua fitur, dan juga hanya menggunakan satu klasifier dalam menentukan hasil untuk klasifikasi. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan keakurasian pada diagnosis kanker payudara. Upaya peningkatan yang dilakukan berupa dengan melakukan penggabungan ciri pada fitur morfologi, tekstur, dan GLCM. Dan untuk klasifikasi dilakukan dengan tiga klasifier yaitu k-NN, Naïve Bayes, dan SVM.

2.2 Tinjauan Teori

Pemrosesan citra digital merupakan teknologi dari penerapan algoritma komputer untuk melakukan proses terhadap citra digital. Hasil dari proses yang dilakukan menghasilkan citra atau sekumpulan karakteristik representatif dari citra asli. Aplikasi dari pemrosesan digital ini bisa digunakan untuk pencitraan pada mammografi. Tujuan utama dari pemrosesan citra adalah untuk memungkinkan manusia memperoleh gambar yang berkualitas tinggi [9].

2.2.1 Kanker Payudara

Kanker payudara merupakan suatu penyakit keganasan yang menyerang jaringan payudara yang bisa berasal dari sel kelenjar, saluran kelenjar, dan jaringan penunjang payudara. Terdapat beberapa cara untuk mendeteksi dini kanker payudara, salah satunya adalah mendeteksi dan mengidentifikasi melalui pemeriksaan sinar x. Citra yang dihasilkan dari sinar x tersebut disebut dengan mammogram [3].

2.2.2 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital merupakan suatu pemrosesan citra menjadi citra yang lain untuk meningkatkan kualitas citra. Tujuan dari pengolahan citra ini diantaranya yaitu, untuk memperbaiki kualitas dari citra asli agar lebih mudah untuk diinterpretasikan oleh komputer ataupun manusia. Hal penting yang perlu diperhatikan dalam mengolah citra digital diantaranya, teknik ketika mengambil citra, sampling dan kuantisasi, histogram, model citra digital, dan proses *filtering*. Dalam melakukan perbaikan untuk pengolahan citra lebih lanjut bisa dengan menggunakan teknik segmentasi, ekstraksi fitur, dan juga *clustering* [9].

2.2.3 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur adalah proses untuk pengambilan ciri-ciri unik dari suatu citra yang dapat membedakannya dari objek yang lain [10]. Ekstraksi Fitur merupakan langkah awal dalam melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Fitur yang diekstrak berasal dari objek yang dicurigai sebagai kanker. Pada penelitian ini untuk melakukan ekstraksi fitur digunakan Matlab. Ciri dari fitur yang diekstrak tersebut digunakan sebagai informasi yang menentukan kriteria nilai dari citra kanker itu sendiri, sehingga dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi. Dalam tahapan ini digunakan ekstraksi dari fitur morfologi, tekstur, dan GLCM.

Dalam ekstraksi morfologi pengolahan citra didasarkan pada bentuk segmen atau *region* dalam citra. Ada beberapa ciri pada morfologi yang digunakan yaitu *area*, *perimeter*, *metric*, dan *eccentricity*. Tekstur bisa digunakan untuk membedakan objek satu dengan objek yang lainnya, pada fitur tekstur ini dilakukan dengan menggunakan ciri fitur pada statistik orde pertama yaitu *mean*, *variance*, *skewness*, dan *kurtosis*. GLCM merupakan salah satu cara mengekstrak fitur dengan menggunakan fungsi statistik orde kedua, seperti *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*.

2.2.4 K-Nearest Neighbors (k-NN)

K-Nearest Neighbors adalah salah satu metode yang digunakan untuk klasifikasi dengan pendekatan *supervised learning*, sehingga membutuhkan data pelatihan yang sudah dilabeli untuk melakukan klasifikasi. Metode ini dilakukan dengan membandingkan data pelatihan dan data pengujian, yang mana data pelatihan dideskripsikan dalam sejumlah atribut berjumlah n . Setiap data pelatihan yang diuji dapat digambarkan sebagai sebuah titik dalam ruang berdimensi n (atau vektor berukuran n). Kemudian klasifikasi pada data pengujian dilakukan dengan menghitung tingkat kemiripan atau kedekatan dari data pengujian tersebut terhadap seluruh data pelatihan yang ada. Tingkat kemiripan dari data pengujian dengan data pelatihan dapat dihitung menggunakan beberapa metode, salah satunya adalah dengan Euclidean *distance* dengan persamaan yang terdapat pada 2.1.

$$dEuclidian(x,y) = \sqrt{\sum (X_i - Y_i)^2} \quad (2.1)$$

Dengan X_i merupakan data pada baris ke i , dan Y_i merupakan data pada kolom ke i . Dalam menggunakan metode ini membutuhkan parameter nilai k , yaitu jumlah data pelatihan yang memiliki jarak terdekat dengan data pengujian. Nilai dari k dapat bervariasi, namun pada umumnya menggunakan nilai ganjil sehingga tidak ada tetangga terdekat (*nearest neighbors*) yang memiliki jumlah sama dalam kelas yang sama saat menentukan hasil akhir dari klasifikasi [11].

2.2.5 Naïve Bayes

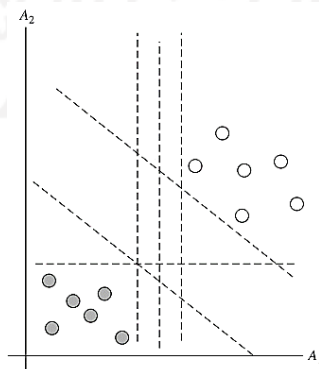
Naïve Bayes merupakan salah satu metode klasifikasi dengan pendekatan teorema Bayes, dimana asumsi setiap atribut bersifat saling bebas, tidak memiliki hubungan atau ketergantungan satu sama lain[11]. Metode dari Naïve Bayes ini menggunakan prinsip dari teorema Bayes, yakni menghitung probabilitas yang ada pada suatu kejadian berdasarkan suatu kondisi tertentu dengan menggunakan persamaan 2.2.

$$P(A|B) = \frac{P(A)P(B|A)}{P(B)} \quad (2.2)$$

Dimana $P(A|B)$ merupakan peluang terjadinya kondisi A jika diketahui kondisi B, $P(A)$ adalah peluang terjadinya A, $P(B)$ adalah peluang terjadinya B, dan $P(B|A)$ adalah peluang terjadinya B jika diketahui A.

2.2.6 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine merupakan salah satu metode untuk mengklasifikasikan data linier dan non linier. SVM bertujuan untuk mengetahui fungsi pemetaan antara input fitur x dan nilai keanggotaannya dalam sebuah kelas [11]. Data input merupakan nilai variabel-variabel prediktor sedangkan *output* merupakan variabel target dimana saling bergantung. Pada dasarnya dengan SVM dapat digunakan untuk mencari fungsi garis pemisah (*hyperplane*) yang mampu untuk memisahkan antara dua kelas secara optimal. Dikatakan optimal yaitu karena dengan adanya *hyperplane* sehingga mampu untuk memisahkan kedua kelas dengan margin yang maksimal. Margin adalah jarak antara garis pemisah dengan anggota-anggota terdekat dari kedua kelas. Bidang pemisah linier dalam SVM dapat dilihat pada Gambar 2.1 .

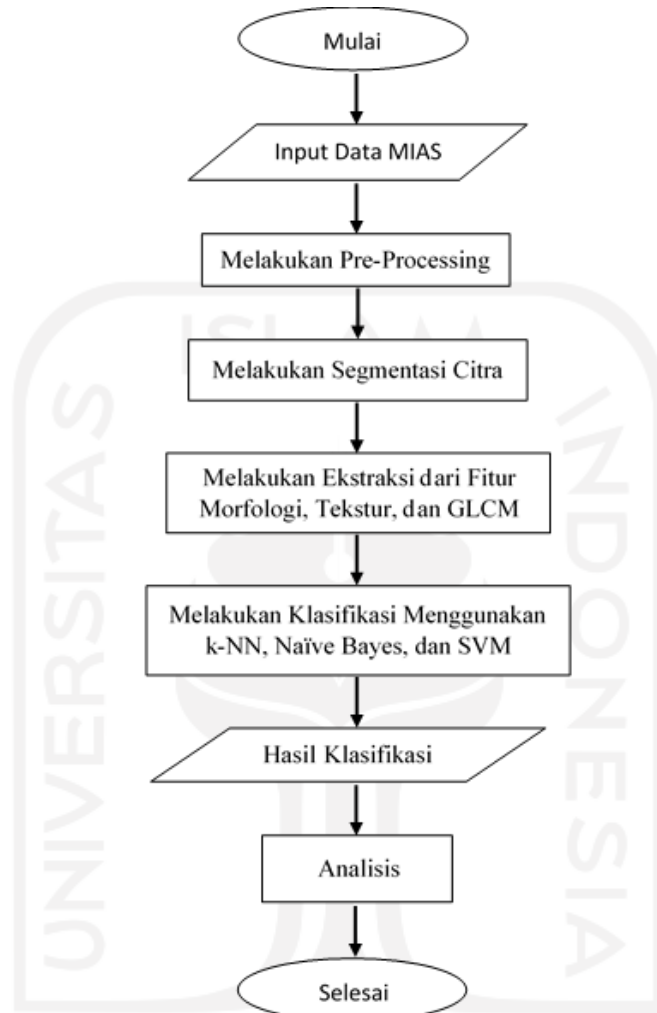


Gambar 2.1 Ilustrasi *Support Vector Machine*[11]

BAB 3

METODOLOGI

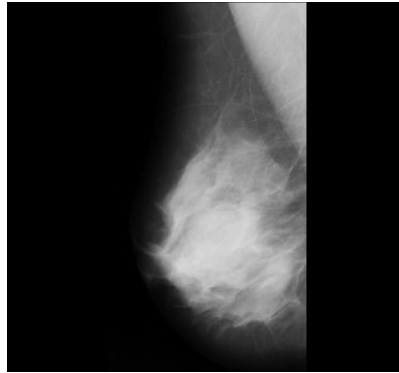
3.1 Alur Penelitian



Gambar 3.1 Diagram blok alur penelitian yang dilakukan

3.1.1 Dataset

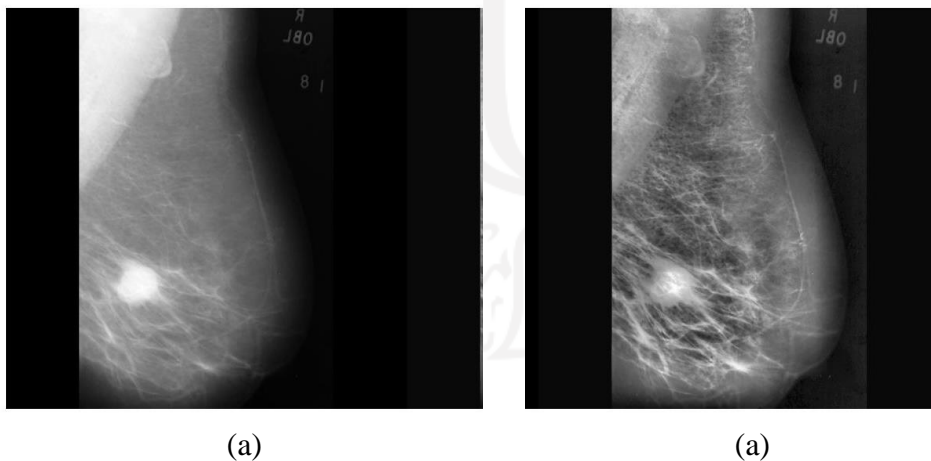
Dataset yang digunakan pada penelitian ini menggunakan data dari *Mini Mammographic Image Analysis Society* (MIAS). MIAS adalah database yang berisi gambar mamografi digital untuk deteksi kanker payudara. Dataset yang digunakan berisikan gambar dari 61 pasien. Gambar yang ada dalam format PGM dengan ukuran 1024x1024 pixels. Terdapat 322 gambar mammogram yang ada di MIAS. Dari database, citra yang digunakan yaitu 100 citra normal dan 51 citra abnormal. Gambar 3.2 merupakan contoh gambar dari citra mammogram.



Gambar 3.2 Citra Mammogram [14]

3.1.2 Pre-Processing

Pre-processing dilakukan untuk memperbaiki kualitas dari citra yang ada. Pada penelitian ini *pre-processing* dilakukan dengan menggunakan *Contrast Limited Adaptive Histogram equalization* (CLAHE) [12]. CLAHE digunakan untuk memperbaiki kontras dengan membagi citra menjadi bagian-bagian kecil yang disebut blok, dan diperbaiki pada tingkatan lokal disetiap blok. Metode ini terdapat pada perangkat atau *tool* Matlab yang dapat langsung digunakan untuk membantu proses peningkatan kualitas citra. Gambar 3.3(a) merupakan gambar asli citra mammogram. Gambar 3.3(b) merupakan gambar citra yang sudah digunakan CLAHE untuk meningkatkan kualitas citra.

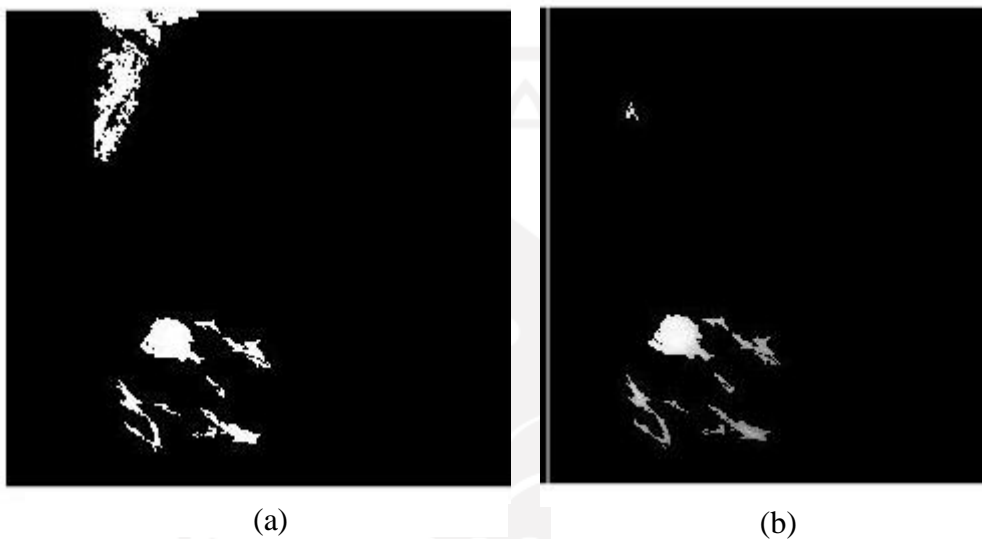


Gambar 3.3 (a) Citra asli (b) Citra setelah menggunakan CLAHE

3.1.3 Segmentasi Citra

Setelah citra mammogram telah diperbaiki kemudian proses selanjutnya dilakukan proses segmentasi, Proses ini bertujuan untuk mencari daerah yang dicurigai sebagai kanker [10]. Metode yang digunakan untuk proses segmentasi adalah dengan menggunakan *thresholding* Otsu.

Thresholding dapat mengubah citra keabuan menjadi citra biner dengan bergantung dari nilai *threshold* (T), sehingga akan diketahui daerah yang merupakan objek dan *background*. *Thresholding* Otsu digunakan untuk melakukan *thresholding* pada citra secara otomatis [10]. Dalam bentuk sederhananya, algoritma dari *threshold* akan memisahkan piksel menjadi dua kelas latar depan (*foreground*) dan latar belakang (*background*). Kemudian setelah melakukan *thresholding* Otsu, dilakukan operasi morfologi untuk menyempurnakan hasil dari segmentasi. Pada gambar 3.4(a) merupakan hasil citra yang sudah dilakukan *thresholding* Otsu, dan Pada gambar 3.4(b) merupakan hasil akhir dari citra yang sudah dilakukan operasi morfologi.



Gambar 3.4 (a) *Thresholding* Otsu (b) Hasil Segmentasi

3.1.4 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur adalah proses untuk pengambilan ciri-ciri unik dari suatu citra yang dapat membedakannya dari objek yang lain. Ekstraksi Fitur merupakan langkah awal dalam melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Fitur yang diekstrak berasal dari objek yang dicurigai sebagai kanker [7]. Pada penelitian ini untuk ekstraksi fitur dilakukan dengan menggunakan Matlab. Ciri dari fitur yang diekstrak tersebut digunakan sebagai informasi yang menentukan kriteria nilai dari citra kanker itu sendiri, sehingga dapat digunakan dalam melakukan klasifikasi. Dalam tahapan ini digunakan ekstraksi ciri tekstur, GLCM dan morfologi.

a. Tekstur

Ekstraksi fitur tekstur dari citra memiliki pola atau karakteristik di suatu daerah pada citra yang muncul secara berulang dengan jarak dan arah tertentu, yang mana dapat dilakukan dengan menggunakan ciri fitur statistik orde pertama [13]. Fitur tekstur merupakan keteraturan pola tertentu yang terbentuk dari susunan piksel pada citra. Ciri orde pertama didasarkan pada karakteristik pada histogram citra.

Ciri orde pertama yang digunakan yaitu :

- *Mean*

Mean merupakan ukuran dari nilai rata-rata yang ada pada citra. Dapat didefinisikan sebagai dengan $p(i,j)$ menunjukkan piksel baris ke- i kolom ke- j :

$$\mu = \sum_i \sum_j (i,j) p(i,j) \quad (3.1)$$

- *Variance*

Variance merupakan variasi elemen-elemen matriks kookurensi. Pada citra yang memiliki transisi derajat keabuan kecil akan memiliki variansi yang kecil. Dapat didefinisikan sebagai dengan $p(i,j)$ menunjukkan piksel baris ke- i kolom ke- j :

$$\sigma^2 = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i,j) \quad (3.2)$$

- *Skewness*

Skewness merupakan fitur yang menunjukkan tingkat kemiringan relatif kurva histogram suatu citra. Dapat didefinisikan sebagai berikut :

$$Skewness = \frac{1}{\sigma^3} \sum_i \sum_j (i - \mu)^3 p(i,j) \quad (3.3)$$

Dengan

$p(i,j)$ = piksel baris ke- i kolom ke- j

μ = nilai rata-rata citra

σ = standar deviasi citra

- *Kurtosis*

Kurtosis merupakan tingkat keruncingan relatif kurva histogram yang ada pada suatu citra. Dapat didefinisikan sebagai dengan $p(i,j)$ menunjukkan piksel baris ke- i kolom ke- j :

$$Kurtosis = \frac{1}{\sigma^4} \sum_i \sum_j (i - \mu)^4 p(i,j) - 3 \quad (3.4)$$

b. *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)*

Metode GLCM merupakan salah satu cara mengekstrak fitur pada fungsi statistik orde kedua, *Co-occurrence* diartikan sebagai distribusi gabungan dari tingkat keabuan dua piksel yang terpisah pada jarak dan arah tertentu [13]. Dengan GLCM digunakan untuk mengetahui seberapa seringnya kombinasi dari nilai kecerahan piksel yang berbeda posisinya yang terjadi dalam suatu citra.

Ciri fitur GLCM yang digunakan diantaranya adalah sebagai berikut :

- *Contrast*

Contrast menunjukkan fitur yang digunakan untuk mengukur perbedaan kekuatan intensitas yang ada pada citra. Nilai kekontrasan merupakan ukuran variasi antara derajat keabuan pada suatu daerah citra. Nilai kontras akan membesar ketika variasi intensitas dalam citra tinggi, dan sebaliknya ketika variasinya rendah maka nilai kontras akan mengecil. Dapat didefinisikan sebagai dengan $p(i,j)$ menunjukkan piksel baris ke- i kolom ke- j :

$$Kontras = \sum_i \sum_j (i-j)^2 p(i,j) \quad (3.5)$$

- *Correlation*

Correlation menunjukkan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra. Dapat didefinisikan dengan $p(i,j)$ menunjukkan piksel baris ke- i kolom ke- j :

$$Correlation = \sum_i \sum_j \frac{(ij)p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3.6)$$

- *Energy*

Energy merupakan fitur yang digunakan untuk mengukur konsentrasi pada pasangan intensitas matriks koakurensi. Nilai energi dapat membesar ketika pasangan piksel terkonsentrasi pada beberapa koordinat, dan sebaliknya dapat mengecil ketika letaknya menyebar. Dapat didefinisikan sebagai berikut, dengan $p(i,j)$ menunjukkan piksel baris ke- i kolom ke- j :

$$Energi = \sum_i \sum_j p^2(i,j) \quad (3.7)$$

- *Homogeneity (Angular Second Moment)*

Homogeneity digunakan untuk mengukur keseragaman dari suatu citra. Nilai homogenitas akan membesar ketika variasi intensitas pada citra rendah, dan sebaliknya ketika variasi pada citra tinggi maka nilai homogenitas akan menurun. Dapat didefinisikan dengan $p(i,j)$ menunjukkan piksel baris ke- i kolom ke- j :

$$Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{p(i,j)}{1+|i-j|} \quad (3.8)$$

c. Morfologi

Ekstraksi fitur morfologi dilakukan dengan melihat dari ciri bentuk dan ukuran yang ada pada citra [13]. Ciri fitur morfologi yang digunakan yaitu :

- *Area*

Area merupakan banyaknya piksel yang menyusun pada suatu citra

- *Perimeter*

Perimeter merupakan banyaknya piksel yang mengelilingi suatu citra

- *Eccentricity*

Eccentricity merupakan nilai perbandingan antara jarak foci ellips minor dengan foci ellips mayor suatu objek. *Eccentricity* memiliki rentang nilai antara 0 hingga 1. Objek yang berbentuk memanjang/mendekati bentuk garis lurus, nilai *eccentricity* akan mendekati angka 1, sedangkan objek yang berbentuk bulat/lingkaran, nilai *eccentricity* akan mendekati angka 0. Penghitungan *eccentricity* bisa dihitung dengan cara sebagai berikut dengan a merupakan mayor *axis* dan b merupakan minor *axis* :

$$e = \sqrt{1 - \frac{b^2}{a^2}} \quad (3.9)$$

- *Metric*

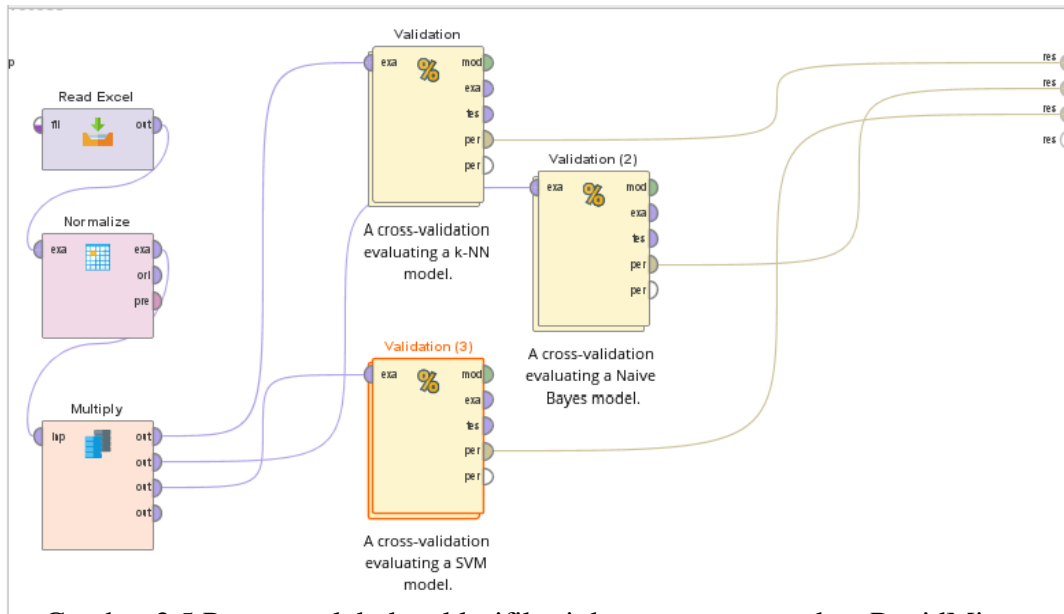
Metric merupakan nilai perbandingan antara luas dan keliling objek. *Metric* memiliki rentang nilai antara 0 hingga 1. Objek yang berbentuk memanjang/mendekati bentuk garis lurus, nilai metriknya mendekati angka 0, sedangkan objek yang berbentuk bulat/lingkaran, nilai metriknya mendekati angka 1. Penghitungan *metric* bisa dihitung dengan cara sebagai berikut dengan A merupakan luas dan C merupakan keliling :

$$M = \frac{4\pi \times A}{C^2} \quad (3.10)$$

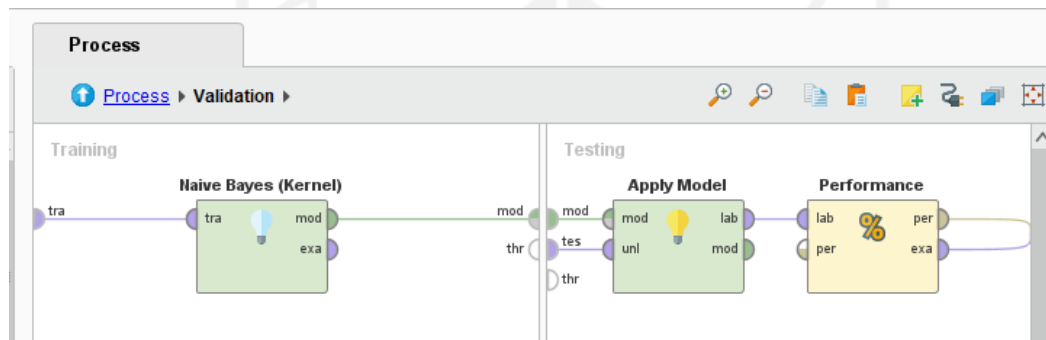
3.1.5 Klasifikasi

Proses ini bertujuan untuk memberikan kesimpulan dalam mengkategorikan kelas kanker yang terdeteksi. Kelas pada klasifikasi ini dibedakan menjadi dua kelas. Dua kelas dibagi menjadi normal (kelas 0) dan abnormal atau *malignant* (kelas 1). Metode yang dipakai dalam proses klasifikasi ini menggunakan k-NN, Naïve Bayes, dan SVM dengan bantuan *tool* pada RapidMiner.

Sebelum dilakukan klasifikasi, pada tahap ini proses yang dilakukan adalah melakukan normalisasi terhadap dataset MIAS, agar fitur- fitur memiliki jangkauan yang sama. Metode yang digunakan untuk proses normalisasi adalah normalisasi linier.



Gambar 3.5 Proses melakukan klasifikasi dengan menggunakan RapidMiner



Gambar 3.6 Proses validasi pada klasifikasi dengan menggunakan RapidMiner

3.2 Hasil dan Unjuk Kerja

Hasil yang didapat yaitu dengan mencari klasifikasi dari metode k-NN, Naïve Bayes, dan SVM dengan menggunakan *tool machine learning* pada RapidMiner. Data pelatihan dan pengujian dipilih secara random dengan parameter nilai *fold* 5,7, dan 10. Gambar 3.9 merupakan salah satu contoh hasil dari klasifikasi yang dilakukan, yang menunjukkan nilai akurasi yang didapatkan.

accuracy: 98.67% +/- 2.27% (micro average: 98.68%)

	true 0	true 1	class precision
pred. 0	100	2	98.04%
pred. 1	0	49	100.00%
class recall	100.00%	96.08%	

Gambar 3.7 Hasil akurasi yang didapatkan

Tabel 3.1 *Confusion matrix* [11]

	<i>Actual True</i>	<i>Actual False</i>
<i>Predicted True</i>	<i>True Positive (TP)</i>	<i>False Negative (FN)</i>
<i>Predicted False</i>	<i>False Positive (FP)</i>	<i>True Negative (TN)</i>

Keterangan:

TP : *true positive* (jumlah citra normal yang berhasil terdeteksi sebagai normal).

TN: *true negative* (jumlah citra tidak normal yang berhasil terdeteksi sebagai tidak normal).

FP: *false positive* (jumlah citra normal yang terdeteksi sebagai tidak normal).

FN: *false negative* (jumlah citra tidak normal yang terdeteksi sebagai normal).

Hasil unjuk kerja pada sistem dihitung berdasarkan :

1. *True Positif, True Negatif, False Positif dan False Negatif*
2. Akurasi Klasifikasi

Akurasi adalah ukuran seberapa dekat suatu hasil pengukuran dengan nilai yang benar atau diterima dari kuantitas besaran yang diukur. Nilai akurasi diperoleh menggunakan persamaan (3.11).

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{true positif} + \text{true negatif}}{\text{true positif} + \text{true negatif} + \text{false positif} + \text{false negatif}} \times 100 \% \quad (3.11)$$

3. Sensitivitas

Sensitivitas adalah proporsi orang yang benar-benar sakit dalam populasi yang juga diidentifikasi sebagai orang sakit oleh tes skrining/penapisan. Sensitivitas adalah kemungkinan kasus terdiagnosa dengan benar atau probabilitas setiap kasus yang ada teridentifikasi dengan uji skrining/penapisan. Sensitivitas diperoleh menggunakan persamaan (3.12).

$$\text{Sensitivitas} = \frac{\text{true positif}}{\text{true positif} + \text{false negatif}} \times 100 \% \quad (3.12)$$

4. Spesifisitas

Spesifisitas berdasarkan Kamus Epidemiologi adalah proporsi orang yang benar-benar tidak sakit dan tidak sakit pula saat diidentifikasi dengan tes skrining/penapisan. Ini adalah ukuran dari kemungkinan benar mengidentifikasi orang tidak sakit dengan tes skrining. Spesifisitas diperoleh menggunakan persamaan (3.13).

$$\text{Spesivisitas} = \frac{\text{true negatif}}{\text{true negatif} + \text{false positif}} \times 100 \% \quad (3.13)$$

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Klasifikasi

Pada bagian ini merupakan hasil dari klasifikasi yang dilakukan dengan menggunakan inputan hasil ekstraksi yang telah dilakukan. Dalam penelitian ini, RapidMiner digunakan untuk melakukan klasifikasi yang datanya berasal dari hasil ekstraksi ciri fitur yang dilakukan di Matlab. Klasifikasi dilakukan dengan menggunakan fitur pada morfologi, fitur tekstur, fitur GLCM, dan penggabungan fitur morfologi, tekstur, dan GLCM. Pengujian dilakukan dengan menggunakan metode SVM, k-NN, dan Naïve Bayes. Klasifikasi dilakukan untuk penentuan terhadap dua kelas terdiri dari normal dan tidak normal.

Pada percobaan yang dilakukan, dataset dibagi menjadi dua bagian, dataset pelatihan dan dataset pengujian. Prosedur untuk memisahkan antara dataset pelatihan dan pengujian dapat dilakukan dengan menggunakan *K-Fold Cross Validation*. Metode ini bertujuan untuk memperoleh hasil akurasi yang maksimal dengan melakukan prediksi model dan memperkirakan seberapa akurat sebuah model ketika dijalankan. Masing-masing akan dibagi menjadi beberapa dataset pelatihan dan pengujian dengan menggunakan nilai *fold* yang berbeda, dimana pada penelitian ini yang digunakan yaitu 5, 7, dan 10. Dataset akan dibagi menjadi dataset pelatihan – pengujian dengan persentase 80% - 20 % untuk *fold* yang bernilai 5, 85.71% - 14.29% untuk *fold* yang bernilai 7, dan 90% - 10% untuk *fold* yang bernilai 10.

Tabel 4.1 Hasil Ekstraksi dari Morfologi

No. Citra	<i>Area</i>	<i>Perimeter</i>	<i>Eccentricity</i>	<i>Metric</i>
1	27361	3139747×10^6	0.965227744054744	0.0348780761724123
2	15794	2715184×10^6	0.856487976802880	0.0269217611050769
3	6470	1154113×10^6	0.969989559537823	0.0610404151568684
4	7653	1087945×10^6	0.948085936074178	0.0812508094341176
5	0	0	0	0
6	0	0	0	0

Dapat dilihat pada tabel 4.1 merupakan hasil nilai dari ciri-ciri yang didapatkan pada fitur morfologi. Diketahui jika nilai dari *eccentricity* mendekati nilai satu maka citra tersebut dikategorikan kedalam kelas normal, sedangkan jika nilainya mendekati nilai nol maka citra akan dikategorikan kedalam kelas abnormal.

Tabel 4.2 Hasil Ekstraksi dari Tekstur

No. Citra	<i>Variance</i>	<i>Skewness</i>	<i>Kurtosis</i>	<i>Mean</i>
1	6,40321E+7	5,88459E+7	1,07856E+7	5,20066E+7
2	6,83875E+7	5,14257E+7	9,79073E+7	5,94984E+7
3	5,29202E+7	1,1149E+7	3,98412E+7	7,00907E+7
4	6,93735E+7	8,73675 E+7	0.751865124449077	4,98858 E+7
5	5,25081 E+7	7,1786E+7	0.947657469374202	4,52316 E+7
6	6,15599 E+7	7,68958 E+7	0.690631690077959	4,95751 E+7

Dapat dilihat pada tabel 4.2 merupakan hasil nilai dari ciri-ciri yang didapatkan pada fitur tekstur. Diketahui jika nilai *kurtosis* kurang dari satu maka citra tersebut dikategorikan kedalam kelas abnormal, sedangkan jika nilainya lebih dari satu maka citra akan dikategorikan kedalam kelas normal.

Tabel 4.3 Hasil Ekstraksi dari GLCM

No. Citra	<i>Contrast</i>	<i>Correlation</i>	<i>Energy</i>	<i>Homogeneity</i>
1	0.195481523680752	0.932000446787676	0.927364770036742	0.994942476005215
2	0.262931535629477	0.914952983906836	0.907262666187290	0.992935291110431
3	0.136084935109001	0.843389093907297	0.953254971445929	0.993955181153455
4	0.00723973607038123	0.986866753081489	0.983022031837832	0.999632158276312
5	0.0959856885386119	0.925262896977066	0.949081371279586	0.996008835474561
6	0.0743218475073314	0.968983784736158	0.917676130833532	0.996685015113695

Dari tabel 4.1, 4.2, dan 4.3 merupakan beberapa hasil dari ekstraksi fitur yang dilakukan dengan menggunakan matlab. Untuk hasil keseluruhan dari ekstraksi morfologi terdapat pada lembar lampiran 1, untuk hasil keseluruhan dari ekstraksi tekstur terdapat pada lembar lampiran 2, dan untuk hasil keseluruhan dari ekstraksi GLCM terdapat pada lembar lampiran 3.

Tabel 4.4 Performa dari Klasifikasi Fitur Morfologi

Metode	<i>Number of Fold</i>	TP	TN	FP	FN	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas
k-NN	5	99	34	1	17	88.15%	85.34%	97.14%
	7	98	39	2	12	90.63%	89.09%	95.12%
	10	98	38	2	13	90.17%	88.28%	95%
Naïve Bayes	5	95	42	5	9	90.75%	91.34%	89.36%
	7	97	41	3	10	91.47%	90.65%	93.18%
	10	97	42	3	9	92.08%	91.5%	93.33%
SVM	5	99	33	1	18	87.4%	84.61%	97.05%
	7	98	32	2	19	86.21%	83.76%	94.11%
	10	99	36	1	15	89.46%	86.84%	97.09%

Dapat dilihat pada tabel 4.4 hasil klasifikasi dengan menggunakan fitur morfologi untuk nilai *fold* yang berbeda. Metode yang memiliki tingkat akurasi tertinggi terdapat pada metode Naïve Bayes untuk *fold* 10 dengan nilai 92.08%. Kemudian untuk nilai sensitivitas tertinggi juga terdapat pada metode Naïve Bayes untuk *fold* 10 dengan nilai 91.5%. Sedangkan untuk spesifisitasnya nilai tertinggi terdapat pada metode k-NN untuk *fold* 5 dengan nilai 97.14%. Dengan klasifier Naïve Bayes, diketahui bahwa fitur morfologi mampu mendeteksi orang yang tidak sakit dideteksi tidak sakit (TP) 97 data dari 100 data normal. Untuk data orang yang sakit dideteksi sakit (TN) 42 data dari 51 data tidak normal. Dengan sensitivitas bernilai 91.5% kesalahan untuk kasus terdiagnosa orang sakit dideteksi tidak sakit (FN) mencapai 8.5%.

Tabel 4.5 Performa dari Klasifikasi Fitur Tekstur

Metode	<i>Number of Fold</i>	TP	TN	FP	FN	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas
k-NN	5	96	40	4	11	90.06%	89.72%	90.91%
	7	96	40	4	11	90.06%	89.72%	90.91%
	10	96	40	4	11	90.06%	89.72%	90.91%
Naïve Bayes	5	97	40	3	11	90.72%	89.81%	93.02%
	7	97	40	3	11	90.72%	89.81%	93.02%
	10	97	40	3	11	90.72%	89.81%	93.02%
SVM	5	95	39	5	12	88.77%	88.78%	88.63%
	7	96	40	4	11	90.06%	89.72%	90.91%
	10	96	39	4	12	89.42%	88.89%	90.69%

Dapat dilihat pada tabel 4.5 hasil klasifikasi dengan menggunakan fitur tekstur untuk nilai *fold* yang berbeda. Metode yang memiliki tingkat akurasi tertinggi terdapat pada metode Naïve Bayes untuk *fold* 10 dengan nilai 90.72%. Kemudian untuk nilai sensitivitas tertinggi juga terdapat pada metode Naïve Bayes untuk *fold* 10 dengan nilai 89.81%. Sedangkan untuk spesifisitasnya nilai tertinggi terdapat pada metode Naïve Bayes untuk *fold* 10 dengan nilai 93.02%. Dengan klasifier Naïve Bayes, diketahui bahwa fitur tekstur mampu mendeteksi orang yang tidak sakit dideteksi tidak sakit (TP) 97 data dari 100 data normal. Untuk data orang yang sakit dideteksi sakit (TN) 40 data dari 51 data tidak normal. Dengan sensitivitas bernilai 89.81%, kesalahan untuk kasus terdiagnosa orang sakit dideteksi tidak sakit (FN) adalah 10.19%. Hasil yang didapatkan mengalami penurunan dibandingkan dengan menggunakan fitur morfologi.

Tabel 4.6 Performa dari Klasifikasi Fitur GLCM

Metode	Number of Fold	TP	TN	FP	FN	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas
k-NN	5	99	41	1	10	92.73%	90.82%	97.62%
	7	99	40	1	11	92.08	90%	97.56%
	10	99	43	1	8	94.04%	92.52%	97.72%
Naïve Bayes	5	96	42	4	9	91.4%	91.42%	91.3%
	7	94	41	6	10	89.33%	90.38%	87.23%
	10	95	42	5	9	90.75%	91.34%	89.36%
SVM	5	98	42	2	9	92.71%	91.58%	95.45%
	7	98	42	2	9	92.71%	91.58%	95.45%
	10	98	42	2	9	92.71%	91.58%	95.45%

Dapat dilihat pada tabel 4.6 hasil klasifikasi dengan menggunakan fitur GLCM untuk nilai *fold* yang berbeda. Metode yang memiliki tingkat akurasi tertinggi terdapat pada metode k-NN untuk *fold* 10 dengan nilai 94.04%. Kemudian untuk nilai sensitivitas tertinggi juga terdapat pada metode k-NN untuk *fold* 10 dengan nilai 92.52%. Sedangkan untuk spesifisitasnya nilai tertinggi terdapat pada metode k-NN untuk *fold* 10 dengan nilai 97.72%. Dengan klasifier k-NN, diketahui bahwa fitur GLCM mampu mendeteksi orang yang tidak sakit dideteksi tidak sakit (TP) 99 data dari 100 data normal. Untuk data orang yang sakit dideteksi sakit (TN) 43 data dari 51 data tidak normal. Dengan sensitivitas bernilai 92.52%, kesalahan untuk kasus terdiagnosa orang sakit dideteksi tidak sakit (FN) adalah 7.48%.

Tabel 4.7 Performa dari Klasifikasi Fitur Morfologi+Tekstur+GLCM

Metode	<i>Number of Fold</i>	TP	TN	FP	FN	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas
k-NN	5	97	49	3	2	96.67%	97.97%	94.23%
	7	98	49	2	2	97.99%	98%	96.15%
	10	98	49	2	2	97.99%	98%	96.15%
Naïve Bayes	5	100	48	0	3	98.01%	97.08%	100%
	7	100	49	0	2	98.67%	98.04%	100%
	10	100	49	0	2	98.67%	98.04%	100%
SVM	5	98	49	2	2	97.33%	98%	96.07%
	7	97	48	3	3	95.98%	97%	94.11%
	10	98	50	2	1	98.04%	98.98%	98.04%

Dapat dilihat pada tabel 4.7 hasil klasifikasi dengan menggabungkan fitur dari morfologi, tekstur, dan GLCM. Dari hasil yang didapatkan akurasi tertinggi ketika melakukan klasifikasi dengan Naïve Bayes dengan nilai akurasi yakni 98.67%, untuk nilai spesifisitas tertinggi mencapai 100%. Sedangkan untuk sensitivitas tertinggi yakni 98.04% yang berarti kemungkinan untuk dapat terdiagnosa dengan benar pada kasus data orang yang terdeteksi sakit benar-benar sakit tinggi. Dengan menggabungkan ketiga fitur akan dapat meningkatkan nilai akurasi yang didapat. Kemudian dengan nilai sensitivitas yang tinggi yaitu mencapai 98.04%, kesalahan dalam mendiagnosa orang sakit dideteksi tidak sakit rendah yakni hanya 1.96%. Dari hasil yang didapatkan penggunaan penggabungan dari ketiga fitur yang ada dapat mendiagnosis data yang dihasilkan dengan lebih akurat.

Dari ketiga fitur yang digunakan menghasilkan 12 ciri yang berbeda. Dengan semakin banyaknya ciri-ciri yang digunakan maka keakuratan ketika melakukan pengujian terhadap citra mammogram menjadi semakin meningkat. Akan tetapi penggabungan tersebut akan menghasilkan waktu eksekusi yang lebih lama dibanding ketika hanya menggunakan satu fitur. Penyebab lamanya waktu eksekusi adalah karena jumlah ciri yang digunakan lebih banyak, ciri-ciri tersebut diekstraksi dari tiga fitur yang berbeda.

Tabel 4.8 Perbandingan Performa dari Metode Ekstraksi

No.	Literatur	Metode Ekstraksi	Akurasi	Jumlah data MIAS yang digunakan
1	T. T. Htay [5]	<i>First order statistic</i> dan GLCM	92 %	120
2	R. Vijayarajeswari [6]	<i>Hough transform</i>	94 %	95
3	N. Fuad [7]	<i>Invariant moment</i> dan Morfologi	76.0331 %	121
4	I. Routray [8]	<i>Laws Texture Energy Measure</i>	91.7 %	80
5	Metode yang diusulkan	Morfologi, Tekstur, dan GLCM	98.67%	151

Dapat dilihat pada tabel 4.8 dengan menggunakan metode yang diusulkan diketahui menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode yang digunakan pada penelitian sebelumnya, yakni dengan nilai akurasi mencapai 98.67% untuk jumlah data yang digunakan sebanyak 151 citra. Diketahui dibandingkan dengan metode pada penelitian sebelumnya yang hanya menggunakan satu atau dua fitur, metode yang diusulkan ini memakai tiga fitur dan memiliki 12 ciri yang digunakan dalam melakukan ekstraksi. Sehingga keakuratan dari hasil yang didapat menjadi lebih meningkat.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

1. Dari hasil penelitian didapatkan total fitur citra mammogram sejumlah 12 ciri. Fitur ini terdiri dari, morfologi terdapat 4 ciri yaitu *area*, *perimeter*, *eccentricity*, dan *metric*. Untuk tekstur terdiri dari 4 ciri yaitu *variance*, *skewness*, *kurtosis*, dan *mean*. Sedangkan GLCM terdapat 4 ciri yaitu *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*.
2. Dengan menggabungkan ciri fitur dari morfologi, tekstur, dan GLCM didapatkan hasil tertinggi dengan menggunakan klasifier Naïve Bayes. Yang mana nilai akurasi mencapai 98.67%, untuk nilai spesivitas tertinggi mencapai 100%. Sedangkan untuk sensitivitas bernilai 98.04%. Dari hasil yang didapatkan penggunaan penggabungan dari ketiga fitur yang ada dapat mendiagnosis data yang dihasilkan dengan lebih akurat.

5.2 Saran

Untuk penelitian selanjutnya dalam meningkatkan akurasi dari klasifikasi bisa dilakukan dengan menggunakan klasifier yang lain. Dan juga dengan menambahkan fitur lain unuk diekstraksi sehingga selanjutnya bisa dilakukan seleksi fitur untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat dalam deteksi dan klasifikasi kanker payudara.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. T. Rubio *et al.*, “The superparamagnetic iron oxide is equivalent to the Tc99 radiotracer method for identifying the sentinel lymph node in breast cancer,” *Eur. J. Surg. Oncol.*, vol. 41, no. 1, pp. 46–51, 2015, doi: 10.1016/j.ejso.2014.11.006.
- [2] J. Ferlay *et al.*, “Estimating the global cancer incidence and mortality in 2018 : Globocan sources and methods Annexes A-E (additional supporting information available online),” 2018.
- [3] Komite Penanggulangan Kanker Nasional, “Panduan Penatalaksanaan Kanker Payudara,” *Kementeri. Kesehat. Republik Indones.*, pp. 1, 12–4, 24–26, 45, 2015, doi: 10.1111/evo.12990.
- [4] A. Qayyum and A. Basit, “Automatic breast segmentation and cancer detection via SVM in mammograms,” *ICET 2016 - 2016 Int. Conf. Emerg. Technol.*, 2017, doi: 10.1109/ICET.2016.7813261.
- [5] T. T. Htay and S. S. Maung, “Early Stage Breast Cancer Detection System using GLCM feature extraction and K-Nearest Neighbor (k-NN) on Mammography image,” *Isc. 2018 - 18th Int. Symp. Commun. Inf. Technol.*, no. Iscit, pp. 345–348, 2018, doi: 10.1109/ISCIT.2018.8587920.
- [6] R. Vijayarajeswari, P. Parthasarathy, S. Vivekanandan, and A. A. Basha, “Classification of mammogram for early detection of breast cancer using SVM classifier and Hough transform,” *Meas. J. Int. Meas. Confed.*, vol. 146, pp. 800–805, 2019, doi: 10.1016/j.measurement.2019.05.083.
- [7] N. Fuad, P. Studi, T. Informatika, and U. Islam, “Klasifikasi Kanker Pada Citra Mammogram Berdasarkan Fitur Moment Invariant ,” pp. 30–37, 2016.
- [8] I. Routray and N. P. Rath, “Textural Feature Based Classification of Mammogram Images Using ANN,” *2018 9th Int. Conf. Comput. Commun. Netw. Technol. ICCCNT 2018*, pp. 1–6, 2018, doi: 10.1109/ICCCNT.2018.8493957.
- [9] H. Zhou, J. Wu, and J. Zhang, *Digital Image Processing : Part I.* .
- [10] H. Zhou, J. Wu, and J. Zhang, *Digital Image Processing : Part II Huiyu Zhou ; Jiahua Wu ; Jianguo Zhang.* .
- [11] J. P. Jiawei Han, Micheline Kamber, *Data mining: Data mining concepts and techniques.* 2014.
- [12] “Adaptive histogram equalization and its variations,” *Comput. Vision, Graph. Image Process.*, vol. 38, no. 1, 1987, doi: 10.1016/s0734-189x(87)80156-1.

- [13] K. A'yun, "Optimasi Sistem Fuzzy Pada Diagnosis Kanker Payudara Menggunakan Citra Mammogram Yang Diimplementasikan Dengan GUI," 2015.
- [14] "<http://peipa.essex.ac.uk/info/mias.html>."



LAMPIRAN

Lampiran 1 – Hasil ekstraksi pada fitur morfologi

No	Area	Perimeter	Eccentricity	Metric	Kelas
1	27361	313974700000000	0.965227744054744	0.0348780761724123	0
2	15794	271518400000000	0.856487976802880	0.0269217611050769	0
3	6470	115411300000000	0.969989559537823	0.0610404151568684	0
4	7653	108794500000000	0.948085936074178	0.0812508094341176	0
5	8682	131151700000000	0.980800721133884	0.0634281138231636	0
6	3595	735540000000000	0.948272745282112	0.0835018635387122	0
7	3191	641433000000000	0.950673743294228	0.0974617195055307	0
8	9870	108028700000000	0.938411520798213	0.106279307734186	0
9	5086	986228000000000	0.921906584886408	0.0657100144979848	0
10	7851	169625500000000	0.858747624060624	0.0342888215767790	0
11	10650	157041100000000	0.960144507313885	0.0542666252690080	0
12	21762	310060400000000	0.971195797632102	0.0284456632271174	0
13	7963	135348800000000	0.833103375298535	0.0546232781689931	0
14	5689	115637000000000	0.970919021374274	0.0534628572749644	0
15	8052	189269600000000	0.988777004521688	0.0282456713524979	0
16	8133	148385100000000	0.715885908919161	0.0464173186040648	0
17	7881	111362100000000	0.904169019329895	0.0798576208741154	0
18	6535	132270200000000	0.627800163101894	0.0469387408705310	0
19	8295	119363900000000	0.772106091493174	0.0731611046289700	0
20	13230	199913500000000	0.917473027439970	0.0415992463737072	0
21	15284	227617600000000	0.946384211916126	0.0370710778462726	0
22	22268	256786400000000	0.923486136436402	0.0424372310372451	0
23	18018	227026300000000	0.887884951502828	0.0439302934351417	0
24	6848	119007300000000	0.914520901445501	0.0607612096538168	0
25	9010	108853900000000	0.887196847451375	0.0955535151157013	0
26	12803	134564900000000	0.830398844056132	0.0888501209890172	0
27	10010	114280100000000	0.717053675633918	0.0963169491990240	0
28	9294	983565000000000	0.765720940570126	0.120727553549087	0
29	8947	930917000000000	0.657545962824386	0.129737456343604	0
30	8335	137395400000000	0.908574696168691	0.0554844240979599	0
31	6264	888252000000000	0.883190152814216	0.0997675310884806	0
32	6323	816223000000000	0.931890919446553	0.119265652632213	0
33	14673	190579700000000	0.855822121106763	0.0507662990353113	0
34	11316	219711200000000	0.855308439876313	0.0294576712187596	0
35	15142	185677900000000	0.907361097395158	0.0551915606259011	0
36	6779	104472600000000	0.897623370881951	0.0780496018132033	0
37	10840	156415300000000	0.558298623220035	0.0556776225205387	0
38	23360	242003300000000	0.916943608020020	0.0501233542440247	0
39	20191	268099300000000	0.964692718247071	0.0353001322703914	0
40	7887	973699000000000	0.966261902793398	0.104537535406246	0

No	Area	Perimeter	Eccentricity	Metric	Kelas
41	8696	119792100000000	0.829444837884355	0.0761505489586992	0
42	4957	754037000000000	0.831120018002569	0.109557841988690	0
43	3023	669619000000000	0.900652400244542	0.0847212734861855	0
44	10780	121829900000000	0.697496378922455	0.0912684866461819	0
45	2182	569033000000000	0.952210264009301	0.0846817264919389	0
46	9567	139774900000000	0.799827529735079	0.0615357159062521	0
47	13906	147404000000000	0.720935191221135	0.0804254596011562	0
48	8133	140896200000000	0.777605913323356	0.0514827901517934	0
49	35975	301889000000000	0.724140157535209	0.0496039303457281	0
50	33368	246840500000000	0.685974043432126	0.0688188175010048	0
51	6142	190144100000000	0.972311202049720	0.0213478414058274	0
52	8486	862076000000000	0.800793147036626	0.143490048455468	0
53	8851	914755000000000	0.569008100556756	0.132920700319647	0
54	7261	867120000000000	0.849579867990782	0.121352267099361	0
55	6503	126190900000000	0.971371975209340	0.0513177424110871	0
56	3788	102926700000000	0.973330702299517	0.0449328262930769	0
57	6418	112958800000000	0.878214191738253	0.0632076198236457	0
58	11646	196375600000000	0.719692513479117	0.0379499842362962	0
59	11478	216125800000000	0.862014018262288	0.0308789736386927	0
60	9740	115463300000000	0.737164368887768	0.0918080767238428	0
61	22076	335136000000000	0.951065307133578	0.0246994956733197	0
62	10108	153033500000000	0.946197549003893	0.0542378012358744	0
63	10585	210227300000000	0.769887968708529	0.0300969509985983	0
64	13523	240207200000000	0.868057283466004	0.0294517340642286	0
65	17509	313260800000000	0.951658441923298	0.0224212128398512	0
66	8741	131404600000000	0.953621386583741	0.0636135814555763	0
67	3556	657495000000000	0.815251032520468	0.103368141329454	0
68	12136	183338000000000	0.859924669872177	0.0453712195509217	0
69	6955	164212700000000	0.927123978397185	0.0324110808821082	0
70	7283	123797300000000	0.936103625733640	0.0597169788550470	0
71	13138	147093000000000	0.854919814547477	0.0763053713677364	0
72	12991	241953700000000	0.642317071185819	0.0278861083961563	0
73	12395	153962600000000	0.906652396203990	0.0657091610181343	0
74	17156	202256000000000	0.908725078086357	0.0527015118026787	0
75	19791	229825000000000	0.962250847340715	0.0470850531774831	0
76	21226	295848700000000	0.847619068048253	0.0304746476783965	0
77	8817	827655000000000	0.850573307714818	0.161745429960589	0
78	3629	550040000000000	0.937669019280470	0.150732980056906	0
79	13871	121686300000000	0.884751419246229	0.117715665846463	0
80	12459	124728100000000	0.753023895383400	0.100638565193097	0
81	11637	154354600000000	0.846635971055178	0.0613778603966203	0
82	22001	250804000000000	0.950997657045500	0.0439524782563349	0
83	10287	139548300000000	0.644764218604284	0.0663818732045466	0
84	7720	137060600000000	0.750315290821290	0.0516418636911684	0
85	9968	202488000000000	0.895853097265318	0.0305505695889832	0

No	Area	Perimeter	Eccentricity	Metric	Kelas
86	1677	68308100000000	0.895278618063823	0.0451646361170946	0
87	9763	20134470000000	0.978298533156299	0.0302630537383469	0
88	7151	12646980000000	0.840721553926906	0.0561827481321245	0
89	5452	10353040000000	0.945987598394295	0.0639189934310367	0
90	4163	53011700000000	0.765304137358308	0.186154188240964	0
91	11114	92267800000000	0.730903179163709	0.164051394090056	0
92	2918	72427700000000	0.787438520057860	0.0699013822159649	0
93	2987	76032700000000	0.974662171107221	0.0649298292241890	0
94	8302	18587000000000	0.634933705601900	0.0301977089625461	0
95	15562	25300230000000	0.965067359921982	0.0305510637491129	0
96	8467	15375740000000	0.861427624075005	0.0450056844267139	0
97	10054	19899810000000	0.920027636348087	0.0319044223018772	0
98	11613	12115330000000	0.976013345134030	0.0994222973085259	0
99	6745	11645750000000	0.805290853970761	0.0624966721324544	0
100	13096	28309290000000	0.965611727273101	0.0205348046505193	0
101	2911	437.6620	0.592025802521588	0.190974063140708	1
102	8806	471.1060	0.389889252536613	0.498598852039147	1
103	19390	23859280000000	0.743014099024618	0.0428028813608377	1
104	41221	31532750000000	0.790327482048217	0.0520960375748725	1
105	357	126.7750	0.957499971586078	0.279132780496907	1
106	97171	36182170000000	0.859624796238635	0.0932732944614122	1
107	4697	663.6970	0.304885689465525	0.133995654714864	1
108	24429	15822300000000	0.746322254512150	0.122624238685681	1
109	36085	23087240000000	0.941715975808453	0.0850731548437368	1
110	161320	35585590000000	0.705885286029701	0.160084666627357	1
111	82346	30562330000000	0.735425122468716	0.110784614408591	1
112	47184	18856520000000	0.541953189199444	0.166756022263242	1
113	60581	30610070000000	0.786262683165227	0.0812489311413666	1
114	6427	711.6400	0.894418409064366	0.159476781355514	1
115	42699	28664870000000	0.642312138029072	0.0653021702832790	1
116	965	250.5650	0.918208066395249	0.193150734429394	1
117	96932	35519340000000	0.678993459420280	0.0965488850548399	1
118	139491	73867950000000	0.649662876706127	0.0321250608252921	1
119	3819	341.3290	0.546694010085288	0.411920253068297	1
120	30084	32416380000000	0.810565457733295	0.0359762932504128	1
121	2147	482.5870	0.959468267682006	0.115848568350787	1
122	68207	49159990000000	0.790830018591731	0.0354662474898765	1
123	68757	87685300000000	0.886572620370350	0.0112375904150270	1
124	962	243.2770	0.749920144383959	0.204259767311400	1
125	12808	931.0760	0.954248289684301	0.185661099752741	1
126	161137	23841070000000	0.713108085145622	0.356248998482305	1
127	32623	22358490000000	0.929688533476271	0.0820066026904473	1
128	0	0	0	0	1
129	1736	247.9670	0.823043929395690	0.354790358492921	1
130	25596	11948680000000	0.572114182835406	0.225290098450617	1

No	Area	Perimeter	Eccentricity	Metric	Kelas
131	1677	397.7330	0.646937564275100	0.133217007780553	1
132	44663	438884100000000	0.669605215969004	0.0291378873777880	1
133	12730	145741700000000	0.765431042107509	0.0753131141206011	1
134	31026	196588200000000	0.849710544595179	0.100883643730263	1
135	51484	285607800000000	0.606882856010958	0.0793125690990053	1
136	0	0	0	0	1
137	355	120.4560	0.890256717506810	0.307454845753296	1
138	21748	158214000000000	0.897853177491203	0.109179064100931	1
139	29209	454922700000000	0.682019859015183	0.0177358226192102	1
140	209591	459530900000000	0.806423810992676	0.124724868378687	1
141	579	158.2660	0.956944627011391	0.290477952965928	1
142	2749	804.2590	0.838467337074357	0.0534063312089305	1
143	22424	175065300000000	0.842400697530077	0.0919438751751776	1
144	240783	413104500000000	0.818789355722119	0.177302897747865	1
145	365	168.7550	0.954472692898668	0.161060643481063	1
146	381	111.2020	0.788911840489932	0.387177082752876	1
147	47467	194898000000000	0.757219602613185	0.157031537681281	1
148	14482	128443000000000	0.868992072365399	0.110310670864941	1
149	44565	469294300000000	0.869298658366187	0.0254280593362753	1
150	9304	584.7820	0.532373379118953	0.341894073928907	1
151	377	83.8020	0.751794077873664	0.674593958085834	1



Lampiran 2 – Hasil ekstraksi pada fitur tekstur

No	Variance	Skewness	Kurtosis	Mean	Kelas
1	640321048926178	588459483579178	107856070262336	520066242218018	0
2	683874957777954	514257298471318	979073247367663	594983863830566	0
3	529201525928631	111490043205637	398412361603628	700907335281372	0
4	485658888733653	308989825076813	505404230388784	498600416183472	0
5	551978774231462	243240862585957	505622312259093	619691753387451	0
6	535866555487480	362319385289491	653481906316066	535637474060059	0
7	516968137000977	405372958109305	665566794334682	479076347351074	0
8	647662370017506	394469925125347	750710334777125	611298055648804	0
9	443246915298371	327496756029053	504361366586825	429000301361084	0
10	396857506871782	446210183565915	695198980125876	306235370635986	0
11	607823593908371	213623154986758	538671300553388	687572383880615	0
12	485711160007164	409090957069694	645420505241396	438783607482910	0
13	505567711757109	338363809661376	532821249004687	514927730560303	0
14	451934498270611	250658983718171	467847126610364	548141670227051	0
15	324997102204617	137343775702542	245988299238563	497605895996094	0
16	738697463591304	562700036727043	104455061700635	620138854980469	0
17	510437637522048	331050609731028	560147088327639	544870452880859	0
18	300929024920449	351223516597764	539884642546206	249790630340576	0
19	405468438071847	468365707403066	769649168182988	316867733001709	0
20	350723094123554	429066832786374	700396996646194	275312280654907	0
21	411906833666536	500741197404125	855775514095992	315178956985474	0
22	420570193831657	486023421264644	803911603635803	324043550491333	0
23	388122590597007	405741072510683	619208600785448	318068122863770	0
24	378446277180491	484491553231470	808968525346427	269749574661255	0
25	273656585528248	374957387537049	632117803853354	197257184982300	0
26	472119151486372	403219775166344	661472047894614	435358028411865	0
27	452616496471661	326501458698374	533962303280487	463707761764526	0
28	280454090004069	283536538421714	401155312905332	257416734695435	0
29	425831311579559	427714578308865	656325756392704	349501733779907	0
30	449452610667830	385966511468831	629049527642907	424392709732056	0
31	470240708633134	382718009031387	651910928297453	459074630737305	0
32	402436562748109	419203606129381	707062317968728	365168523788452	0
33	474793117433530	468672381902600	830644330714070	423624296188355	0
34	709916100257102	244214146599085	673489500778139	743622646331787	0
35	632205087785591	254282318561688	580953130411881	678363924026489	0
36	623403610820375	412665965365078	831889719814530	612218942642212	0
37	364698821992391	316707592425172	469360043824969	356605615615845	0
38	495218315712028	668143986293910	118122888771179	317525539398193	0
39	441219342937693	566889795485372	953199971879009	299417114257813	0
40	508119005821830	484596195561883	790683504253870	413064002990723	0
41	386502778258704	385759967035140	596737747110192	329173269271851	0
42	574939777933933	307226669394366	604684216692930	592681159973145	0
43	210739989010490	156390077804616	193829188863812	261446428298950	0
44	333585807992931	409909115502913	641262774008300	257589492797852	0

No	<i>Variance</i>	<i>Skewness</i>	<i>Kurtosis</i>	<i>Mean</i>	Kelas
45	352980676031020	349551566678236	495286984355905	307890930175781	0
46	554795260813288	473108511155297	807500590412926	481936550140381	0
47	326274715137244	419853764022420	705021900715396	268171453475952	0
48	276673089093935	247369479605850	326651120407460	291229743957520	0
49	742290039028713	387636728812208	898839460062846	729408445358276	0
50	651783345199333	518551300778205	949598953551629	579000501632690	0
51	463825474215790	251868632468326	395269607877460	515110263824463	0
52	447890184992691	433204617623351	688094146441907	376676044464111	0
53	448769653701925	468268796388526	764239913629760	361420688629150	0
54	377394826776881	401883747037220	630413069186165	311816568374634	0
55	522613956450880	425048712686322	725807922361038	474535541534424	0
56	503664936207222	170406867871312	417343329312952	637285041809082	0
57	467354670326874	249508289567516	429071094578466	524157657623291	0
58	461887738485439	390820756353114	614697646705111	427524509429932	0
59	430577312493835	153861445005643	303646054246786	573857641220093	0
60	606691867785193	110680001585374	486536799869484	762911195755005	0
61	417349581930446	334618019998046	511092711357059	407170162200928	0
62	416162494723353	319829585805013	481805808065089	409952831268311	0
63	352140679594617	271944812692259	384409600916488	361701393127441	0
64	339417453791512	254954224169664	351496665357721	356081991195679	0
65	466778254655673	444702369050995	691250799585554	384776782989502	0
66	435983221671942	389066338627587	616463155370440	396728916168213	0
67	345217089222022	257429973378489	374839662745462	377461528778076	0
68	519843053634138	398848400793078	681725924409274	482899188995361	0
69	547255723594244	146799157666899	372832936583754	656018333435059	0
70	504174430703940	378040214241213	617034817163293	470216722488403	0
71	526495199375796	510257128587578	888190105801291	443188056945801	0
72	441183279815703	326303848840574	506364815066417	445714817047119	0
73	535370129221513	324274441995302	610380996575115	592027368545532	0
74	716155363142778	335602612686479	797528459326035	718649044036865	0
75	511882369942940	351001713077273	632734770832801	538217926025391	0
76	579748990170866	278027171440599	568108599382827	630970726013184	0
77	468830586822639	515214462176173	866378137099593	362108287811279	0
78	327911140234663	394971213642659	632553284629156	253555011749268	0
79	542414959495436	340123562820296	620641447048521	574252414703369	0
80	531588461109850	431517206488202	716485994040583	476504287719727	0
81	541748823523018	380814897292683	649854460608698	530360965728760	0
82	434422904238607	280032801207870	442496902527218	495523500442505	0
83	489893295301740	435424712889303	679280535210562	431727104187012	0
84	383279692779120	361842804929627	553486408250369	345963716506958	0
85	628636430331934	280730142349394	590779689863775	650653734207153	0
86	722933794655054	884856799206895	948251040372572	120886641502380	0
87	351668785649445	108257122597744	294768429423124	102793914794922	0
88	545199304755033	777501702613926	404830148752382	934607648849487	0
89	49532777888753	158768375773670	325214767047977	817357902526856	0

No	<i>Variance</i>	<i>Skewness</i>	<i>Kurtosis</i>	<i>Mean</i>	Kelas
90	510458915773412	387935623093142	665619815770225	500203523635864	0
91	530204777232819	428361398343723	735055956094630	501242542266846	0
92	669906928132214	501210250186632	813856896571524	111651984214783	0
93	591271580754903	300919365921016	742980528080016	112805474281311	0
94	494189509185270	291604137814199	318675531067710	865661916732788	0
95	635599542367214	195503748606265	763752777806712	839802350997925	0
96	667574058019271	265731746789210	843569865184054	823727340698242	0
97	502235855135184	109124674158150	530472709986016	892566347122192	0
98	566224768718633	185493114913327	746420058933160	855551490783691	0
99	571539923087127	235506064557368	767895552019158	786543836593628	0
100	334255018410632	374144441560010	603360250470576	156753673553467	0
101	649065876007080	798836409636678	0.645634825926929	510443848694304	1
102	536119689941406	625402162783123	0.827984784801527	558047753716413	1
103	557086029052734	761060233871277	0.832319065471308	423157427987946	1
104	313758955001831	623909493728802	176293942085186	297376881121139	1
105	439467163085938	697222071204455	122708313509706	419910920523443	1
106	455000314712524	740883689287426	120217388760947	363311255108409	1
107	343737630844116	575032863187476	141260101194673	414793456663786	1
108	522121305465698	739363349941554	0.962504629515070	412114109975879	1
109	367481250762939	683275880567974	164636890680867	407562421649152	1
110	693735237121582	873675044080307	0.751865124449077	498858857963247	1
111	525081253051758	717860677944726	0.947657469374202	452316821080718	1
112	615599098205566	768958026463808	0.690631690077959	495751478562466	1
113	790967302322388	831129315772236	0.377881222654886	568415541638334	1
114	461045255661011	682759995643613	109500084364638	467884445942222	1
115	507985877990723	723377088000823	102789678304016	513796698121657	1
116	446924352645874	767030417205676	140245764186601	393270918586420	1
117	583311443328857	776816440425469	0.807238708357560	435096368736037	1
118	675911407470703	802376586233889	0.516323127640741	476228060904260	1
119	996569757461548	587499302935508	0.364287189690966	703811770913217	1
120	898098592758179	720394377206903	0.218955297335012	572945624593709	1
121	915330905914307	686557088339928	0.145563145920740	665885454235922	1
122	726279315948486	665064518493987	0.553957445860602	676068635574033	1
123	688215160369873	747973496626207	0.333672292973976	508247380791048	1
124	487367935180664	702184061101694	0.881928439171410	381076798624327	1
125	462855396270752	742751020685703	121145932939269	353995278957099	1
126	649111642837524	890922277895963	0.876248915488327	435171011000988	1
127	369646692276001	685616103532800	155452508631563	308488078350002	1
128	345060901641846	771374250639307	195337135443533	238831968021972	1
129	465251226425171	716273636499109	111896214355269	378473186514161	1
130	682379627227783	793750159740611	0.502483035858085	489954151019108	1
131	372038745880127	662020127167551	147063556935759	353557332843512	1
132	735644769668579	803539872935992	0.418984758988557	551376362238711	1
133	567663660049439	694717823805986	0.635525011565460	481860986953608	1
134	468724145889282	670266499983287	112649996491700	503498275458167	1

No	Variance	Skewness	Kurtosis	Mean	Kelas
135	528241367340088	758264352000351	0.962127736913494	441220193187662	1
136	388079042434692	686886343596133	153884263059487	375499071600976	1
137	672418670654297	872255490789646	0.750614637101310	499990753643584	1
138	413853902816772	650780893647490	124261628643859	417705759442476	1
139	417560586929321	625901225158973	115273631566335	435968564716064	1
140	744666891098023	902730564902514	0.589018697050273	535288650972705	1
141	447633523941040	744140477141319	124179555932533	360790154610818	1
142	406826095581055	697115920493646	142308592563630	382048089832097	1
143	531153078079224	754874549273597	0.958610741643647	455430715430606	1
144	678710966110230	862377801270112	0.756762418067217	519693069663910	1
145	629250411987305	757761039212867	0.566372237151460	498422242689890	1
146	464826450347900	612574723662223	0.956664857939910	465837818522404	1
147	474559736251831	734130294061192	115540932941920	385977374972458	1
148	725404062271118	815603129011296	0.508672837326806	539255367947356	1
149	402679700851440	645469884925621	127261117326604	393436936610613	1
150	623844375610352	683207750577167	0.510034115002636	545637530423128	1
151	104697170257568	838115020820190	0.291794644126582	657525743026033	1



Lampiran 3 – Hasil ekstraksi pada fitur GLCM

No	<i>Contrast</i>	<i>Correlation</i>	<i>Energy</i>	<i>Homogeneity</i>	Kelas
1	0.195481523680752	0.932000446787676	0.927364770036742	0.994942476005215	0
2	0.262931535629477	0.914952983906836	0.907262666187290	0.992935291110431	0
3	0.136084935109001	0.843389093907297	0.953254971445929	0.993955181153455	0
4	0.149115835668881	0.891235426205857	0.936971312691862	0.994092996005330	0
5	0.155016817237327	0.903758975340578	0.928427379207658	0.993906487354567	0
6	0.0793674941423924	0.848055853210449	0.973713406790353	0.996492670225643	0
7	0.122025236034728	0.827624820304232	0.965952852374755	0.995670081282963	0
8	0.184669355962215	0.893973297563301	0.942942657527911	0.994755748583230	0
9	0.116107601107745	0.910516218631684	0.946450941490732	0.995298471138499	0
10	0.122837105576356	0.885754660204242	0.958749554953694	0.995251149312692	0
11	0.187471306748009	0.898541565474552	0.920581353368589	0.992520303548605	0
12	0.123259251162056	0.918762624052144	0.951653345149429	0.996230500254282	0
13	0.155259768803289	0.882467897912163	0.944932863906694	0.994203315829062	0
14	0.156100499562870	0.842218230642489	0.940723721105418	0.992824494193382	0
15	0.0658681150528318	0.896696936319887	0.952263692595171	0.995617826207988	0
16	0.242439192327984	0.884804903124541	0.935286638461661	0.994119092905137	0
17	0.211715459546809	0.902522990462196	0.926933939947439	0.993718090462011	0
18	0.150078971623099	0.896906250478366	0.945850904190364	0.995167197407734	0
19	0.124783468546679	0.906464856186490	0.945886890246727	0.995166682292122	0
20	0.0609001456765054	0.921526279980506	0.970732457760405	0.997371734416969	0
21	0.0973111256726402	0.904520840024869	0.961831191490092	0.996313060097730	0
22	0.137347603829690	0.922215832760521	0.945640254858316	0.996448460584709	0
23	0.107412203893179	0.899785501033064	0.954282437269129	0.995833493429779	0
24	0.108408182325215	0.904788621542727	0.964990237660703	0.997299292363989	0
25	0.0983407854791590	0.912623931093637	0.965886542064727	0.997579379875200	0
26	0.0754541751082626	0.939635541741782	0.957469969557257	0.997285610503279	0
27	0.0996611617054449	0.916874238846983	0.950693026186898	0.995668298523127	0
28	0.0641194545515162	0.921234952079841	0.967618106786013	0.997300276040203	0
29	0.0966528152789782	0.916797745710286	0.957844639483181	0.995845812044528	0
30	0.104448943263427	0.903999465161057	0.947216498092843	0.995549961804571	0
31	0.0840653849833593	0.896603991161207	0.952815437676572	0.995015995582057	0
32	0.0534513722341306	0.917078993205662	0.964551449466856	0.996891400212059	0
33	0.0827063831178770	0.906932713034404	0.956665181040601	0.996312197851630	0
34	0.211759452631628	0.906031247958721	0.925051709601686	0.993462668432072	0
35	0.213979572125301	0.914160083947517	0.917488332338688	0.993169953550625	0
36	0.131404291572874	0.893040038095596	0.953454544498639	0.995267567808268	0
37	0.0832826141448899	0.910953638148108	0.959838829900050	0.996414868085549	0
38	0.211333532944082	0.906511199495541	0.931860699430420	0.994793670573076	0
39	0.243005099047213	0.884088213399064	0.934761984800841	0.994063738347716	0
40	0.110509044119746	0.927559723153351	0.949938577984289	0.996542299343877	0
41	0.0852634712583216	0.914253365820547	0.957073511607849	0.996514947122349	0
42	0.117114241179204	0.874638203835555	0.958007685803241	0.995822356375587	0
43	0.0178155112937625	0.881859973157576	0.985851288844041	0.998267441645035	0
44	0.113198027998239	0.896630815820786	0.962533482396203	0.996542773172300	0

No	<i>Contrast</i>	<i>Correlation</i>	<i>Energy</i>	<i>Homogeneity</i>	Kelas
45	0.0641710406309512	0.767453792180332	0.985660600322569	0.997496408751765	0
46	0.161610659331197	0.901779228651531	0.945648817841431	0.995399823341737	0
47	0.126204339741033	0.933005443988244	0.941436970019879	0.996305408540815	0
48	0.0942473472127863	0.903734588928973	0.954457882878388	0.996102710939625	0
49	0.285169022878248	0.937800196770697	0.872710824840508	0.991507116032317	0
50	0.185657120392149	0.948192885795580	0.898981070884856	0.994512885782335	0
51	0.126199508386772	0.855139956361185	0.959570197966880	0.995207103536329	0
52	0.0792478818484426	0.930831615508569	0.961717616793817	0.997112918525906	0
53	0.0705170979383096	0.918270767793097	0.966863317293555	0.997059548939009	0
54	0.0637576474715763	0.905366050035076	0.972838378129906	0.997462761981381	0
55	0.0514205975031509	0.889790847111263	0.978548402247997	0.997696043478090	0
56	0.105245167708862	0.835517253094154	0.960278007145836	0.995232960902455	0
57	0.0856323534378288	0.878676042849293	0.959253685136905	0.995560415799962	0
58	0.111032745191933	0.884918964866909	0.957460109636463	0.995538175293659	0
59	0.109548459848431	0.893409614239788	0.947591839400865	0.994977068832770	0
60	0.170300810875463	0.885708718595994	0.935354412551467	0.993305984615096	0
61	0.0866479139015737	0.926006674293616	0.952520518037686	0.996327152183363	0
62	0.0869533208109857	0.913094195101629	0.957016773488567	0.996694901168067	0
63	0.108693095054431	0.893201995305832	0.950395131028253	0.995497999493046	0
64	0.0917278764491954	0.903397033575109	0.947868861947486	0.994771138232301	0
65	0.161014391364662	0.906321131318245	0.942919756099881	0.995251263760611	0
66	0.109141444263310	0.901332190073934	0.949809637907963	0.995601742078542	0
67	0.0936433523454379	0.868710027848563	0.957383157939087	0.995386690959676	0
68	0.128992185118616	0.883220325597250	0.951583326119676	0.994837198557425	0
69	0.208288687980696	0.847944826373702	0.935748107517295	0.992562455766475	0
70	0.151593439050214	0.895308645699704	0.939609770381620	0.994128908389922	0
71	0.0838030221510823	0.940194293535755	0.950784896635154	0.996500119722672	0
72	0.106837422505731	0.905649199779060	0.954268720640376	0.995718414723766	0
73	0.224897173011182	0.925209119223229	0.903586842620668	0.993162359272658	0
74	0.259756387338675	0.922522206011533	0.901735392128008	0.991942485744541	0
75	0.217194755569662	0.914341960908343	0.918963502724571	0.993866907444309	0
76	0.212777495259030	0.915135435361758	0.906866458046568	0.992778543449726	0
77	0.116552820550870	0.900249728668934	0.955997568672492	0.995820560735584	0
78	0.0697759551306032	0.881565644790856	0.974560086667425	0.997371017911058	0
79	0.188587575869852	0.919071513974925	0.910581442180014	0.993124583689254	0
80	0.138640675789174	0.913625830185227	0.940824624962656	0.995287166638240	0
81	0.123733537114864	0.916007490970800	0.948458082215434	0.995565028485204	0
82	0.123882598974204	0.924478774765235	0.938017695053180	0.995260735296763	0
83	0.154951209266089	0.910932260563913	0.935725578204776	0.994360661900721	0
84	0.101634692703511	0.892117916349935	0.957745652992299	0.996171652916339	0
85	0.272343909082429	0.904811738817623	0.896130208736471	0.990057653030414	0
86	0.0529296130350903	0.804009910517415	0.984860570465024	0.997805476994765	0
87	0.0711468270572889	0.881119277706083	0.967368420422848	0.996257618074423	0
88	0.203907549216714	0.835399072937202	0.939414429627914	0.992444408790870	0
89	0.137251984540234	0.841890105880102	0.952394378373070	0.994163680645560	0

No	<i>Contrast</i>	<i>Correlation</i>	<i>Energy</i>	<i>Homogeneity</i>	Kelas
90	0.129112637242375	0.918457779521881	0.940403666077141	0.995638125247729	0
91	0.199690693294214	0.931089272851719	0.910036085566554	0.993676617584528	0
92	0.0689000956898351	0.839375208655404	0.977807329407074	0.997084949691557	0
93	0.0596781727754917	0.856128205463516	0.974322331047456	0.996769284774259	0
94	0.163053612917230	0.869908135280001	0.937447130075748	0.993167917800947	0
95	0.154362656069493	0.917391189263699	0.929916617408439	0.994468986810944	0
96	0.168826801316244	0.923296934929078	0.928038825016963	0.994900433987235	0
97	0.135831664367549	0.893608754929455	0.941249382253597	0.994784973066455	0
98	0.0646255574566316	0.940872336756275	0.956006156051147	0.997020579937728	0
99	0.0943673159678327	0.901427878468299	0.949684999569409	0.994795733144263	0
100	0.542845210101978	0.828358874363116	0.881008852908859	0.983718992364130	0
101	0.0122915139296188	0.927423159370149	0.993163593857470	0.999511877851091	1
102	0.00723973607038123	0.986866753081489	0.983022031837832	0.999632158276312	1
103	0.0959856885386119	0.925262896977066	0.949081371279586	0.996008835474561	1
104	0.0743218475073314	0.968983784736158	0.917676130833532	0.996685015113695	1
105	0.00446755865102639	0.886314116825696	0.998646930522426	0.999833398428408	1
106	0.107694892473118	0.979841385131470	0.821027325399252	0.994309272157054	1
107	0.0670611100928641	0.893743691430696	0.972079714458135	0.997764629663571	1
108	0.0538188080400782	0.965826969262906	0.945809798519789	0.997168955176768	1
109	0.0514800219941349	0.975767389841916	0.930945177452480	0.997318510202835	1
110	0.0815978586265885	0.992594273838056	0.722979760078833	0.994128078742494	1
111	0.119014616935484	0.972705679319484	0.840457733553041	0.994858898242215	1
112	0.120836006231672	0.964744719509541	0.879121286656501	0.995176918595517	1
113	0.0804676044721408	0.977913295589178	0.883342510953388	0.995872599482730	1
114	0.0194224248533724	0.957049822796775	0.983954213660986	0.999114579696737	1
115	0.0776591520039101	0.965522794814374	0.917223100561290	0.996118569770284	1
116	0.00505559628543500	0.892634011488515	0.997958770054953	0.999810987903226	1
117	0.110694266251222	0.978720631940301	0.822434073322609	0.994195810350044	1
118	0.227352914222874	0.966533686064323	0.743882408801888	0.989631063660802	1
119	0.00643595735581623	0.972068641766684	0.992484157308036	0.999633112882861	1
120	0.109394092130987	0.930122681309473	0.933049668873708	0.996333038041708	1
121	0.0459986711876833	0.873820468516140	0.983601524827247	0.998450673570381	1
122	0.117565524193548	0.968494268018784	0.867297336492720	0.994624065031071	1
123	0.276772895283480	0.914039997630695	0.861582294235414	0.990580897177420	1
124	0.0178034121456501	0.870084075864258	0.993806852581816	0.999406552928479	1
125	0.0291823222140762	0.960223771370322	0.973759796866669	0.998465356328259	1
126	0.0498801014173998	0.995535680706071	0.725371797458415	0.996057884068217	1
127	0.0589603189149560	0.967633483032581	0.935619960363499	0.997248823924731	1
128	0	0	1	1	1
129	0.0253257117546432	0.916379932698929	0.988376133386763	0.998940614017479	1
130	0.0314848332111437	0.983284594052929	0.948151474768576	0.998201203058814	1
131	0.0206557765151515	0.892440505142815	0.992120711076415	0.999268419087913	1
132	0.135363208699902	0.954151840764165	0.894112790479821	0.993995524804497	1
133	0.0470258278347996	0.935028826367587	0.969312436140771	0.998382578303193	1
134	0.0394424334066471	0.977900946313883	0.940554661826607	0.997919912328934	1

No	<i>Contrast</i>	<i>Correlation</i>	<i>Energy</i>	<i>Homogeneity</i>	Kelas
135	0.0737949046920821	0.975109014484429	0.899829079671155	0.996424680270447	1
136	0	0	1	1	1
137	0.00160755742913001	0.914428170456569	0.999259412520642	0.999931268328446	1
138	0.0423539833822092	0.960163610704294	0.957177415232018	0.998335166177908	1
139	0.138009378054741	0.911313863729564	0.932320052394779	0.995367612618117	1
140	0.120150598729228	0.989616774514266	0.653120598091837	0.991232075216450	1
141	0.00356641006842620	0.877312004528755	0.998753844584199	0.999865082274356	1
142	0.0324318029081134	0.889598994193461	0.988237499587358	0.998711644817996	1
143	0.0752459066471163	0.953840431802182	0.939750711163814	0.996857435239492	1
144	0.104720338465298	0.991406201361321	0.627624149252360	0.993508675464321	1
145	0.00325711754643206	0.815423540473002	0.999173561541746	0.999886083618443	1
146	0.00200467375366569	0.889723671464979	0.999192673851977	0.999933177541545	1
147	0.0672138471407625	0.976624571610196	0.905217399648236	0.996201120508076	1
148	0.0723992699169111	0.946990694955848	0.951409659988748	0.996659968056137	1
149	0.132207279447703	0.937560587440260	0.911950701789698	0.995286471061421	1
150	0.0113025415444770	0.981041863955506	0.981935105053631	0.999429736230392	1
151	0.00419835960410557	0.862427329051359	0.999173519537498	0.999882174277336	1

