

**SEGMENTASI DAN IDENTIFIKASI SEL NUKLEUS DAN SEL
RADANG PADA CITRA PAP SMEAR
TUMPANG TINDIH**



RINGKASAN TESIS

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister
Ilmu Komputer (M.Kom)

SITI NURDIANI

14002246

Program Studi Ilmu Komputer (S2)
Sekolah Tinggi Manajemen Informatika Dan Komputer
Nusa Mandiri
Jakarta
2020

HALAMAN PERSETUJUAN DAN PENGESAHAN TESIS

Tesis ini diajukan oleh:

Nama : Siti Nurdiani
 NIM : 14002246
 Program Studi : Ilmu Komputer
 Jenjang : Strata Dua (S2)
 Konsentrasi : *Image Processing*
 Judul Tesis : Segmentasi Dan Identifikasi Sel Nukleus Dan Sel Radang Pada Citra Pap Smear Tumpang Tindih

Telah dipertahankan pada periode 2020-1 dihadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh Magister Ilmu Komputer (M.Kom) pada Program Studi Ilmu Komputer (S2) Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Nusa Mandiri (STMIK Nusa Mandiri).

Jakarta, 28 Agustus 2020

PEMBIMBING TESIS

Pembimbing I : Dr. Dwiza Riana, S.Si, MM,
M.Kom



Pembimbing II : Nita Merlina, M.Kom.



DEWAN PENGUJI

Penguji I : Dr. Agus Subekti, M.T



Penguji II : Dr. Windu Gata, M.Kom



Penguji III /
Pembimbing I : Dr. Dwiza Riana, S.Si, MM,
M.Kom



	LEMBAR BIMBINGAN TESIS
	STMIK NUSA MANDIRI

Nama : Siti Nurdiani
NIM : 14002246
Dosen Pembimbing I : Dr. Dwiza Riana, S.Si, MM, M.Kom
Judul Tesis : Segmentasi Dan Identifikasi Sel Nukleus Dan Sel Radang Pada Citra Pap Smear Tumpang Tindih

No	Tanggal Bimbingan	Pokok Bahasan	Paraf Dosen Pembimbing
1	30 Mei 2020	Bimbingan Perdana, Pengajuan judul dan Project	
2	14 Juni 2020	Bimbingan BAB I dan Hasil Pengajuan BAB I	
3	3 Juli 2020	Bimbingan Program	
4	24 Juli 2020	Bimbingan BAB II & III dan Hasil Bimbingan	
5	29 Juli 2020	Penyerahan dan Bimbingan BAB IV dan BAB V	
6	31 Juli 2020	Revisi BAB IV dan V	
7	03 Agustus 2020	ACC BAB IV dan V	
8	04 Agustus 2020	ACC BAB Keseluruhan ,	

Catatan untuk dosen pembimbing
Bimbingan Tesis

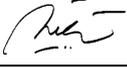
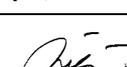
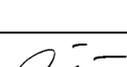
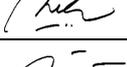
- Dimulai pada tanggal : 30 Mei 2020
- Diakhiri pada tanggal : 04 Agustus 2020
- Jumlah pertemuan bimbingan : 8 (Delapan) kali bimbingan

Disetujui oleh
Dosen Pembimbing I

(Dr. Dwiza Riana, S.Si, MM, M.Kom)

	LEMBAR BIMBINGAN TESIS
	STMIK NUSA MANDIRI

Nama : Siti Nurdiani
NIM : 14002246
Dosen Pembimbing II : Nita Merlina, M.Kom
Judul Tesis : Segmentasi dan Identifikasi Sel Nukleus dan Sel Radang pada Citra Pap Smear Tumpang Tindih

No	Tanggal Bimbingan	Pokok Bahasan	Paraf Dosen Pembimbing
1	26 Juni 2020	Bimbingan BAB I	
2	30 Juni 2020	Revisi BAB I	
3	15 Juli 2020	Bimbingan BAB I dan II	
4	24 Juli 2020	Bimbingan BAB II & III dan Hasil Bimbingan	
5	29 Juli 2020	Penyerahan dan Bimbingan BAB IV dan BAB V	
6	31 Juli 2020	Revisi BAB IV dan V	
7	03 Agustus 2020	ACC BAB IV dan V	
8	04 Agustus 2020	ACC BAB Keseluruhan	

Catatan untuk dosen pembimbing

Bimbingan Tesis

- Dimulai pada tanggal : 30 Mei 2020
- Diakhiri pada tanggal : 30 Juni 2020
- Jumlah pertemuan bimbingan : 8 (Delapan) kali bimbingan

Disetujui oleh,
Dosen Pembimbing II



(Nita Merlina, M.Kom)

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMBUNG	i
HALAMAN JUDUL	ii
SURAT PERNYATAAN ORISINALITAS DAN BEBAS PLAGIARISME	iii
PERSETUJUAN DAN PENGESAHAN	iv
LEMBAR BIMBINGAN TESIS	v
KATA PENGANTAR	vi
SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS	vii
ABSTRAK	viii
<i>ABSTRACT</i>	ix
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR LAMPIRAN	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Penulisan	1
1.2 Identifikasi Masalah	2
1.3 Tujuan Penelitian	2
1.4 Ruang Lingkup Penelitian	3
1.5 Sistematika Penulisan	3
BAB II LANDASAN PEMIKIRAN	5
2.1 Tinjauan Pustaka	5
2.1.1 Akuisi Citra	5
2.1.2 Digitalisasi Citra	5
2.1.3 Citra <i>Pap Smear</i> Tumpang Tindih	7
2.1.4 Pra-Pemrosesan Citra	7
2.1.5 Data Latih dan Data Uji	8
2.1.6 Segmentasi Citra	8
2.1.7 Konversi Biner	10
2.1.8 Ekstraksi Fitur <i>Gray Level Co-Occurance Method (GLCM)</i>	10

2.1.9. Metode <i>Euclidean Distance</i>	12
2.1.10 Pengukuran <i>Confusion Matrix</i>	12
BAB III METODE PENELITIAN	19
3.1 Akuisisi Citra	20
3.2 Resize dan Pemotongan Citra.....	22
3.3 Data Latih dan Data Uji	23
3.4 Konversi Warna RGB ke <i>Grayscale</i>	26
3.5 Konversi Biner	27
3.6 Ekstraksi Fitur GLCM.....	28
3.7 Identifikasi Citra.....	28
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN...	30
4.1 Hasil Konversi RGB ke <i>Grayscale</i>	30
4.2 Hasil Segmentasi dengan Konversi Biner	32
4.3 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM	35
4.3.1 Grafik Deskripsi Nilai Rata-Rata Fitur Sel Nukleus	36
dan Sel Radang.....	36
4.4 Hasil Identifikasi dan Klasifikasi	37
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	40
5.1 Kesimpulan	40
5.2 Saran.....	40
DAFTAR REFERENSI	42
DAFTAR RIWAYAT HIDUP.....	43
LAMPIRAN-LAMPIRAN.....	44

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Kanker serviks merupakan kanker yang terletak pada ektocervix, endoserviks, dan zona transformasi, virus yang menyebabkan kanker ini adalah *human papilloma* [1]. Kanker ini masih menjadi urutan teratas penyebab kematian pada wanita seluruh didunia. Penyakit yang menyerang bagian organ intim wanita ini memang sangat ganas dan berbahaya. Setiap para wanita memiliki resiko terkena kanker dan meyerang pada wanita yang berusia 33-35 tahun. Ditandai dengan tumbuhnya sel-sel tidak normal pada leher rahim dan perubahan untuk menjadi sel kanker dapat memakan waktu cukup lama yaitu sekitar 10-15 tahun. Penyakit ini dapat dicegah bila melakukan program skrining sitologi secara rutin untuk deteksi secara dini. Program pendeteksian ini biasa disebut *papanicolaou (pap) smear* yang bisa sangat membantu menurunkan insiden kanker serviks karena dapat mendeteksi kanker pada stadium rendah . Diperkirakan setiap tahun dijumpai sekitar 500.000 penderita baru di seluruh dunia dan umumnya terjadi di negara berkembang, di Indonesia salah satunya.

Salah satu kendala yang dihadapi oleh negara berkembang seperti indonesia untuk menerapkan metode *pap smear* yaitu terbatasnya jumlah ahli patologi anatomi. Karena ahli patologi anatomi itu sendiri berperan sangat penting untuk memberikan identifikasi dan diagnosa terhadap *pap smear* [2]. Citra visual dari *pap smear* yaitu sitoplasma, sel radang dan sel nukelus juga memiliki beberapa kekurangan dan keterbatasan seperti membutuhkan waktu yang lama untuk di deteksi dan rawan kesalahan dalam prosedur nya. Hal ini yang menyebabkan penting nya sistem otomatis pendeteksian sel radang dan sel nukleus pada citra *pap smear*.

Sebelum dibuatkannya sistem ini, pertama-tama citra hasil *pap smear* diubah bentuknya dahulu kedalam citra yang berbentuk digital. Citra digital itu sendiri merupakan gambar dua dimensi yang bisa ditampilkan pada komputer dan memiliki himpunan atau *diskrit* nilai digital yang biasa disebut *pixel* atau *picture elements*.

Pada penelitian ini citra diambil dari hasil tes *pap smear* yang dilakukan pada laboratorium khusus patologi di kota Bandung. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi sel radang dan sel nukleus dengan memisahkan *background* terhadap citra *pap smear* yang tumpang tindih dengan konversi biner serta metode *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* untuk hasil analisis tekstur dan diolah kembali dengan metode *Euclidean Distance* untuk proses identifikasinya.

1.2. Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah yang terdapat pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Apakah metode *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* dapat menganalisis fitur tekstur nukleus dan radang pada citra *pap smear* tumpang tindih?
2. Apakah algoritma *Euclidean Distance* dapat melakukan identifikasi pada nukleus dan radang pada citra *pap smear* tumpang tindih?

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mencari nilai tekstur dari nukleus, dan radang menggunakan metode analisa tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* pada citra *pap smear* tumpang tindih.
2. Melakukan identifikasi menggunakan algoritma *Euclidean Distance* untuk mengenali sel radang atau sel nukleus pada citra *pap smear* tumpang tindih.

1.4. Ruang Lingkup Penelitian

Adapun ruang lingkup pada penelitian ini digunakan untuk memberi batasan pada pokok permasalahan utama yaitu melakukan identifikasi dan klasifikasi sel radang dan sel nukleus pada citra *pap smear* tumpang tindih dengan proses-proses yang sudah ada pada tahapan penelitian dan dengan metode-metode yang digunakan oleh peneliti.

Adapun aplikasi dikembangkan menggunakan MATLAB. Algoritma segmentasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *konversi biner* dan metode analisa tekstur yang digunakan adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* serta metode identifikasi nya menggunakan *Euclidean Distance*.

1.5. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dalam penelitian ini berisi gambaran secara umum pada masing-masing bab, yang terdiri dari bab pendahuluan, landasan teori, metode penelitian, hasil penelitian dan pembahasan serta kesimpulan dan saran.

BAB I Pendahuluan

Bab pendahuluan membahas tentang latar belakang dari penelitian dan melakukan perumusan masalah yang diangkat dalam penelitian, selain itu dibahas juga mengenai tujuan dilakukannya penelitian, ruang lingkup, kontribusi penelitian, serta manfaat dari penelitian.

BAB II Landasan Teori

Bab landasan teori mengupas tentang tinjauan studi yaitu membahas penelitian sebelumnya yang digunakan untuk mengetahui sejauh mana penelitian sebelumnya dan membahas tentang landasan teori terkait penelitian yang dilakukan.

BAB III Metode Penelitian

Bab Metode Penelitian ini berisi tentang penjelasan mengenai perancangan penelitian diantaranya adalah metode pengumpulan data, metode yang diusulkan, eksperimen dan pengujian metode.

BAB IV Hasil Penelitian dan Pembahasan

Bab hasil penelitian dan pembahasan membahas tentang hasil penelitian berupa hasil dari segmentasi menggunakan metode *Konversi Biner*, nilai tekstur yang dihasilkan oleh metode analisa tekstur menggunakan *GLCM* serta hasil identifikasi sel radang dan sel nukleus dengan metode *Euclidean Distance*.

BAB V Kesimpulan dan Saran

Bab kesimpulan dan saran berisi tentang ringkasan akhir dari penelitian serta saran-saran yang diberikan untuk mengembangkan penelitian.

BAB II

LANDASAN / KERANGKA PEMIKIRAN

2.1. Tinjauan Pustaka

Pada bagian ini, terdapat berbagai penjelasan tentang teori-teori yang digunakan dalam penelitian dan metode yang digunakan dalam penelitian identifikasi dan klasifikasi sel nukleus dan sel radang pada citra pap smear tumpang tindih menggunakan konversi biner dan metode *Euclidean distance*. Serta penjelasan dari semua metode-metode yang digunakan oleh peneliti dalam penelitian ini. Karena teori merupakan suatu konseptualitas antara asumsi, konstruk dan proposisi untuk menjelaskan suatu fenomena yang di proses secara sistematis serta diuji kebenarannya, bila tidak berarti bukan termasuk dalam teori. Berikut ini beberapa teori dan metode yang digunakan penulis:

2.1.1. Akuisisi Citra

Akuisisi citra biasa disebut proses menangkap atau mengambil (*capture*) dari suatu citra analog menjadi sebuah citra digital. Adapun pengertian akuisisi citra merupakan tahap awal untuk mendapatkan citra digital. Tujuan akuisisi citra untuk menentukan data yang diperlukan dan memilih metode perekaman citra digital [1]. Tahapan ini dimulai dari obyek yang akan diambil gambarnya, persiapan alat-alat sampai pada pencitraan (mengubah citra analog ke citra digital).

2.1.2. Digitalisasi Citra

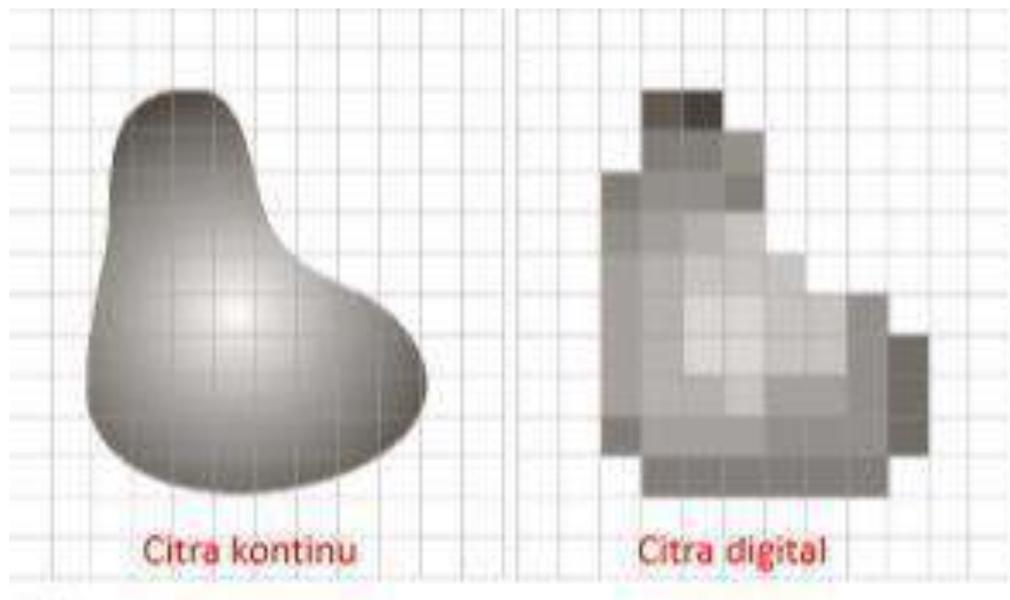
Agar dapat diolah dengan komputer, maka sebetuk citra harus bisa direpresentasikan secara numerik dengan nilai-nilai diskrit. Digitalisasi merupakan sebuah metode yang biasa dilakukan untuk mengubah citra analog menjadi citra digital. Sedangkan gambar dua dimensi yang biasa muncul atau ditampilkan pada layar komputer dengan himpunan diskrit yang biasa disebut piksel adalah citra digital [2]. Citra merupakan sinyal kontinu dwimatra, $f(x,y)$, dan $f(x,y)$ menyatakan intensitas cahaya pada posisi (x,y) . Agar citra dapat diolah oleh komputer digital, maka perlu didigitalisasi atau diubah menjadi citra digital.

Citra digital $f(x,y)$, direpresentasikan sebagai berikut:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,M-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix}$$

- $N \times M$ menyatakan resolusi citra, N baris dan M kolom.
- Setiap elemen matriks menyatakan sebuah piksel (*picture element*).
- Nilai $f(i,j)$ menyatakan nilai intensitas piksel pada posisi (i,j) , yang dinamakan *graylevel* (derajat keabuan).

Ilustrasi citra kontinu dan citra digital bisa dilihat pada Gambar 2.1 di bawah ini sebagai berikut:



Gambar 2.1 Citra Digital dan Citra Continuu

(Sumber: Munir, Rinaldi 2019)

Proses digitalisasi citra terdiri dari 2 tahap, yaitu:

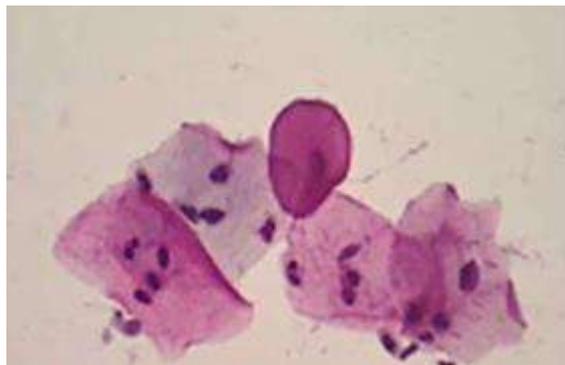
1. Digitalisasi spasial (x,y) atau disebut *sampling*.
2. Digitalisasi intensitas $f(x,y)$ atau disebut kuantisasi.

Sampling menyatakan besarnya kotak-kotak yang disusun dalam baris dan kolom. Atau dengan kata lain teknik ini menyatakan besar kecilnya ukuran titik (*pixel*) pada citra, sedangkan *kuantisasi* menyatakan besarnya nilai tingkat kecerahan yang

dinyatakan pada nilai keabuan (*grayscale*) sesuai dengan jumlah bit biner yang dipakai.

2.1.3. Citra *Pap Smear* Tumpang Tindih

Pap Smear merupakan sebuah pemeriksaan pada bagian serviks untuk mendeteksi apakah ada masalah yang mengarah pada suatu kanker yaitu kanker serviks. Hasil pemeriksaan *Pap Smear* biasanya berupa slide-slide kaca kecil yang ketika dilihat dengan mikroskop maka ada sel-sel didalamnya berupa sitoplasma, nukleus dan radang. Ada sel yang tunggal namun juga ada yang tumpang tindih, citra sel seperti ini termasuk sulit dideteksi karena posisinya yang tumpang tindih. Menurut [3] klasifikasi citra sel tunggal pap-smear sulit dilakukan jika ada citra sel pap-smear terdapat overlapped-cell (citra sel tunggal yang tumpang tindih) dan dimensi gambar yang besar sehingga membutuhkan waktu komputasi yang lebih lama. Gambar 2.2 di bawah ini merupakan contoh citra sel yang tumpang tindih.



Gambar 2.2 Citra Sel Tumpang Tindih

Sumber: (Riana, Dwiza, 2019)

2.1.4. Pra-pemrosesan Citra

Pra proses merupakan salah satu tahap dalam proses pengolahan citra. Pada tahap ini dilakukan sejumlah persiapan proses, diantaranya meliputi pemotongan citra, proses citra mata rgb menjadi citra mata grayscale, perbaikan citra, serta proses transformasi[4]. Pra-pemrosesan citra juga disebut dengan proses *pre-processing* dengan fungsi guna mempermudah dalam mengolah citra yang telah di akuisisi sebelumnya[5].

1. *Resize*

Resize atau pemotongan citra dapat diartikan sebagai proses melakukan perubahan ukuran citra menjadi lebih besar. Menurut [6] pemotongan citra banyak dilakukan oleh para peneliti terutama yang meneliti pada bidang *image processing* guna untuk melakukan pengolahan data pada sebuah citra, hasil proses pemotongan citra pada sebuah citra biasanya dilakukan untuk memudahkan peneliti fokus pada sesuatu obyek yang diperlukan saja.

2. Konversi Warna RGB ke *grayscale*

Kegunaan mengkonversi citra dari RGB ke *grayscale* adalah menghilangkan rona dan saturasi[7]. Konversi *grayscale* dilakukan sebagai tahapan untuk proses selanjutnya. Adapun menurut[8] *grayscale reconstruction* didefinisikan sebagai iterasi dilasi geodesik dari citra marker (J) di dalam citra mask (I) hingga mencapai intensitas yang stabil. Dalam penelitian ini proses konversi warna dari RGB ke *grayscale* dilakukan sebelum melakukan tahapan berikutnya.

2.1.5. Data Latih dan Data Uji

Data latih merupakan data yang telah memiliki atribut dan kelas [9]. Selanjutnya data tersebut diterapkan dalam menentukan kelas dari data atau objek baru. Proses ini terdiri dari dua fase, pertama fase latih (*training*) adalah fase dimana data dibangun untuk membuat sebuah model sedangkan fase uji (*testing*) dibangun untuk pengujian model yang sudah dibuat dengan data lain untuk mengetahui keakuratan dari model yang dicoba. Data uji biasanya dilakukan sebelum proses klasifikasi, karena sebelum itu sebuah data harus dibagi menjadi data uji dan data latih[9]. Untuk proses evaluasi keakuratan sebuah metode atau perhitungan akurasi dilakukan dengan membagi jumlah data uji yang benar dengan keseluruhan data dan dikalikan dengan 100%.

2.1.6. Segmentasi Citra

Proses segmentasi dilakukan untuk mendapatkan memisahkan area objek dan *background* dari citra tersebut[8]. Segmentasi citra ditujukan untuk mendapatkan yang terkandung didalam citra dan memisahkannya dari latar belakangnya, adalah deteksi tepi dilakukan untuk memperoleh tepi-tepi objek[10].

Pada umumnya hasil keluaran dari segmentasi citra antara lain, citra biner dimana objek (*foreground*) yang dikehendaki berwarna putih sedangkan *background* nya berwarna hitam. Segmentasi juga bersifat eksperimental, subjektif dan bergantung pada tujuan yang hendak dicapai. Beberapa metode segmentasi citra diantaranya adalah:

1. Thresholding

Umumnya proses *thresholding* ini bertujuan untuk menghasilkan citra biner[11]. Adapun menurut [10] segmentasi *thresholding* digunakan untuk mengatur jumlah derajat keabuan yang ada pada citra.

2. Active Contour

Active Contour Model atau dapat juga disebut Snake model merupakan suatu model yang digunakan untuk melakukan segmentasi objek pada citra [12]. Yang berbeda hanya pada proses minimizing kurva pada proses segmentasi. Metode ini akan membuat suatu *initial contour* untuk mengelilingi objek dengan adanya nilai dari suatu objek citra bisa mengecil jika kurva mengecil serta mengikuti pola dari objek tersebut.

3. Segmentasi Hue

Model warna *Hue* diartikan menyatakan warna sebenarnya seperti merah, violet dan kuning[13]. Metode ini digunakan untuk membedakan warna serta menentukan warna kemerahan, kehijauan dari cahaya.

4. Deteksi Tepi

Deteksi tepi (*edge detection*) digunakan juga untuk mencari informasi awal dalam diagnosis penyakit [14]. Dengan dilakukan deteksi tepi dapat diperoleh detail citra yang lebih kompleks.

Segmentasi merupakan tahapan penting dalam sebuah proses pengenalan pola. Karena setelah objek dapat tersegmentasi dengan baik, maka kita dapat melanjutkan ke proses analisis tekstur atau ekstraksi ciri.

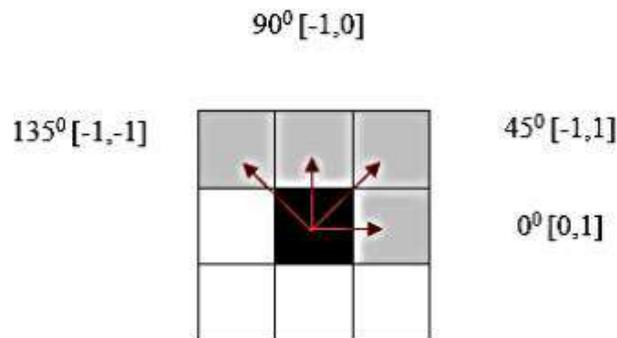
2.1.7. *Konversi Biner*

Citra biner adalah citra dengan setiap piksel hanya dinyatakan dengan sebuah nilai dari dua kemungkinan (yaitu nilai 0 dan 1). Nilai 0 menyatakan warna hitam dan nilai 1 menyatakan warna putih [15]. Salah satu tujuan citra biner dalam pemrosesan citra yaitu untuk memperoleh tepi bentuk suatu objek. Adapun alasan-alasan pengkonversian citra (*grayscale*) menjadi biner adalah sebagai berikut:

1. Untuk mengidentifikasi keberadaan objek, yang ingin di representasikan sebagai daerah atau *region* dari citra tersebut.
2. Sebagai cara untuk memfokuskan analisis bentuk morfologi, dalam hal intensitas *pixel* yang tidak terlalu penting dibandingkan bentuknya.
3. Guna menampilkan citra pada keluaran yang mempunyai resolusi kecil misalnya satu bit.
4. Membuat citra dapat meningkatkan kualitas tepinya (*edge enhancement*).

2.1.8. *Ekstraksi Fitur Gray Level Co-Occurance Method (GLCM)*

Analisis tekstur merupakan proses untuk melakukan klasifikasi dan interpretasi citra dengan membutuhkan tahapan ekstraksi ciri dengan 3 macam metode diantaranya, metode statistik, metode spektral dan metode struktural. *Gray Level Co-Occurance Method* (GLCM) masuk dalam tahapan metode statistik. Dimana dalam perhitungannya yaitu mengukur tingkat kekontrasan, granularitas, serta kekasaran suatu daerah dengan hubungan ketetanggaan antar piksel dalam suatu citra. Sedangkan *Gray-level co-occurrence matrix* (GLCM) merupakan metode dengan menggunakan perhitungan statistik dalam ekstraksi tekstur citra dimana mempertimbangkan hubungan spasial dari piksel pada citra[16]. Adapun *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) disebut juga dengan *Grey Tone Spatial Dependency Matrix* merupakan salah satu teknik untuk mendapatkan ciri tekstur yang digunakan untuk mengidentifikasi wilayah target atau *region of interest* (ROI) pada sebuah citra[5]. Adapun menurut [3] *Gray level co-occurrence matrix* (GLCM) adalah metode ekstraksi fitur berdasarkan matrik tabulasi dari setiap nilai piksel pada citra *grayscale*. Gambar 2.2 di bawah ini merupakan ilustrasi dari ekstraksi fitur menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* beserta derajatnya.



Gambar 2.3 GLCM dalam Ekstraksi Fitur

Sumber : (Wahyudi, Maulidia Idhahubbi, 2019)

GLCM dapat mengekstraksi beberapa fitur diantaranya:

1. *Energy*

Energi dapat mengespresikan distribusi intensitas piksel ke tingkat abu-abu, dengan nilai energi yang diperoleh sebagai berikut:

$$\sum_{i,j} m(i,j)^2$$

2. *Contrast*

Ukuran elemen spread dari matriks gambar disebut kontras. Secara visual nilai kontras merupakan ukuran variasi antara derajat keabuan gambar.

$$\text{Kontras} = \sum_n n^2 \{ \sum_{|i-j|=n} GLCM(i,j) \}$$

3. *Homogeneity*

Merupakan nilai yang didapat dari kesamaan variasi dalam intensitas gambar.

Diperoleh dengan:

$$\sum_{i,j} \frac{m(i,j)}{1 + |i-j|}$$

4. *Metric dan Eccentricity*

Dua komponen dalam pengenalan pola dan bentuk yaitu eksentrisitas dan metrik. Eksentrisitas adalah nilai rasio antara jarak fokus minor *elips* (b) dengan fokus *elips* utama (a) pada suatu area/bentuk pada suatu objek.

5. Correlation

Merupakan ukuran dari ketergantungan linier antara nilai *grayscale* pada citra.

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

Dengan,

$$\begin{aligned} \mu_i &= \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L i * GLCM(i, j) \\ \mu_j &= \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L j * GLCM(i, j) \\ \sigma_j^2 &= \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L GLCM(i, j)(j - \mu_j)^2 \\ \sigma_i^2 &= \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L GLCM(i, j)(i - \mu_i)^2 \end{aligned}$$

2.1.9. Metode Euclidean Distance

Metode ini digunakan dalam menghitung jarak ke sumber yang terdekat untuk setiap *cell*. *Euclidean* jarak matriks (EDMs) adalah alat utama untuk lokalisasi jarak, dengan mulai dari penentuan struktur protein hingga posisi global dalam pembelajaran *Man-Ifold* [17]. Sedangkan menurut [14] *Euclidean distance* ialah sebuah metode klasifikasi dengan menghitung jarak antara dua buah objek terdekatnya. Rumus perhitungan metode *Euclidean distance* sebagai berikut [18]:

$$d = \sqrt{(\omega_u - \omega_l)^2 \dots \dots \dots}$$

d = Jarak *Euclidean*

ω_l = Bobot citra pelatihan

ω_u = Data bobot tes

2.1.10. Pengukuran Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan pengukuran kinerja suatu penelitian untuk mendapatkan informasi seberapa tinggi tingkat akurasi dari suatu algoritma dan dibandingkan dengan algoritma yang lain dalam penelitian tersebut [19]. Dimana hasil uji coba dibagi menjadi dua kelas yaitu kelas positif dan kelas negatif. Kelas positif berisi hasil uji coba yang memiliki tingkat kebenaran yang tinggi serta

dianggap benar (*true positive*), sedangkan kelas negatif berisi hasil uji coba yang memiliki tingkat kesalahan kemudian dianggap salah (*false negative*). Penjelasan pengukuran *confusion matrix* dapat dilihat pada Gambar 2.3 di bawah ini.

		True Class	
		Positive	Negative
Predicted Class	Positive	True Positive Count (TP)	False Positive Count (FP)
	Negative	False Negative Count (FN)	True Negative Count (TN)

Gambar. 2.4 Kelas dalam *Confusion Matrix*

Sumber (Widianto, Iskandar Dwi, 2019)

2.2. Tinjauan Studi

Sudah banyak peneliti yang melakukan penelitian terhadap citra *pap smear* dari segmentasi maupun identifikasi dan klasifikasi citra. Dibawah ini merupakan beberapa penelitian citra *pap smear* yang sudah dilakukan terdahulu:

1. Penelitian yang dilakukan oleh (Komariyuli Awaliyah , Dedy Sofyan , 2019), dengan judul Pemodelan Segmentasi Sel Epitel Serviks pada Citra Digital Pap Smear. Pada penelitian ini membahas tentang segmentasi epitel serviks pada citra digital *pap smear* guna melakukan otomatisasi sistem untuk pembacaan slide *pap smear* secara otomatis. Dimana Salah satu tahapan dalam membangun sistem otomasi adalah segmentasi untuk memisahkan sel dari objek latar belakang. Pemisahan dilakukan dengan menerapkan metode minima dan maxima region, serta implementasi subset dari region. Dari penelitian yang dilakukan dapat disimpulkan bahwa pemanfaatan model rekonstruksi citra dalam tahapan preprocessing membantu hasil segmentasi yang lebih baik, dimana proses pengenalan kandidat nuklei dan sitoplasma dilakukan dengan menggunakan metode

region maxima dan *minima* dan pemisahan sel akhir menggunakan metode *watershed*.

2. Penelitian yang dilakukan oleh (Muhammad Faturrahman, Rachmadani Ajeng, Elan Suherlan, 2019), dengan judul *Klasifikasi Tipe Sel Normal/Abnormal Berdasarkan Citra Pap-Smear Menggunakan Convolutional Neural Network*. Pada penelitian ini membahas tentang memanfaatkan arsitektur *convolutional neural network* (CNN) untuk secara otomatis mengklasifikasikan tipe sel ke dalam kategori dua kelas (normal / abnormal) berdasarkan tiga fitur berbeda termasuk *local binary pattern*, *gray level co-occurrence Matrix*, dan fitur bentuk (*shape feature*). Penelitian ini menunjukkan bahwa, kinerja CNN mencapai akurasi maksimum 99,98%, 100,0%, 99,78% dalam data pelatihan, validasi dan pengujian. Selain itu, pendekatan yang digunakan juga mengungguli kinerja dari metode umum lainnya.
3. Penelitian yang dilakukan oleh (Wan Azani Mustafa, dkk, 2020), dengan judul *Pap Smear Analysis Based on Image Processing Approach* . Pada penelitian ini membahas tentang deteksi dan klasifikasi yang menunjukkan kinerja yang lebih baik dengan data saldo dan sampel tepat. Dengan menggunakan metode siluet, jumlah kluster yang murni dievaluasi. Jumlah parameter juga dapat dikenali dan dinilai dengan mudah di seluruh pengenalan kutub tersegmentasi sebagai keanggotaan kabur dari mana ia dapat menentukan keputusan. Pendekatan ini dapat meningkatkan keakuratan deteksi dan klasifikasi yang menunjukkan kinerja yang lebih baik dengan data saldo dan sampel tepat.
4. Penelitian yang dilakukan oleh (Vasundhara Acharya, Preetham Kumar, 2018), dengan judul *Segmentation of Pap Smear Images to Diagnose Cervical Cancer Types and Stages*. Pada penelitian ini membahas tentang untuk mengembangkan alat diagnosis yang dibantu komputer untuk mengidentifikasi apakah kanker serviks adalah karsinoma sel skuamosa atau adenokarsinoma dengan menyegmentasikan gambar *pap smear*. Gambar segmentasi dan deteksi batas teknik yang digunakan untuk memisahkan inti dari sitoplasma. Prosedur tanam otomatis

diimplementasikan untuk memiliki satu sel per gambar yang memungkinkan penggalian fitur sitoplasma. Pekerjaan ekstrak tekstur, bentuk dan pengukuran nilai piksel untuk mengklasifikasikan kanker ke dalam kategori masing-masing. Hal ini juga mengklasifikasikan karsinoma sel skuamosa sebagai lesi Intraepitel skuamosa tingkat rendah (LSIL) atau squamous Intraepitel (HSIL) kelas tinggi skuamosa. Biasanya memakan waktu tiga minggu bagi patolog untuk menghasilkan hasil *pap smear*. Pekerjaan yang diusulkan mengidentifikasi tahap kanker dalam beberapa detik. Ia bekerja untuk gambar dengan noda yang berbeda dan gambar dengan sel tunggal dan beberapa sel.

5. Penelitian yang dilakukan oleh (Dwiza Riana, dkk, 2012) dengan judul Segmentasi Luas Nukleus Sel Normal Superfisial Pap Smear Menggunakan Operasi Kanal Warna Dan Deteksi Tepi. Pada penelitian ini membahas tentang melakukan perbandingan luas antara modifikasi operasi kanal warna Red, Green, Blue (RGB) dan grayscale menggunakan empat metode deteksi tepi yaitu Roberts, Prewitt, Sobel dan Canny dalam segmentasi luas nukleus. Untuk membantu ahli patologi anatomi dalam mendiagnosa sel mikroskopik *pap smear*, dilakukan segmentasi terhadap luas nukleus sel Normal Supercifial Pap smear dengan menggunakan operasi kanal warna dan deteksi tepi. Nilai luas atau area nukleus yang dihasilkan dibandingkan dengan manual segmentasi dari data Herlev. Hasil penelitian memperlihatkan bahwa operasi kanal warna dengan modifikasi penjumlahan kanal Red dan Green (R+G) dengan deteksi tepi Canny memberikan hasil segmentasi luas nukleus sel Normal Supercifial Pap smear yang terbaik dengan prosentase selisih perbedaan 0,05-0,25% dari hasil segmentasi manual oleh ahli patologi dan dokter pada data Herlev.
6. Penelitian yang dilakukan oleh (Dwiza Riana, Yudi Ramdhani, Rizki Tri Prasetyo, Achmad Nizar Hidayanto, 2018) dengan judul Improving Hierarchical Decision Approach for Single Image Classification of Pap Smear. Pada penelitian ini mengevaluasi 20 fitur berbeda dalam model pendekatan keputusan hierarkis berdasarkan pada Neural Network (NN) dan metode

algoritma genetik untuk satu gambar klasifikasi Pap smear yang menghasilkan eksperimen klasifikasi menggunakan nilai pembelajaran 0,3 dan momentum 0,2 dan nilai tingkat pembelajaran 0,5 dan momentum 0,5 dengan menghasilkan klasifikasi 7 kelas (NormalMenengah, Normal Colummar, Ringan (Cahaya) Dyplasia, Diplasia Sedang,Servere Dyplasia dan Carcinoma In Situ) lebih baik. Dengan demikian, dari hasil pengujian model, dapat menyimpulkan bahwa metode Pendekatan Keputusan Hierarkis (HDA) untuk Pap klasifikasi gambar smear dapat digunakan sebagai referensi untuk penyaringan awal proses untuk menganalisis klasifikasi gambar Pap Smear.

Tabel 2.1 di bawah ini merupakan penjelasan dari penelitian sebelumnya yang dilengkapi dengan kelebihan serta perbedaan disetiap penelitiannya.

Tabel 2.1 Penelitian Sebelumnya

Judul Penelitian	Tahun	Kelebihan	Perbedaan
Pemodelan Segmentasi Sel Epitel Serviks pada Citra Digital Pap Smear	2019	Salah satu tahapan dalam membangun sistem otomasi adalah segmentasi untuk memisahkan sel dari objek latar belakang. Pemisahan dilakukan dengan menerapkan metode minima dan maxima region, serta implementasi subset dari region region. Dari penelitian ini, ditemukan bahwa model yang diterapkan menunjukkan bahwa implementasi model dapat digunakan untuk melakukan proses segmentasi baik sitoplasma sel maupun inti.	Segmentasi menggunakan metode Konversi Biner slidebar dimana diketahui pula <i>range</i> ukuran dari masing-radang dan nukleus.

<p>Klasifikasi Tipe Sel Normal/Abnormal Berdasarkan Citra Pap-Smear Menggunakan Convolutional Neural Network</p>	<p>2019</p>	<p>Penelitian ini memanfaatkan arsitektur convolutional neural network (CNN) untuk secara otomatis mengklasifikasikan tipe sel ke dalam kategori dua kelas (normal / abnormal) berdasarkan tiga fitur berbeda termasuk local binary pattern, gray level co-occurrence Matrix, dan fitur bentuk (shape feature).</p>	<p>Pada penelitian saya , untuk klasifikasi menggunakan metode <i>Euclidean Distance</i> , sedangkan untuk analisis tekstur menggunakan metode GLCM yang mengekstraksi 6 fitur, yaitu <i>metric, eccentricity, kontras, correlation, energy, dan homogeneity.</i></p>
<p><i>Pap Smear Analysis Based on Image Processing Approach</i></p>	<p>2019</p>	<p>Peneliti mengusulkan sebuah metode untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan gambar sel Pap smear untuk diagnosis kanker serviks. Pendekatan ini dapat meningkatkan keakuratan Deteksi dan klasifikasi yang menunjukkan kinerja yang lebih baik dengan data saldo dan sampel tepat. Dengan menggunakan metode siluet, jumlah kluster yang murni dievaluasi. Jumlah parameter juga dapat dikenali dan dinilai dengan mudah di seluruh pengenalan kutub tersegmentasi sebagai keanggotaan kabur dari</p>	<p>Segmentasi menggunakan metode Konversi Biner slidebar dimana diketahui pula <i>range</i> ukuran dari masing-radang dan nukleus. Kemudian di analisa teksturnya menggunakan GLCM , terakhir di identifikasi dan klasifikasi antar nukleus dan radang.</p>

		mana ia dapat menentukan keputusan	
<i>Segmentation of Pap Smear Images to Diagnose Cervical Cancer Types and Stages</i>	2018	Tujuan utama dari pekerjaan penelitian ini adalah untuk mengembangkan alat diagnosis yang dibantu komputer untuk mengidentifikasi apakah kanker serviks adalah karsinoma sel skuamosa atau adenokarsinoma dengan menyegmentasikan gambar Pap smear.	Sedangkan dalam penelitian saya hanya mengidentifikasi dan klasifikasi sel nukleus dan sel radang nya saja.
Segmentasi Luas Nukleus Sel Normal Superfisial Pap Smear Menggunakan Operasi Kanal Warna Dan Deteksi Tepi	2019	Melakukan perbandingan luas antara modifikasi operasi kanal warna Red, Green, Blue (RGB) dan grayscale menggunakan empat metode deteksi tepi yaitu Roberts, Prewitt, Sobel dan Canny dalam segmentasi luas nukleus. Untuk membantu ahli patologi anatomi dalam mendiagnosa sel mikroskopik Pap smear, dilakukan segmentasi terhadap luas nukleus sel Normal Supercifial Pap smear dengan menggunakan operasi kanal warna dan deteksi tepi.	Melakukan preprocessing citra dari RGB to <i>grayscale</i> kemudian di segmentasi menggunakan <i>konversi biner</i> , selanjutnya dianalisis tekstur dengan metode GLCM , terakhir dapat diidentifikasi dan klasifikasi sel nukelus dan sel radang nya
<i>Improving Hierarchical Decision Approach for Single Image Classification of Pap Smear</i>	2018	Penelitian ini mengevaluasi 20 fitur berbeda dalam model pendekatan keputusan hierarkis berdasarkan pada Neural Network (NN) dan metode algoritma genetik untuk	Melakukan evaluasi 20 fitur berbeda dalam setiap citra dengan metode algoritma genetik untuk satu gambar klasifikasi

	<p>satu gambar klasifikasi Pap smear yang menghasilkan eksperimen klasifikasi menggunakan nilai pembelajaran 0,3 dan momentum 0,2 dan nilai tingkat pembelajaran 0,5 dan momentum 0,5 dengan menghasilkan klasifikasi 7 kelas (NormalMenengah, Normal Colummar, Ringan (Cahaya) Dyplasia, Diplasia Sedang, Servere Dyplasia dan Carcinoma In Situ) lebih baik. Nilai akurasi enhancemenet juga dipengaruhi oleh penerapan Algoritma Genetik untuk menampilkan pilihan. Dengan demikian, dari hasil pengujian model, dapat menyimpulkan bahwa metode Pendekatan Keputusan Hierarkis (HDA) untuk Pap klasifikasi gambar smear dapat digunakan sebagai referensi untuk penyaringan awal proses untuk menganalisis klasifikasi gambar Pap Smear.</p>	<p>Pap smear yang menghasilkan eksperimen klasifikasi.</p>
--	--	--

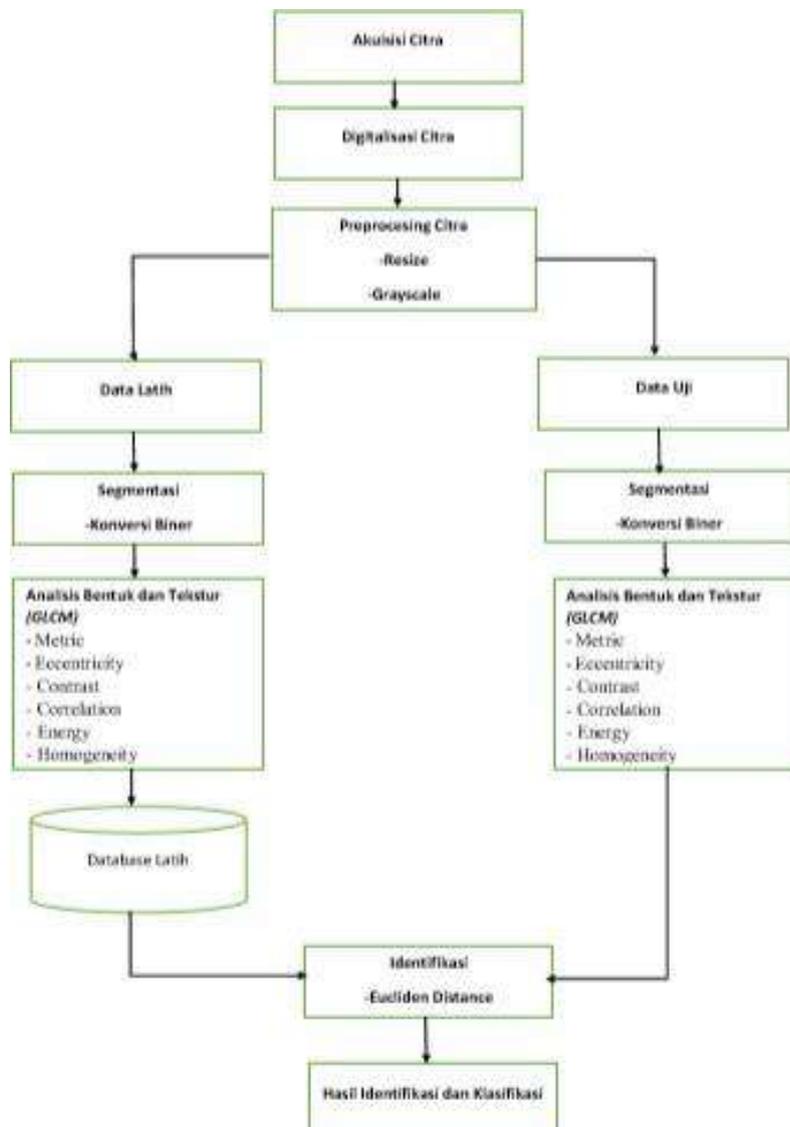
2.3. Objek Penelitian

Objek yang ada pada penelitian ini adalah citra *pap smear* yang diperoleh dari Laboratorium Khusus Patologi Veteran Bandung dengan 3 macam citra yaitu, sitoplasma, nukleus dan radang. Citra *pap smear* ini juga sudah digunakan terlebih dahulu oleh beberapa peneliti[20].

BAB III

METODELOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen, yang dimana penelitiannya melibatkan penyelidikan pada parameter atau variabel tergantung dari yang ditelitinya.. Tahapan-tahapan metodologi penelitian yang dilakukan diceritakan dalam Gambar 3.1 di bawah ini serta penjelasan-penjelasanannya.



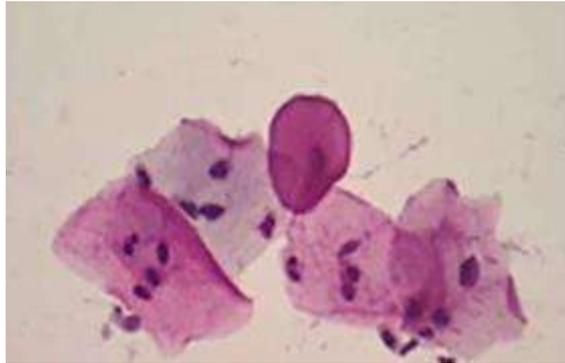
Gambar 3.1 Model Desain Penelitian

3.1. Akuisisi Citra

Akuisisi citra atau proses pengambilan citra pada penelitian ini menggunakan citra analog dari hasil *pap smear* yang didapatkan di Laboratorium Khusus Patologi Veteran Bandung, Jawa Barat, Indonesia. Pengambilan foto citra menggunakan laptop ASUS Intel Core i3 dan mikroskop Olympus model CX33RTFS2 yang sudah dipasang kamera khusus. Pada awalnya hasil *pap smear* masih berbentuk *slice-slice* dari pemeriksaan laboratorium. Citra *pap smear* yang berhasil dikumpulkan sebanyak 50 citra, dari 1 citra terdiri dari sitoplasma, nukleus dan radang. Contoh slide hasil pemeriksaan *Pap Smear* tumpang tindih dapat dilihat pada Gambar 3.2 di bawah ini, sedangkan contoh citra hasil pemeriksaan *Pap Smear* tumpang tindih bisa dilihat pada Gambar 3.3.



Gambar 3.2 Contoh Slide Hasil Pemeriksaan *pap smear*

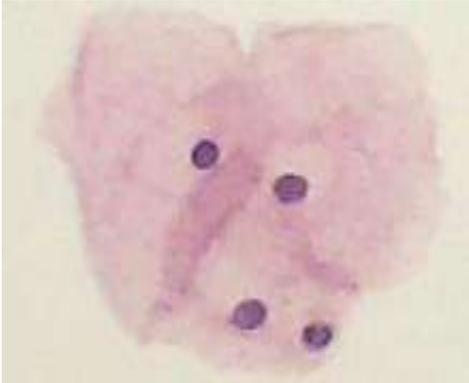
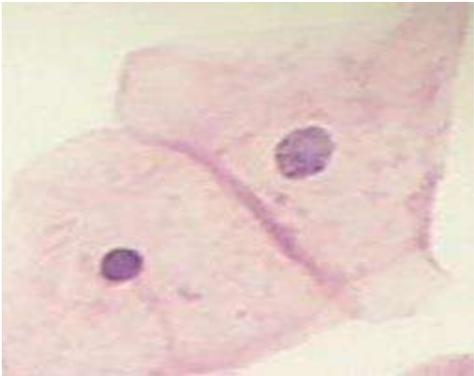


Gambar 3.3 Contoh Citra *Pap Smear* Tumpang Tindih

Sumber: (Riana, Dwiza, 2019)

Tabel 3.1 di bawah ini merupakan contoh database dari citra *pap smear* yang berhasil diambil dan digunakan pada penelitian ini.

Tabel 3.1 Contoh Citra *pap smear*

Jenis Citra	Contoh Citra
Sitoplasma dan Nukleus	
	



Pada Tabel 3.1 di atas dijelaskan contoh citra *pap smear* dari masing-masing kondisi citranya. Adapun citranya sangat beragam ada yang sitoplasma, nukleus dan radang, ada juga yang terdiri dari sitoplasma dan nukleus saja. Untuk ukuran dari sitoplasma memang jelas sangat berbeda dengan nukleus dan radang, karena sitoplasma bentuknya lebih besar dan warnanya agak cerah. Sedangkan untuk nukleus dan radang bentuk atau ukurannya agak sama dan warnanya juga kurang lebih sama jika dilihat oleh mata telanjang. Namun, ada juga radang yang berukuran kecil-kecil.

3.2. *Resize dan pemotongan citra*

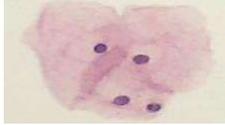
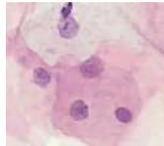
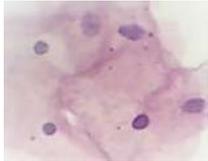
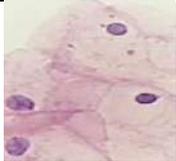
Pada umumnya citra *pap smear* yang telah diambil tidak dapat langsung diolah begitu saja. Citra harus di potong dan diresize ukurannya agar lebih mudah

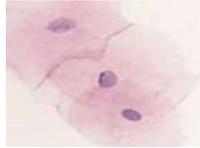
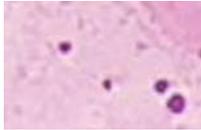
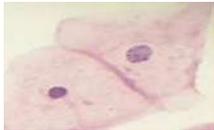
diproses. Untuk ukuran citra *pap smear* pada penelitian ini dilakukan *resize* dengan mengubah ukuran menjadi 251 piksel x 231 piksel.

3.3. Data Latih dan Data Uji

Sebelum dilakukan proses seperti segmentasi, ekstraksi fitur dan identifikasi serta klasifikasi citra dibagi menjadi dua yaitu 60% data latih atau sekitar 30 citra dan 40% data uji atau sekitar 20 citra. Pada Tabel 3.2 di bawah ini dapat dilihat hasil dari pembagian data latih. Untuk data uji bisa dilihat pada Tabel 3.3.

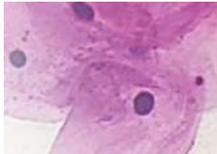
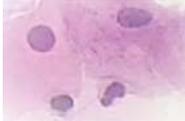
Tabel 3.2 Data Latih (*Training*) *Pap Smear*

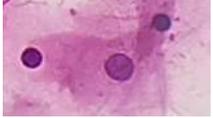
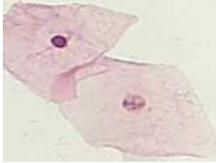
No	Nama File	Kondisi Citra	Citra Asli
1	Picture 1	Sitoplasma dan Nukleus	
2	Picture 2	Sitoplasma dan Nukleus	
3	Picture 3	Sitoplasma dan Nukleus	
4	Picture 4	Sitoplasma , Nukleus dan Radang	
5	Picture 5	Sitoplasma , Nukleus dan Radang	
6	Picture 6	Sitoplasma , Nukleus , Radang	
7	Picture 7	Sitoplasma dan Nukleus	

8	Picture 8	Sitoplasma dan Nukleus	
9	Picture 16	Sitoplasma dan Radang	
10	Picture 10	Sitoplasma dan, Radang	
11	Picture 19	Sitoplasma dan Nukleus	

Setelah menentukan data latih sebanyak 30 citra dibagi-bagi sesuai kondisi citranya yang terdiri dari 10 citra sitoplasma, radang dan nukleus kemudian 10 citra sitoplasma dan nukleus serta 10 citra sitoplasma dan radang. Tabel 3.3 di bawah ini merupakan penjelasan tentang data uji yang digunakan.

Tabel 3.3 Data Uji (*Testing*) *Pap Smear*

No	Nama File	Kondisi Citra	Citra
1	Picture 31	Sitoplasma , Nukleus, Radang	
2	Picture 32	Sitoplasma dan Nukleus	

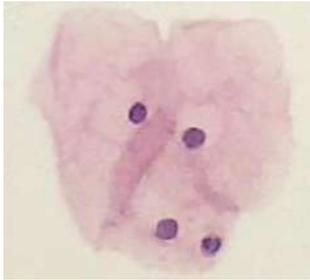
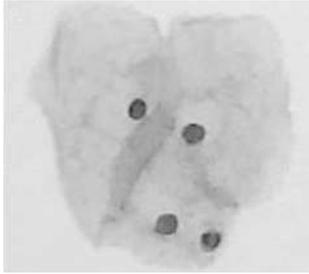
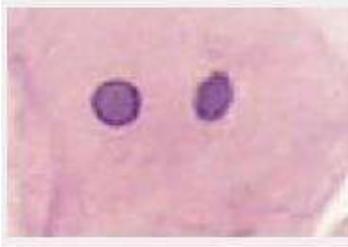
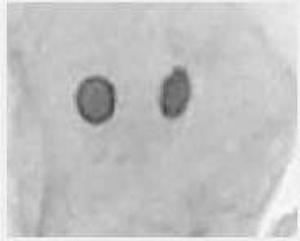
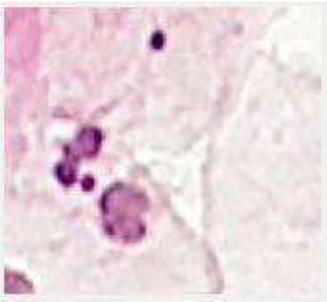
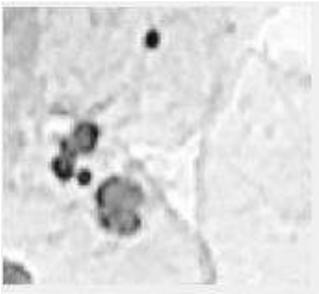
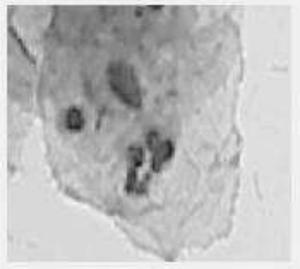
4	Picture 34	Sitoplasma dan Nukleus	
5	Picture 35	Sitoplasma ,Nukleus, Radang	
6	Picture 48	Sitoplasma dan Nukleus	
7	Picture 50	Sitoplasma, Nukleus dan Radang	

3.4. Konversi Warna RGB ke *Grayscale*

Sebelum dilakukan proses segmentasi citra terlebih dahulu diubah dari citra RGB ke *grayscale*. Gunanya untuk memudahkan pada langkah ekstraksi maka dilakukan penyamaan parameter warna dengan mengubah citra RGB ke *grayscale* (citra keabuan). Hasil konversi warna RGB ke *grayscale* dapat dilihat pada Tabel 3.4 di bawah ini:

Tabel 3.4 Contoh Konversi Warna RGB ke *grayscale*

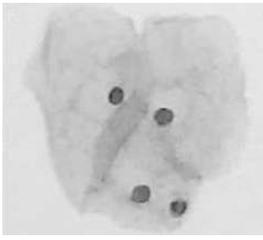
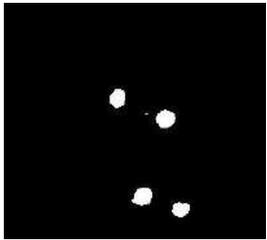
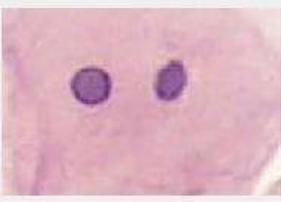
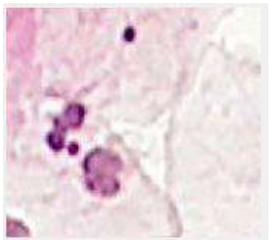
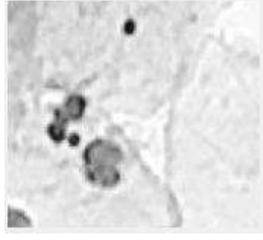
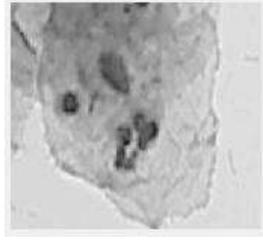
Jenis Citra	Citra RGB	Citra <i>Grayscale</i>
-------------	-----------	------------------------

Sitoplasma dan Nukleus		
		
Sitoplasma dan Radang		
		

3.5. Konversi Biner

Segmentasi konversi biner dilakukan setelah citra di ubah menjadi *grayscale*. Pada segmentasi ini citra diubah dengan nilai intensitas lebih atau sama dan berubah menjadi putih (1) sedangkan nilai intensitas citra yang kurang akan berubah menjadi hitam (0). Tujuannya adalah untuk memisahkan antara objek dengan *background*. Hasil segmentasi dari konversi biner dapat dilihat pada Tabel 3.4 di bawah ini sebagai berikut:

Tabel 3.5 Contoh Segmentasi Konversi Biner

Jenis Citra	Citra RGB	Citra <i>Grayscale</i>	
Sitoplasma dan Nukleus			
			
Sitoplasma, dan Radang			
			

3.6. Ekstraksi Fitur GLCM

Setelah proses segmentasi selesai, kemudian dilakukan proses ekstraksi fitur atau analisis tekstur dan bentuk menggunakan metode *Graylevel Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk mendapatkan nilai-nilai pada 6 fitur yaitu *metric*, *eccentricity*, *correlation*, *contrast*, *energy* dan *homogeneity* dari setiap citra latih yang diberikan ekstraksi fitur. Kemudian terbentuklah sebuah database latih dari hasil ekstraksi fitur itu sendiri.

3.7. Identifikasi Citra

Proses identifikasi dan klasifikasi citra dilakukan dengan menghitung jarak terdekat dari setiap fitur citra yang diuji menggunakan sebuah program yang sudah melewati tahap segmentasi dan ekstraksi fitur. Adapun metode yang digunakan untuk proses identifikasi dan klasifikasi yaitu metode *Euclidean Distance*. Dimana jarak antara nilai fitur data uji dengan nilai fitur data latih yang mana paling dekat itulah yang memiliki kemungkinan besar jenis citranya sama. Setelah selesai diidentifikasi dan klasifikasi kemudian dihitung dengan *confusion matrix* untuk melihat seberapa persen keberhasilan dari metode yang digunakan.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari tahapan proses penelitian pada bab metodologi penelitian yang telah dilakukan , yaitu hasil dari pengolahan citra akan dibahas dan dijelaskan secara rinci pada bab ini.

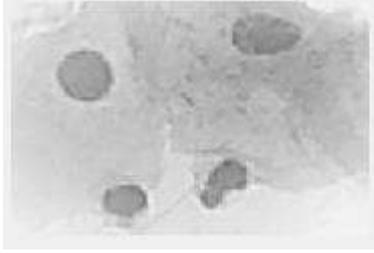
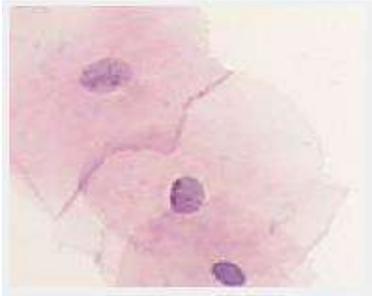
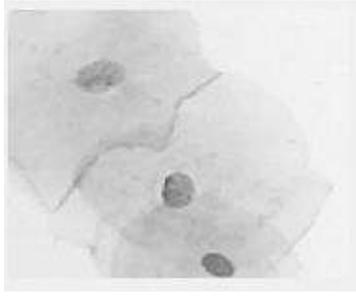
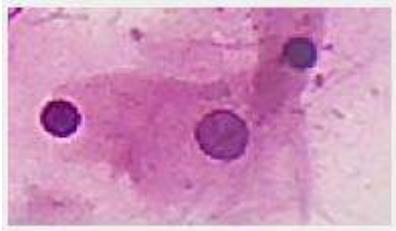
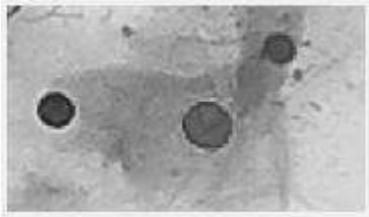
4.1. Hasil Konversi RGB ke *Grayscale*

Pada bab sebelumnya dijelaskan bahwa kegunaan mengkonversi citra dari RGB ke *grayscale* adalah menghilangkan rona dan saturasi[6]. Konversi *grayscale* dilakukan sebagai tahapan untuk proses selanjutnya. Adapun menurut[7] *grayscale reconstruction* didefinisikan sebagai iterasi dilasi geodesik dari citra marker (J) di dalam citra mask (I) hingga mencapai intensitas yang stabil. Pada bab ini akan ditunjukkan hasil citra dari konversi warna RGB ke *grayscale*.

1. Sel Nukleus

Pada bagian ini diberikan contoh hasil pengolahan 4 citra tumpang tindih sel nukleus. Dari citra asli atau RGB kedalam bentuk konversi warna *grayscale*. Pada Tabel 4.1. di bawah dapat dilihat perbedaan yang cukup signifikan perubahan warna citra dari sel nukleus *pap smear* yaitu RGB ke *grayscale*. Dimana kegunaan dari konversi RGB ke *grayscale* itu sendiri adalah untuk menghilangkan rona dan saturasi dari sebuah citra agar citra yang ingin diamati lebih menonjol. Dapat dilihat ketika citra belum diberi konversi ke *grayscale* citra masih berwarna seperti kemerah jambuan dan keunguan namun setelah dikonversi RGB ke *grayscale* citra berubah menjadi warna abu-abu.

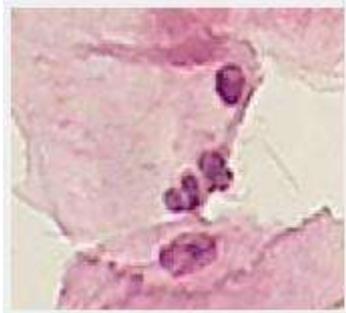
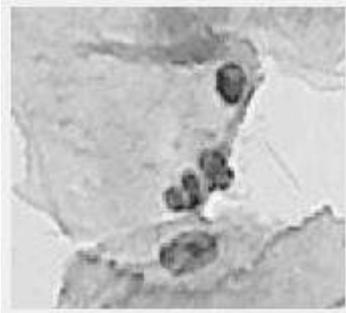
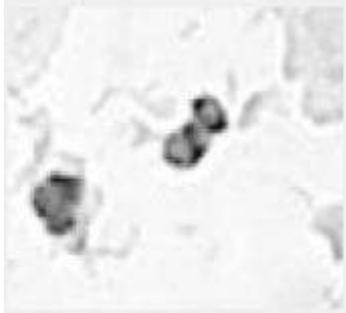
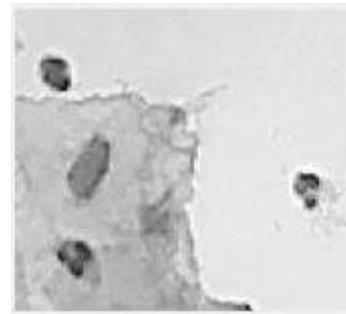
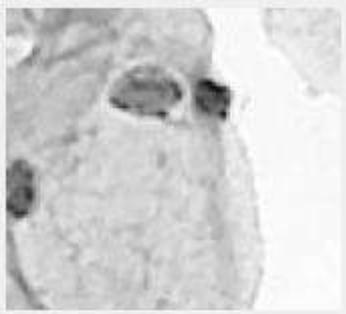
Tabel 4.1. Hasil Konversi RGB ke *Grayscale* Sel Nukleus

No	Citra RGB	Citra Hasil Konversi RGB ke <i>grayscale</i>
1		
2		
3		
4		

2. Sel Radang

Berikut ini merupakan hasil pengolahan 5 sel radang dengan kondisi citra sitoplasma dan radang dari citra asli atau RGB kedalam bentuk konversi warna *grayscale*. Tabel 4.2. di bawah ini merupakan hasil konversi warna RGB ke dalam *grayscale*.

Tabel 4.2. Hasil Konversi Warna RGB ke *grayscale* Sel Radang

No	Citra RGB	Citra Hasil Konversi RGB ke <i>grayscale</i>
1		
2		
3		
4		

Pada Tabel 4.2. di atas dapat dilihat perbedaan yang cukup signifikan perubahan warna citra dari sel radang *pap smear* yaitu RGB ke *grayscale*. Dimana kegunaan

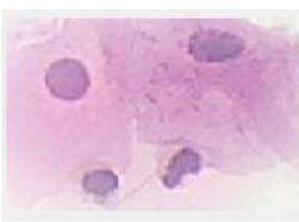
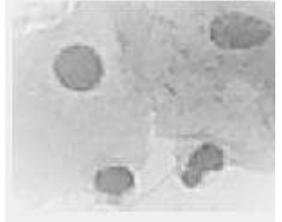
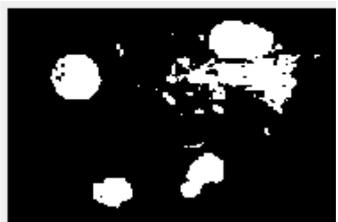
dari konversi RGB ke *grayscale* itu sendiri adalah untuk menghilangkan rona dan saturasi dari sebuah citra agar citra yang ingin diamati lebih menonjol. Dapat dilihat ketika citra belum diberi konversi ke *grayscale* citra masih berwarna seperti kemerah jambuan dan keunguan namun setelah dikonversi RGB ke *grayscale* citra berubah menjadi warna abu-abu.

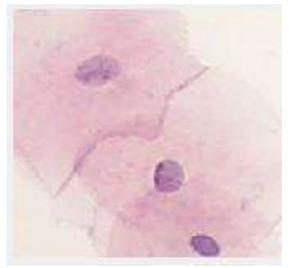
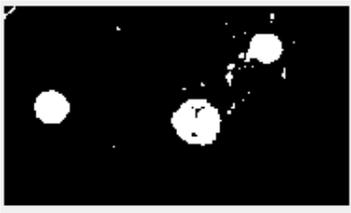
4.2. Hasil Segmentasi dengan Konversi Biner

Bagian ini menjelaskan tentang hasil segmentasi yang dilakukan menggunakan metode konversi biner, citra yang disegmentasi telah dahulu melewati proses konversi warna RGB ke *grayscale*. Konversi biner atau citra biner itu sendiri adalah citra dengan setiap piksel hanya dinyatakan dengan sebuah nilai dari dua kemungkinan (yaitu nilai 0 dan 1). Nilai 0 menyatakan warna hitam dan nilai 1 menyatakan warna putih [14]. Salah satu tujuan citra biner dalam pemrosesan citra yaitu untuk memperoleh tepi bentuk suatu objek dan yang pasti jika citra melewati proses ini maka otomatis akan memisahkan citra inti dengan *background*. Tabel 4.3. dan Tabel 4.4. di bawah ini akan menampilkan hasil segmentasi dari sel nukleus dan sel radang dari *pap smear* serta dengan penjelasannya.

1. Sel Nukleus

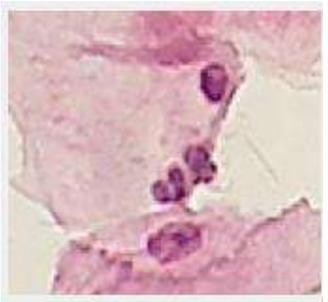
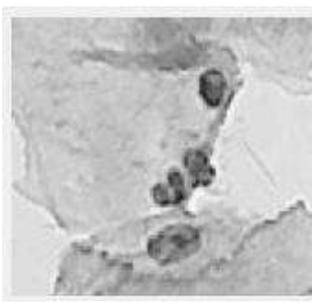
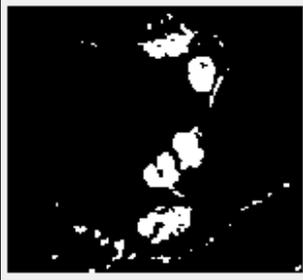
Tabel 4.3. Hasil Segmentasi Konversi Biner Sel Nukleus

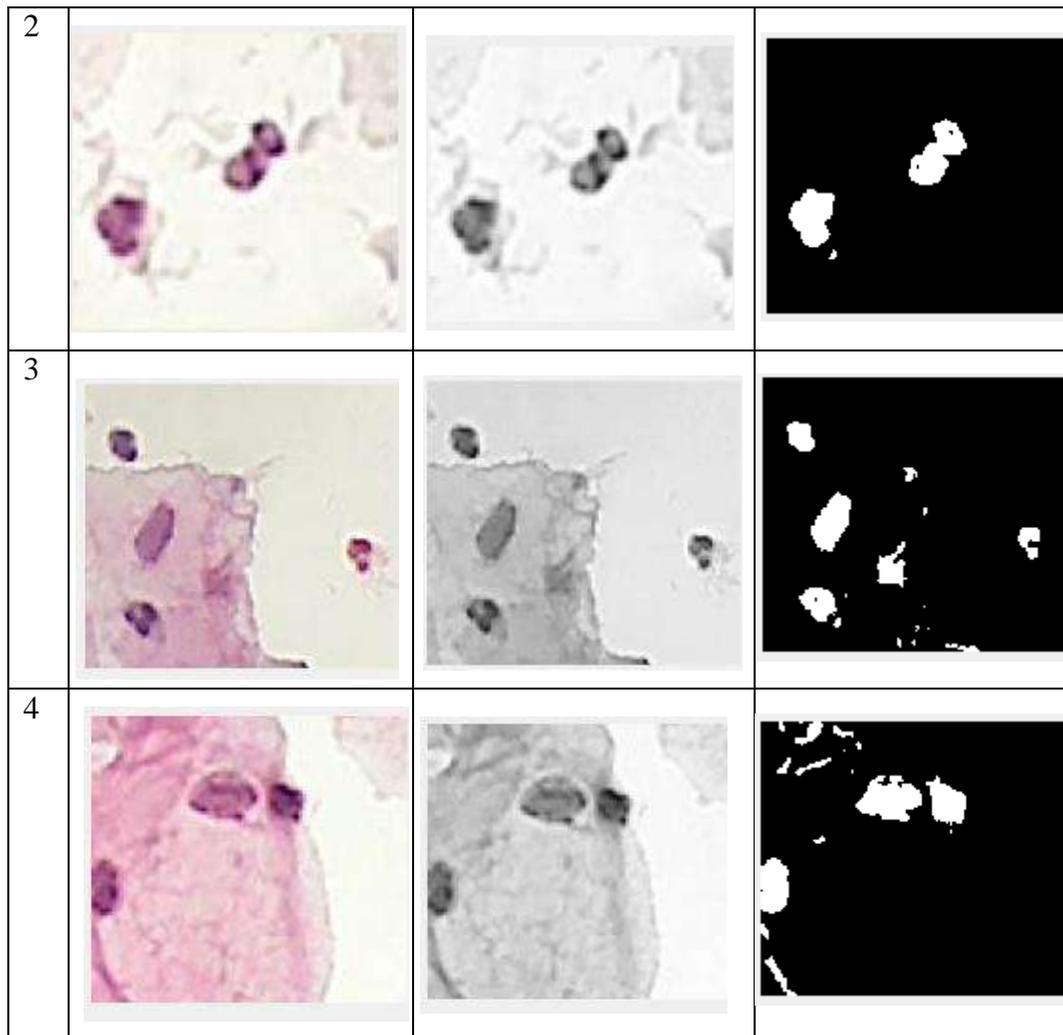
No	Citra RGB	Citra Hasil Konversi RGB ke <i>grayscale</i>	
1			

2			
3			
4			

2. Sel Radang

Tabel 4.4. Hasil Segmentasi Konversi Biner Sel Radang

No	Citra Asli RGB	Citra Hasil Konversi Warna RGB ke <i>grayscale</i>	Segmentasi Konversi Biner
1			



4.3. Hasil Ekstraksi Fitur GLCM

Setelah hasil ekstraksi fitur data latih diketahui dan menampilkan 6 jenis fitur yaitu *metric*, *eccentricity*, *contras*, *correlation*, *energy*, serta *homogeneity* maka terbentuklah sebuah database latih. Kegunaannya untuk mengidentifikasi objek serta karakteristik dari objek itu sendiri. Adapun *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) disebut juga dengan *Grey Tone Spatial Dependency Matrix* merupakan salah satu teknik untuk mendapatkan ciri tekstur yang digunakan untuk mengidentifikasi wilayah target atau *region of interest* (ROI) pada sebuah citra[4]. Sehingga pada proses identifikasi, karakteristik fitur otomatis akan mencari nilai dari masing-masing fitur. Tabel 4.5. dan Tabel 4.6. di bawah ini masing-masing akan menampilkan nilai fitur dari setiap citra serta penjelasannya.

1. Sel Nukleus

Tabel 4.5. di bawah ini merupakan hasil ekstraksi fitur GLCM dengan menampilkan 6 fitur yaitu *metric*, *eccentricity*, *contrast*, *correlation*, serta *energy* dan *homogeneity* pada data latih jenis citra sel nukleus.

Tabel 4.5. Hasil Ekstraksi Fitur Sel Nukleus

<i>Metric</i>	<i>Eccentricity</i>	<i>Contrast</i>	<i>Correlation</i>	<i>Energy</i>	<i>Homogeneity</i>
0.78841	0.2568	0.58182	0.88176	0.73417	0.97224
0.56012	0.80244	0.21349	0.85084	0.92063	0.98964
0.50384	0.97942	0.08754	0.82683	0.88421	0.98708
0.53873	0.97235	0.1098	0.82297	0.86954	0.98517
0.75982	0.17221	0.027615	0.93175	0.87471	0.99367

2. Sel Radang

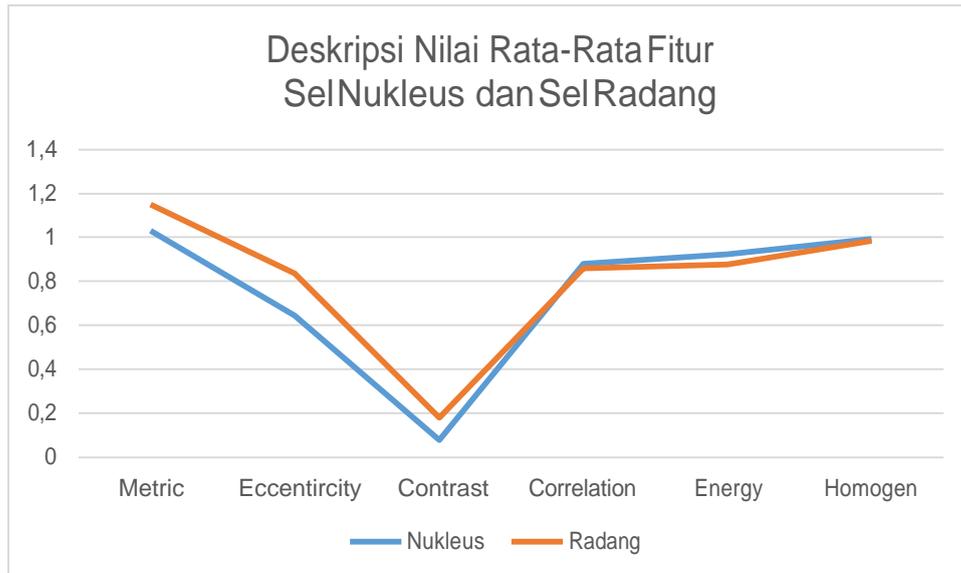
Tabel 4.6. di bawah ini merupakan hasil ekstraksi fitur GLCM dengan menampilkan 6 fitur yaitu *metric*, *eccentricity*, *contrast*, *correlation*, serta *energy* dan *homogeneity* pada data latih jenis citra sel radang.

Tabel 4.6. Hasil Ekstraksi Fitur Se Radang

<i>Metric</i>	<i>Eccentricity</i>	<i>Contrast</i>	<i>Correlation</i>	<i>Energy</i>	<i>Homogeneity</i>
0.72226	0.6848	0.117	0.88466	0.90566	0.9887
0.50864	0.96616	0.34465	0.80607	0.82271	0.97336
0.84299	0.73108	0.16931	0.85805	0.88517	0.98528
0.71544	0.85643	0.19156	0.8749	0.85715	0.98496

4.3.1 Grafik Deskripsi Nilai Rata-Rata Fitur Sel Nukleus dan Sel Radang

Gambar 4.1. di bawah ini merupakan grafik deskripsi untuk nilai rata-rata semua hasil ekstraksi fitur seperti *metric*, *eccentricity*, *contrast*, *correlation*, *energy* serta *homogeneity* dari sel nukleus dan sel radang. Dapat dilihat perbedaan yang cukup signifikan antara nilai rata-rata dari *metric*, *eccentricity*, *contrast* dari sel nukleus dan sel radang dimana garis untuk sel nukleus berwarna biru sedangkan garis grafik untuk sel radang berwarna orange. Begitu juga untuk garis grafik pada fitur *energy* perbedaan yang terlihat cukup signifikan, sedangkan untuk garis grafik pada fitur *correlation* dan *homogeneity* terlihat hampir sama.



Gambar 4.1. Grafik Deskripsi Nilai Rata-Rata Fitur Sel Nukleus dan Sel Radang

4.4. Hasil Identifikasi dan Klasifikasi

Setelah melalui berbagai tahapan penelitian dan terbentuk database latih, kemudian dilakukan identifikasi dan klasifikasi pada data uji dimana jumlah data uji sebanyak 20 citra dibagi menjadi 10 citra sel nukleus dan citra 10 sel radang. Identifikasi dan klasifikasi memiliki tujuan agar setiap jenis citra dapat dikenali dengan baik dengan acuan melakukan menghitung jarak terdekatnya dengan metode *Euclidean Distance* antara fitur uji terhadap fitur data latih yang ada dalam database. Keberhasilan program dihitung dengan menggunakan *confusion matrix*. Dari Tabel 4.7. di bawah dapat disimpulkan dari 20 citra data uji yang terdiri dari 10 sel nukleus dan 10 sel radang. Ternyata dari 10 sel nukleus teridentifikasi benar semua sel nukleus, kemudian dari 10 sel radang diidentifikasi benar 6 sel radang dan 4 teridentifikasi salah sebagai sel nukleus, sehingga *confusion matrix* terbentuk seperti pada Tabel 4.8 di bawah ini:

Tabel. 4.7. Hasil Pengujian Program

Data Uji	Jenis Citra Sebelumnya	Hasil Identifikasi	Keterangan
1	Sel Nukleus 31	Sel Nukleus	Benar
2	Sel Nukleus 32	Sel Nukleus	Benar
3	Sel Nukleus 33	Sel Nukleus	Benar
4	Sel Nukleus 34	Sel Nukleus	Benar
5	Sel Nukleus 35	Sel Nukleus	Benar
6	Sel Nukleus 36	Sel Nukleus	Benar
7	Sel Nukleus 37	Sel Nukleus	Benar
8	Sel Nukleus 38	Sel Nukleus	Benar
9	Sel Nukleus 39	Sel Nukleus	Benar
10	Sel Nukleus 40	Sel Nukleus	Benar
11	Sel Radang 41	Sel Radang	Benar
12	Sel Radang 42	Sel Radang	Benar
13	Sel Radang 43	Sel Nukleus	Salah
14	Sel Radang 44	Sel Radang	Benar
15	Sel Radang 45	Sel Nukleus	Salah
16	Sel Radang 46	Sel Radang	Benar
17	Sel Radang 47	Sel Radang	Benar
18	Sel Radang 48	Sel Nukleus	Salah
19	Sel Radang 49	Sel Nukleus	Salah
20	Sel Radang 50	Sel Radang	Benar

Tabel 4.8. *Confusion Matrix*

		Kelas Prediksi		
Jenis Sebenarnya		Sel Nukleus	Sel Radang	Total
	Sel Nukleus	10	0	10
	Sel Radang	4	6	10

Dari Tabel 4.8. di atas dapat dilihat *confusion matrix* dari hasil pengujian program, dimana perhitungan untuk keberhasilan citra sel nukleus adalah 10 citra teridentifikasi benar, sedangkan untuk sel radang 6 citra teridentifikasi benar dan 4 citra teridentifikasi salah. Dengan perhitungan akurasinya sebagai berikut:

Tabel 4.9. Akurasi

Kelas	Akurasi
Sel Nukleus	10
Sel Radang	6
Total Akurasi	80%

Dari Tabel 4.9. dapat diketahui akurasi dengan perhitungan jumlah terdeteksi benar dibagi jumlah citra yang diuji dikali 100%. Dengan begitu dapat diketahui pada penelitian ini memiliki tingkat akurasi sebesar 80%.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan permasalahan yang diteliti tentang identifikasi dan klasifikasi sel nukleus dan sel radang perlu diketahui bahwa sistem otomatisasi perlu diterapkan untuk membantu mengenali sel tersebut. Penelitian pada bidang *biomedical image processing* yang dilakukan peneliti dengan jumlah citra sebanyak 50 dengan 2 jenis citra yaitu sel nukleus dan sel radang yang citranya diambil sendiri, setelah diolah dan diidentifikasi serta klasifikasi berikut beberapa kesimpulannya:

1. Segmentasi dengan konversi biner dapat dilakukan pada citra *Pap Smear* untuk memisahkan antara objek dan *background*.
2. Nilai ekstraksi fitur dengan menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) berhasil mengeluarkan 6 fitur yaitu diantaranya *metric, eccentricity, contrast, correlation, energy* dan *homogeneity* dari setiap citra.
3. Menggunakan metode *Euclidean Distance* berhasil melakukan proses identifikasi dan klasifikasi dengan menghitung jarak terdekat antara nilai fitur data uji dengan nilai fitur data latih yang sudah dijadikan database latih sebelumnya dan menghasilkan akurasi sebesar 80%. Pada 20 citra uji dengan rincian sebagai berikut, dari 10 citra uji sel nukleus teridentifikasi benar nukleus, sedangkan 10 citra uji sel radang teridentifikasi benar 6 sel radang dan 4 sel nukleus. Selain itu implementasi penggunaan MATLAB pada penelitian ini juga berhasil diterapkan.

5.2. Saran

Penelitian tidak cukup berhenti pada tahap keberhasilan pertama saja, namun masih bisa tetap dikembangkan dengan temuan-temuan *novelty* atau kebaruannya. Adapun beberapa saran yang disampaikan penulis pada penelitian ini diantaranya: memperbanyak dataset, mencoba penelitian dengan metode lain, membandingkan metode mana yang lebih baik serta mencoba citra *Pap Smear* dengan sumber lain.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] V. Acharya and P. Kumar, "Segmentation of Pap Smear Images to Diagnose Cervical Cancer Types and Stages," *2018 Int. Conf. Adv. Comput. Commun. Informatics, ICACCI 2018*, pp. 595–603, 2018.
- [2] K. P. Win, Y. Kitjaidure, M. P. Paing, and K. Hamamoto, "Cervical cancer detection and classification from pap smear images," *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*, pp. 47–54, 2019.
- [3] W. A. Mustafa, A. Halim, M. A. Jamlos, and S. Z. S. Idrus, "A Review: Pap Smear Analysis Based on Image Processing Approach," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1529, p. 022080, 2020.
- [4] D. Lestari, "Deteksi kanker serviks berdasarkan citra sel pap smear dengan klasifikasi naïve bayes dian lestari auliani," 2014.
- [5] B. Firmanto, E. Rikasanti, A. Bramanto, and W. Putra, "Optimasi Hasil Akuisisi Obyek Wajah Menggunakan," vol. 2, pp. 826–840, 2019.
- [6] I. F. Interpretasi, "Digitalisasi Citra," 2019.
- [7] M. Fathurahman, R. A. Nurmufti, and E. Suherlan, "Klasifikasi Tipe Sel Normal/Abnormal Berdasarkan Citra Pap-Smear Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Teknol. Inf. Yars.*, vol. 6, no. 1, pp. 35–41, 2019.
- [8] P. P. Wijayanti *et al.*, "Diagnosa Gangguan Saraf Melalui Citra Iris Mata Dengan Metode Region of Interest," vol. 2, no. 1, 2017.
- [9] A. W. Bawono, I. B. Hidayat, S. Nugroho, and S. Si, "Deteksi Area Hutan Berbasis Citra Google Earth Menggunakan Metode Grey Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM)," vol. 6, no. 1, pp. 524–530, 2019.
- [10] Y. Yuhandri, "Perbandingan Metode Cropping Pada Sebuah Citra Untuk Pengambilan Motif Tertentu Pada Kain Songket Sumatera Barat," *Komtekinfo*, vol. 6, no. 1, pp. 95–105, 2019.
- [11] K. Anwariyah and D. Sofyan, "Pemodelan Segmentasi Sel Epitel Serviks Pada Citra Digital PAP SMEAR," *JTIM J. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 1, no. 2, pp. 96–105, 2019.
- [12] D. A. Nasution, H. H. Khotimah, and N. Chamidah, "Perbandingan Normalisasi Data untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma K-NN," *Comput. Eng. Sci. Syst. J.*, vol. 4, no. 1, p. 78, 2019.
- [13] E. Varijki and B. K. Triwijoyo, "Segmentasi Citra Mri Menggunakan Deteksi Tepi Untuk Identifikasi Kanker Payudara," *J. Matrik*, vol. 15, no. 2, p. 17, 2017.

- [14] M. R. Kumaseh, L. Latumakulita, and N. Nainggolan, "Segmentasi Citra Digital Ikan Menggunakan Metode Thresholding," *J. Ilm. Sains*, vol. 13, no. 1, p. 74, 2013.
- [15] D. U. Dewangga, A. Adiwijaya, and D. Q. Utama, "Identifikasi Citra berdasarkan Gigitan Ular menggunakan Metode Active Contour Model dan Support Vector Machine," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 3, no. 4, p. 299, 2019.
- [16] A. Mu, "濟無No Title No Title," *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2019.
- [17] N. B. Tsani and A. Rachman, "Implementasi Deteksi Tepi Canny Dengan Transformasi Powerlaw Dalam Mendeteksi Stadium Kanker Serviks," *J. Ilm. INTECH (Information Technol. Journal) UMUS*, vol. 01, no. 01, pp. 22–33, 2019.
- [18] N. Nafi'iyah, "Algoritma Kohonen dalam Mengubah Citra Graylevel Menjadi Citra Biner," *J. Ilm. Teknol. Inf. Asia*, vol. 9, no. 2, pp. 49–55, 2015.
- [19] Johan Wahyudi and Ihdahubbi Maulida, "Pengenalan Pola Citra Kain Tradisional Menggunakan Glcm Dan Knn," *J. Teknol. Inf. Univ. Lambung Mangkurat*, vol. 4, no. 2, pp. 43–48, 2019.
- [20] P. Tabaghi, I. Dokmanić, and M. Vetterli, "Kinetic Euclidean Distance Matrices," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 68, pp. 452–465, 2020.
- [21] M. B. Ramadhyan and J. T. Elektro, "IDENTIFIKASI ANGKA BERDASARKAN METODE PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS MENGGUNAKAN," 2020.
- [22] W. W. Widiyanto and D. Iskandar, "Algoritma Peningkatan Akurasi Deteksi," no. November, pp. 1–8, 2019.
- [23] D. Riana, M. E. Plissiti, C. Nikou, D. H. Widyantoro, T. L. R. Mengko, and O. Kalsoem, "Inflammatory cell extraction and nuclei detection in pap smear images," *Int. J. E-Health Med. Commun.*, vol. 6, no. 2, pp. 27–43, 2015.