

**IDENTIFIKASI PENYAKIT KANKER PAYUDARA MENGGUNAKAN
METODE GLRLM DAN SVM DENGAN REDUKSI FITUR**

SKRIPSI



**UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A**

Disusun Oleh
RIZQA FIANY ZEIN
H92218051

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA**

2021

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : Rizqa Fiany Zein

NIM : H92218051

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2016

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul "IDENTIFIKASI PENYAKIT KANKER PAYUDARA MENGGUNAKAN METODE GLRLM DAN SVM DENGAN REDUKSI FITUR". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 18 November 2021

Yang menyatakan,


Rizqa Fiany Zein
NIM. H92218051

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

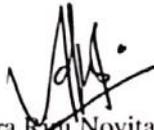
Nama : Rizqa Fiany Zein

NIM : H92218051

Judul Skripsi : IDENTIFIKASI PENYAKIT KANKER PAYUDARA
MENGUNAKAN METODE GLRLM DAN SVM
DENGAN REDUKSI FITUR

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Pembimbing I



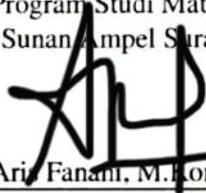
Dian Candra Rini Novitasari, M. Kom
NIP. 198511242014032001

Pembimbing II



Lutfi Hakim, M.Ag
NIP. 197312252006041001

Mengetahui,
Ketua Program Studi Matematika
UIN Sunan Ampel Surabaya



Ari Fanani, M.Kom
NIP. 198701272014031002

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Nama : Rizqa Fiany Zein
NIM : H92218051
Judul Skripsi : IDENTIFIKASI PENYAKIT KANKER PAYUDARA
MENGUNAKAN METODE GLRLM DAN SVM
DENGAN REDUKSI FITUR

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji
pada tanggal

Mengesahkan,
Tim Penguji

Penguji I



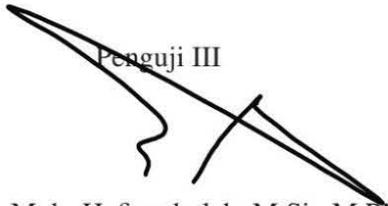
Dian Candra Rini Novitasari, M. Kom
NIP. 198511242014032001

Penguji II



Lutfi Hakim, M.Ag
NIP. 197312252006041001

Penguji III



Dr. Moh. Hafiyusholeh, M.Si., M.PMat
NIP. 198002042014031001

Penguji IV



Putrie Keumala Intan, M.Si
NIP. 198805282018012001

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Ampel Surabaya



Prof. Dr. Evi Fatmatur Rusydiyah, M.Ag
NIP. 197312272005012003



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : RIZQA FIANY ZEIN
NIM : 1192218091
Fakultas/Jurusan : SAINTEK / MATEMATIKA
E-mail address : RIZFAVIANYP@GMAIL.COM

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

Skripsi Tesis Desertasi Lain-lain (.....)

yang berjudul :

IDENTIFIKASI PENYAKIT KANKER PAYUDARA MENGGUNAKAN
METODE GLRLM DAN SVM DENGAN REDUKSI FITUR

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara *fulltext* untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya,

Penulis

(RIZQA FIANY ZEIN)
nama terang dan tanda tangan

2.4.4.	<i>Run Length Nonuniformity (RLN)</i>	18
2.4.5.	<i>Run Percentage (RP)</i>	19
2.4.6.	<i>Low Gray-Level Run Emphasis (LGRE)</i>	19
2.4.7.	<i>High Gray-Level Run Emphasis (HGRE)</i>	20
2.4.8.	<i>Short Run Low Gray-Level Emphasis (SRHGE)</i>	20
2.4.9.	<i>Short Run High Gray-Level Emphasis (SRLGE)</i>	20
2.4.10.	<i>Long Run Low Gray-Level Emphasis (LRLGE)</i>	21
2.4.11.	<i>Long Run High Gray-Level Emphasis (LRHGE)</i>	21
2.5.	<i>Principal Component Analysis (PCA)</i>	22
2.6.	<i>K-Fold Cross Validation</i>	26
2.7.	<i>Support Vector Machine (SVM)</i>	27
2.8.	<i>Confusion Matrix</i>	29
2.8.1.	<i>True Positive (TP)</i>	30
2.8.2.	<i>False Positive (FP)</i>	30
2.8.3.	<i>False Negative (FN)</i>	31
2.8.4.	<i>True Negative (TN)</i>	31
2.8.5.	Akurasi	31
2.8.6.	Sensitivitas	32
2.8.7.	Spesifisitas	32
2.9.	Integrasi Keislaman	32
III METODE PENELITIAN		35
3.1.	Jenis Penelitian	35
3.2.	Jenis dan Sumber Data	35
3.3.	Langkah-Langkah	36
IV HASIL DAN PEMBAHASAN		38
4.1.	<i>Preprocessing</i>	38
4.2.	Ekstraksi Fitur	40
4.3.	Klasifikasi SVM	47
4.3.1.	Klasifikasi SVM dengan GLRLM	48
4.4.	Klasifikasi SVM dengan Fitur GLRLM-PCA	50

kanker payudara pada kasus baru dan kasus kematian mencapai 12,9% dari penduduk wanita di Indonesia (Irawan, 2018). Sebagian penderita dari penyakit kanker payudara ditemukan pada tubuh wanita yang berusia muda, dan banyak remaja berusia 14 tahun menderita kanker payudara. Hal ini akan berbahaya jika tidak diketahui lebih awal, karena kanker yang awalnya kecil berpotensi menjadi ganas (Rahman, 2019). Melihat banyak kasus yang telah disebabkan oleh kanker payudara, maka dari itu diperlukannya pencegahan dini untuk mengurangi angka penderita dari kanker payudara.

Dalam dunia medis, saat ini telah banyak cara untuk mendeteksi penyakit kanker payudara, yaitu salah satunya pemanfaatan citra digital. Citra digital pada dunia medis disebut juga medical imaging, dimana teknik ini dilakukan dengan mengambil citra dari organ tubuh, salah satunya yaitu *mammogram*. *Mammogram* merupakan metode yang dikatakan efektif untuk memeriksa adanya kanker payudara (Liantoni and Santoso, 2020). Banyak penelitian sebelumnya telah digunakan juga citra mammogram untuk klasifikasi penyakit kanker payudara. Dalam mengklasifikasikan penyakit kanker payudara terdapat beberapa tahapan diantaranya pre-processing, ekstraksi fitur, dan masuk kepada sistem klasifikasi.

Pada penelitian yang menguji kualitas citra juga mengusulkan untuk menggunakan Median filter dalam melakukan pre-processing. Berdasarkan metode yang diusulkan yaitu menggunakan dataset STARE dengan mengambil citra retina dalam format JPG. Dari citra tersebut dilakukan perbaikan kualitas citra dengan menggunakan tiga kontras yaitu contrast stretching, *Histogram Equalization* (HE) dan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) yang difilter menggunakan Median filter . Dari hasil pengujian dengan tiga metode yang berbeda dan berdasarkan tiga parameter yang berbeda didapatkan hasil MSE dan

PSNR terbaik yaitu 9,14 dan 42,13 dB. Dengan demikian peregangan kontras lebih baik dalam meningkatkan kualitas gambar (Erwin and Ningsih, 2020). Selain itu pada penelitian terkait citra *mammogram* juga melakukan langkah pre-processing, di mana pada penelitian tersebut dilakukan pengolahan citra digital dengan memanfaatkan Median filter dan Histogram Equalization. Hasil dari pre-processing ini akan diambil ciri ekstraksi dengan *Histogram of Oriented Gradient* (HOG), yang selanjutnya diklasifikasikan menggunakan Deep Rule Based (DRB) Classifier. Penelitian tersebut dilakukan dengan membagi data 90% untuk data latih dan 10% untuk data uji. Data diklasifikasikan menjadi tiga kelas, terdiri dari normal, jinak, dan ganas. Akurasi terbaik yang didapat adalah 92% (Novitasari et al., 2019b). Hal ini membuktikan bahwa pre-processing untuk citra *mammogram* perlu dilakukan untuk membantu memperbaiki kualitas dari citra.

Pada penelitian sebelumnya, pendekatan yang diusulkan untuk mengembangkan sistem klasifikasi dengan bantuan komputer untuk deteksi kanker dari citra *mammogram*. Citra ini dilakukan ekstraksi fitur yang digunakan sebagai fitur masukan sistem klasifikasi, yaitu dengan GLCM dan GLRLM. Matriks fitur GLCM dan GLRLM membantu sistem pengklasifikasi mendapatkan hasil terbaik dengan memberikan akurasi dan spesifisitas klasifikasi 97,03% dan 98,44% (Erkan et al., 2018). Hal ini membuktikan bahwa metode GLRLM memiliki sistem yang baik dalam sistem klasifikasi, namun metode ini memiliki dimensi yang tinggi sehingga membuat rumit perhitungan dari komputasi.

Ekstraksi fitur dari metode GLRLM memiliki dimensi yang tinggi, oleh karena itu untuk mengurangi beratnya perhitungan komputasi perlu dilakukan reduksi fitur. Reduksi fitur telah dilakukan pada penelitian sebelumnya terkait klasifikasi penyakit tumor payudara. Penelitian tersebut membandingkan antara

tiga metode reduksi fitur yaitu metode PCA, metode RFE, dan metode RFECV. Data DNA akan dilakukan klasifikasi dengan metode K Nearest Neighbor (KNN), di mana masukan dari metode ini yaitu data sebelum dan setelah melalui proses reduksi fitur. Hasil dari sistem klasifikasi menunjukkan bahwa akurasi terbaik dicapai oleh reduksi fitur metode PCA dengan akurasi sebesar 97,36%. Selain itu waktu komputasi mengalami penurunan saat menggunakan reduksi fitur PCA yaitu menjadi 1,231 detik (Wibawa and Novianti, 2017). Reduksi fitur juga telah dilakukan pada penelitian terkait penyakit malaria, di mana metode PCA digunakan untuk mereduksi fitur dari data RNA-seq vektor malaria yang memiliki berdimensi tinggi. Dalam penelitian tersebut model pengurangan dimensi menggunakan metode PCA dapat membantu meningkatkan hasil klasifikasi dari metode KNN. Hasil eksperimen mencapai kinerja yang dapat dikatakan relevan dengan akurasi klasifikasi KNN dan Decision Tree masing-masing, yaitu 86,7% dan 83,3% (Arowolo et al., 2020). Hal ini membuktikan bahwa metode PCA baik dilakukan untuk reduksi fitur, dan dapat diimplementasikan pada hasil ekstraksi fitur dari metode GLRLM.

Selain itu perbandingan hasil pada metode ekstraksi fitur GLCM, GLRLM, dan GLDM dalam mendiagnosis penyakit kanker payudara. Kanker payudara dilakukan pengklasifikasian dengan menggunakan citra mammogram pada penelitian tahun 2019. Penelitian tersebut menggunakan fitur-fitur yang didapatkan dari ekstraksi fitur digunakan sebagai masukan untuk klasifikasi SVM dengan perbandingan tiga kernel, yaitu kernel polinomial, RBF, dan linear. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kernel terbaik adalah kernel polinomial dengan fitur yang dihasilkan dari GLRLM yaitu akurasi sebesar 93.98% (Novitasari et al., 2019a). Hal ini menunjukkan bahwa metode dari sistem klasifikasi juga berperan

penting dan metode SVM menunjukkan kinerja yang baik dalam pengklasifikasian.

Metode SVM untuk klasifikasi juga diusulkan pada penelitian sebelumnya terkait kanker serviks, di mana metode yang digunakan untuk mengidentifikasi adanya kanker serviks adalah dengan melakukan observasi visual yang menghasilkan data citra. Pada penelitian tersebut metode observasi berbasis komputer yang digunakan adalah *pre-processing*, dilanjutkan dengan proses ekstraksi ciri menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai metode klasifikasi. Hasil klasifikasi SVM terbaik menggunakan kernel polinomial dan ekstraksi fitur GLCM dengan sudut 45° dan akurasi yang diperoleh mencapai 90% (Thohir et al., 2020).

Dari penjelasan penelitian sebelumnya, maka penelitian ini menggunakan citra mammogram untuk pengklasifikasian kanker payudara. Citra mammogram akan dilakukan *pre-processing* sebelum masuk ke proses ekstraksi fitur, dengan menggunakan metode Median filter dan CLAHE untuk memperbaiki kualitas dari citra. Ekstraksi fitur yang menggunakan metode GLRLM dan reduksi fitur metode PCA akan dijadikan sebagai masukan dari sistem klasifikasi menggunakan metode SVM. Hasil akhir dari penelitian ini yaitu evaluasi dari sistem klasifikasi untuk mengetahui hasil dari akurasi, sensitifitas dan spesifisitas. Berdasarkan dari kondisi serta penjelasan penelitian sebelumnya yang telah dipaparkan, maka penelitian akan dilakukan dengan judul "**Identifikasi Penyakit Kanker Payudara Menggunakan Metode GLRLM dan SVM Dengan Reduksi Fitur**". Hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu dalam proses mengidentifikasi penyakit kanker payudara.

makanan merupakan faktor dari terjadinya kanker (Wang et al., 2019). Sebesar 30% dari penderita kanker ini disebabkan oleh gaya hidup dan pola makan, antara lain kurangnya mengonsumsi sayur dan buah-buahan, dan kurangnya aktivitas fisik seperti olahraga. Sel kanker telah terdapat pada tubuh setiap orang, oleh karena itu tidak salah jika penyakit ini dapat menyerang kepada semua umur tanpa mengenal batasan usia dan jenis kelamin, baik pria maupun wanita. Berdasarkan data yang telah tercatat, wanita yang rentan terjangkit kanker sekitar 60% dari penderita kanker di negara Indonesia. Jenis kanker yang sangat sering diderita oleh wanita, yaitu kanker serviks, kanker ovarium, serta kanker payudara (Rahayuwati et al., 2020).

Kanker payudara merupakan salah satu dari jenis kanker yang sering diderita oleh wanita, selain itu kanker payudara merupakan penyebab dari kematian wanita pada urutan pertama di Indonesia. Penyakit ini banyak menyerang wanita-wanita yang berumur 40 tahun ke atas, tetapi tidak ada jaminan bahwa wanita yang berusia muda tidak dapat terjangkit penyakit kanker payudara (Wibisono and Hermawan, 2019). Kanker payudara dapat dideteksi dengan beberapa cara yaitu *Mammographic Image Analysis Society (MIAS)*, *Ultrasonography (USG)*, *Magnetic Resonance Imaging (MRI)*, dan *Positron Emission Tomography (PET) scan*. Mammogram adalah salah satu alternatif yang berfungsi untuk mendeteksi adanya kanker payudara. Mammogram dapat mengetahui kondisi dari payudara dengan menggunakan amplitudo yang lebih rendah jika dibandingkan dengan X-Ray. Sistem deteksi yang dilakukan mammogram untuk deteksi awal dari kanker payudara, yaitu dengan melihat karakteristik dan bentuk jika ditemukan benjolan (Yulianti et al., 2016). Menurut WHO, mammogram dapat mengurangi faktor risiko dari kanker payudara, salah

memperhalus citra setelah CLAHE dilakukan. CLAHE akan dilakukan dengan langkah-langkah yang telah dijelaskan pada subbab 2.4 dan Median filter akan dilakukan dengan langkah-langkah seperti yang telah dijelaskan pada subbab 2.5.

3. Ekstraksi fitur diambil dari hasil pre-processing dengan menggunakan metode GLRLM, di mana ada 11 fitur yang dihasilkan dengan 4 arah orientasi (0° , 45° , 90° , 135°). Masing-masing dari fitur dihitung dengan menggunakan persamaan 2.4 hingga persamaan 2.14, perhitungan ini dilakukan untuk setiap citra.
4. Hasil 11 fitur GLRLM akan dilakukan reduksi fitur dengan tujuan mengurangi fitur, yaitu menggunakan metode PCA.
5. Fitur yang dihasilkan dari reduksi fitur akan dilakukan pembagian data yaitu dengan menggunakan metode K-Fold seperti pada Gambar 2.6.
6. Klasifikasi akan dilakukan dengan memasukkan data yang telah dibagi menjadi 10 fold. Klasifikasi pada penelitian ini menggunakan metode SVM untuk mencari model terbaik dari masing-masing kelas.
7. Evaluasi dari hasil klasifikasi dilakukan menggunakan metode confusion matrix, hasil yang didapatkan yaitu akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Hasil ini didapatkan dengan menggunakan rumus pada persamaan 2.27 hingga persamaan 2.28. Sebelum itu, untuk mendapatkan hasil evaluasi perlu dihitung nilai dari TP, FP, FN, dan TN pada rumus persamaan 2.23 hingga persamaan 2.26.

$$RL_0 = \begin{bmatrix} 76 & 33 & 47 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 315 & 165 & 137 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 12 & 5 & 6 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 12 & 3 & 2 & \cdots & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Selanjutnya fitur-fitur pada GLRLM dihitung, perhitungan dengan sudut orientasi 0° sebagai berikut.

$$\begin{aligned} SRE_0 &= \frac{1}{s} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{p(i,j)}{j^2} \\ &= \frac{1}{261902} \left[\left(\frac{76}{1^2} + \frac{33}{2^2} + \frac{47}{3^2} + \cdots + \frac{0}{1024^2} \right) + \left(\frac{315}{1^2} + \frac{165}{2^2} + \frac{137}{3^2} + \cdots \right. \right. \\ &\quad \left. \left. + \frac{0}{1024^2} \right) + \cdots + \left(\frac{12}{1^2} + \frac{5}{2^2} + \frac{6}{3^2} + \cdots + \frac{0}{1024^2} \right) + \left(\frac{12}{1^2} + \frac{3}{2^2} + \frac{2}{3^2} \right. \right. \\ &\quad \left. \left. + \cdots + \frac{0}{1024^2} \right) \right] \\ &= 0.00204 \\ LRE_0 &= \frac{1}{s} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N j^2 P(i,j) \\ &= \frac{1}{261902} \left[((76 \times 1^2) + (33 \times 2^2) + (47 \times 3^2) + \cdots + (0 \times 1024^2)) + \right. \\ &\quad ((315 \times 1^2) + (117 \times 2^2) + (135 \times 3^2) + \cdots + (0 \times 1024^2)) + \cdots + \\ &\quad ((12 \times 1^2) + (5 \times 2^2) + (6 \times 3^2) + \cdots + (0 \times 1024^2)) + ((12 \times 1^2) \\ &\quad \left. + (3 \times 2^2) + (2 \times 3^2) + \cdots + (0 \times 1024^2)) \right] \\ &= 17626.28950 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
GLN_0 &= \frac{1}{s} \sum_{i=1}^M \left(\sum_{j=1}^N P(i, j) \right)^2 \\
&= \frac{1}{261902} [(76 + 33 + 47 + \dots + 0)^2 + (315 + 117 + 135 + \dots + 0)^2 \\
&\quad + \dots + (12 + 5 + 6 + \dots + 0)^2 + (12 + 3 + 2 + \dots + 0)^2] \\
&= 129402.82195 \\
RLN_0 &= \frac{1}{s} \sum_{j=1}^N \left(\sum_{i=1}^M P(i, j) \right)^2 \\
&= \frac{1}{261902} [(76 + 315 + \dots + 12 + 12)^2 + (33 + 165 + \dots + 5 + 3)^2 \\
&\quad + (47 + 137 + \dots + 6 + 2)^2 + \dots + (0 + 0 + \dots + 0 + 0)^2] \\
&= 1254.70673 \\
RP_0 &= \frac{s}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N j^2 P(i, j)} \\
&= \frac{s}{\left[\begin{aligned} &((76 \times 1^2) + (33 \times 2^2) + (47 \times 3^2) + \dots + (0 \times 1024^2)) \\ &+ \dots + ((12 \times 1^2) + (3 \times 2^2) + (2 \times 3^2) + \dots + (0 \times 1024^2)) \end{aligned} \right]} \\
&= 1.00355 \\
LGRE_0 &= \frac{1}{s} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{P(i, j)}{i^2} \\
&= \frac{1}{261902} \left[\left(\frac{76}{4^2} + \frac{33}{4^2} + \frac{47}{4^2} + \dots + \frac{0}{4^2} \right) + \left(\frac{316}{5^2} + \frac{117}{5^2} + \frac{135}{5^2} \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + \dots + \frac{0}{1024^2} \right) + \dots + \left(\frac{12}{250^2} + \frac{5}{250^2} + \frac{6}{250^2} + \dots + \frac{0}{250^2} \right) \right. \\
&\quad \left. + \left(\frac{12}{251^2} + \frac{3}{251^2} + \frac{2}{251^2} + \dots + \frac{0}{251^2} \right) \right] \\
&= 0.73024
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
HGRE_0 &= \frac{1}{s} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N i^2 P(i, j) \\
&= \frac{1}{261902} [((76 \times 4^2) + (33 \times 4^2) + (47 \times 4^2) + \dots + (0 \times 4^2)) + \\
&\quad ((315 \times 5^2) + (117 \times 5^2) + (135 \times 5^2) + \dots + (0 \times 5^2)) + \dots + \\
&\quad ((12 \times 250^2) + (5 \times 250^2) + (6 \times 250^2) + \dots + (0 \times 250^2)) + \\
&\quad ((12 \times 251^2) + (3 \times 251^2) + (2 \times 251^2) + \dots + (0 \times 251^2))] \\
&= 626.37570 \\
SRHGE_0 &= \frac{1}{s} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{P(i, j)}{i^2 j^2} \\
&= \frac{1}{261902} \left[\left(\frac{76}{4^2 \times 1^2} + \frac{33}{4^2 \times 2^2} + \frac{47}{4^2 \times 3^2} + \dots + \frac{0}{4^2 \times 1024^2} \right) \right. \\
&\quad + \left(\frac{316}{5^2 \times 1^2} + \frac{117}{5^2 \times 2^2} + \frac{135}{5^2 \times 3^2} + \dots + \frac{0}{5^2 \times 1024^2} \right) + \dots + \\
&\quad \left(\frac{12}{250^2 \times 1^2} + \frac{5}{250^2 \times 2^2} + \frac{6}{250^2 \times 3^2} + \dots + \frac{0}{250^2 \times 1024^2} \right) + \\
&\quad \left. \left(\frac{12}{251^2 \times 1^2} + \frac{3}{251^2 \times 2^2} + \frac{2}{251^2 \times 3^2} + \dots + \frac{0}{251^2 \times 1024^2} \right) \right] \\
&= 0.00056 \\
SRLGE_0 &= \frac{1}{s} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{P(i, j) i^2}{j^2} \\
&= \frac{1}{261902} \left[\left(\frac{76 \times 4^2}{1^2} + \frac{33 \times 4^2}{2^2} + \frac{47 \times 4^2}{3^2} + \dots + \frac{0 \times 4^2}{1024^2} \right) + \right. \\
&\quad \left(\frac{316 \times 5^2}{1^2} + \frac{117 \times 5^2}{2^2} + \frac{135 \times 5^2}{3^2} + \dots + \frac{0 \times 5^2}{1024^2} \right) + \dots + \\
&\quad \left(\frac{12 \times 250^2}{1^2} + \frac{5 \times 250^2}{2^2} + \frac{6 \times 250^2}{3^2} + \dots + \frac{0 \times 250^2}{1024^2} \right) + \\
&\quad \left. \left(\frac{12 \times 251^2}{1^2} + \frac{3 \times 251^2}{2^2} + \frac{2 \times 251^2}{3^2} + \dots + \frac{0 \times 251^2}{1024^2} \right) \right] \\
&= 24.88397
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
LRLGE_0 &= \frac{1}{s} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{P(i,j)j^2}{i^2} \\
&= \frac{1}{261902} \left[\left(\frac{76 \times 1^2}{4^2} + \frac{33 \times 2^2}{4^2} + \frac{47 \times 3^2}{4^2} + \dots + \frac{0 \times 1024^2}{4^2} \right) + \right. \\
&\quad \left(\frac{316 \times 1^2}{5^2} + \frac{117 \times 2^2}{5^2} + \frac{135 \times 3^2}{5^2} + \dots + \frac{0 \times 1024^2}{5^2} \right) + \dots + \\
&\quad \left(\frac{12 \times 1^2}{250^2} + \frac{5 \times 2^2}{250^2} + \frac{6 \times 3^2}{250^2} + \dots + \frac{0 \times 1024^2}{250^2} \right) + \left(\frac{12 \times 1^2}{251^2} + \right. \\
&\quad \left. \frac{3 \times 2^2}{251^2} + \frac{2 \times 3^2}{251^2} + \dots + \frac{0 \times 1024^2}{251^2} \right) \left. \right] \\
&= 1.36818 \\
LRHGE_0 &= \frac{1}{s} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (P(i,j)) i^2 j^2 \\
&= \frac{1}{261902} [((76 \times 4^2 \times 1^2) + (33 \times 4^2 \times 2^2) + (47 \times 4^2 \times 3^2) \\
&\quad + \dots + (0 \times 4^2 \times 1024^2)) + ((315 \times 5^2 \times 1^2) + (117 \times 5^2 \times 2^2) + \\
&\quad (135 \times 5^2 \times 3^2) + \dots + (0 \times 5^2 \times 1024^2)) + \dots + ((12 \times 250^2 \times 1^2) \\
&\quad + (5 \times 250^2 \times 2^2) + (6 \times 250^2 \times 3^2) + \dots + (0 \times 250^2 \times 1024^2)) + \\
&\quad ((12 \times 251^2 \times 1^2) + (3 \times 251^2 \times 2^2) + (2 \times 251^2 \times 3^2) + \dots + \\
&\quad (0 \times 251^2 \times 1024^2))] \\
&= 64325.33521
\end{aligned}$$

Perhitungan ini akan dilakukan juga pada setiap data citra *mammogram*, dan pada setiap sudut orientasi 0° , 45° , 90° , dan 135° . Tabel 4.1 adalah hasil ekstraksi fitur GLRLM dengan sudut orientasi 0° pada kelas Normal-Abnormal, dan Tabel 4.2 adalah ekstraksi fitur GLRLM dengan sudut orientasi 0° pada kelas Benign-Malignant. Berdasarkan analisis terhadap 11 fitur pada GLRLM terdapat ciri khusus pada setiap fitur. Pada fitur SRE pada kelas normal memiliki nilai yang

Tabel 4.1 Ekstraksi Fitur Kelas Normal-Abnormal pada Sudut Orientasi 0°

Fitur	Data ke-				
	1	2	3	...	322
SRE	0,002294456	0,001947078	0,000847757	...	0,001993497
LRE	19119,50338	20746,69474	19893,35841	...	18072,05346
GLN	132335,5085	154371,6327	176476,413	...	163030,6263
RLN	1634,415757	1674,430977	2972,767301	...	1980,382301
RP	1,103151808	1,244500613	1,465750834	...	1,338752298
LGRE	0,704643412	0,716319151	0,706919332	...	0,709516701
HGRE	334,2216452	278,2307456	240,7275073	...	221,0709862
SRLGE	0,000805785	0,000645304	0,000318008	...	0,000658955
SRHGE	12,95305726	10,82575365	9,475032033	...	8,517771409
LRLGE	13959,82969	15402,77883	14373,05239	...	13695,66113
LRHGE	81943,98048	82846,03782	73690,39860	...	61023,20368

Tabel 4.2 Ekstraksi Fitur Kelas Benign-Malignant pada Sudut Orientasi 0°

Fitur	Data ke-				
	1	2	3	...	115
SRE	0,002008969	0,001379153	0,000779376	...	0,000882371
LRE	17630,53753	18200,94682	19226,46316	...	18937,15500
GLN	129124,8187	154213,6674	171297,6936	...	245141,5606
RLN	1254,547436	1498,104837	2731,724477	...	3037,710109
RP	1,003102022	1,205809589	1,438591452	...	1,898387714
LGRE	0,729629718	0,727304465	0,700151905	...	0,730540109
HGRE	626,1178941	430,7957607	246,9267314	...	71,68869917
SRLGE	0,000541025	0,000460932	0,000279245	...	0,000295375
SRHGE	24,87775861	16,98776455	9,714158824	...	2,282037945
LRLGE	13687,51945	13651,01987	13976,08378	...	14031,39702
LRHGE	64433,49716	74238,01046	70446,77489	...	750470,5910

cenderung kecil, dan bernilai lebih besar pada kelas *malignant*. Hal ini dikarenakan semakin ganas suatu tumor maka semakin kasar tekstur dari citra, serta semakin banyak run length yang dihasilkan dan semakin kecil pula nilai SRE. Pada fitur LRE pada kelas normal memiliki nilai yang cenderung besar, dan bernilai lebih kecil pada kelas *malignant*. Hal ini dikarenakan semakin ganas suatu tumor maka semakin halus tekstur dari citra, serta semakin sedikit run length yang dihasilkan dan semakin kecil pula nilai LRE. Fitur GLN pada kelas normal cenderung memiliki derajat keabuan yang serupa pada seluruh piksel pada citra, sehingga memiliki nilai yang kecil. Kemudian sebaliknya pada kelas *malignant* cenderung sedikit memiliki kesamaan derajat keabuan dengan seluruh piksel citra, sehingga memiliki nilai yang lebih besar. Pada kelas *benign* memiliki kesamaan derajat keabuan yang lebih banyak dibanding kelas *malignant*, sehingga nilai yang dihasilkan lebih kecil dibanding kelas *malignant*. Fitur RLN pada kelas *benign* cenderung memiliki nilai yang kecil sehingga elemen run length yang serupa dengan seluruh piksel pada citra, sedangkan kelas normal cenderung memiliki nilai yang besar sehingga sedikit memiliki elemen run length yang serupa dengan seluruh piksel pada citra. Fitur RP nilai yang dihasilkan pada citra *malignant* cenderung banyak memiliki run length bernilai 1 untuk seluruh tingkat keabuan, sedangkan *benign* cenderung sedikit memiliki run length bernilai 1 untuk seluruh tingkat keabuan. Fitur LGRE pada kelas normal memiliki nilai yang cenderung kecil, dan bernilai lebih besar pada kelas *malignant*. Hal ini dikarenakan semakin rendah derajat keabuan dari citra maka akan semakin besar nilai LGRE. Citra pada kelas *malignant* cenderung memiliki derajat keabuan yang rendah, sedangkan citra pada kelas normal cenderung memiliki derajat keabuan yang tinggi. Fitur HGRE pada kelas *malignant* cenderung memiliki derajat keabuan yang rendah, sedangkan citra pada kelas *benign* cenderung memiliki derajat keabuan yang tinggi. Fitur

SRLGE pada kelas malignant cenderung memiliki run length yang panjang dan memiliki derajat keabuan yang tinggi, maka dari itu nilai yang dihasilkan SRLGE cenderung kecil. Sedangkan pada kelas benign cenderung memiliki run length yang panjang dan memiliki derajat keabuan yang rendah, maka nilai dari SRLGE lebih besar. Fitur SRLGE pada kelas normal cenderung memiliki run length yang sedikit dan memiliki derajat keabuan yang tinggi, maka nilai dari SRLGE lebih besar. Fitur LRLGE dan LRHGE cenderung memiliki nilai yang lebih besar ketika tumor semakin ganas, pada kelas malignant cenderung memiliki run length yang panjang dan memiliki derajat keabuan yang rendah.

4.3. Klasifikasi SVM

Dalam penelitian ini akan membandingkan dua metode yaitu GLRLM dan GLRLM-PCA, kemudian proses klasifikasi dilakukan secara dua kali yaitu pada kelas normal-abnormal dan benign-malignant. Setiap kelas akan melalui tahap awal yaitu proses *training* dan *testing* pada setiap citra yang telah melalui ekstraksi fitur. Data untuk proses *training* dan *testing* akan dibagi menggunakan K-Fold, dengan nilai $K = 10$. Pada tahap training, pola data akan dipelajari untuk pembentukan model dengan data pada setiap kelas klasifikasi. Sedangkan pada tahap testing, model yang telah di bentuk dari proses training akan di uji untuk mendapatkan evaluasi sistem klasifikasi. Pembagian data pada kelas klasifikasi normal-abnormal yaitu pada tahap training berjumlah kisaran 289 sampai 291 data untuk setiap K , dan pada tahap testing berjumlah kisaran 31 sampai 33 data. Sedangkan pembagian data pada kelas klasifikasi benign-malignant yaitu pada tahap training berjumlah kisaran 103 hingga 104 data untuk setiap K , dan pada tahap testing berjumlah kisaran 11 sampai 12 data untuk dicari evaluasi sistem. Evaluasi ini dilakukan menggunakan confusion matriks, dimana hasil evaluasi

Berdasarkan tabel pada Gambar 4.5 telah didapatkan evaluasi setiap sudut. Evaluasi hasil akurasi terbaik yaitu sudut 45° sebesar 71.88% pada kernel *Polynomial*. Evaluasi hasil sensitifitas pada setiap kernel menunjukkan bahwa sebagian besar mendapatkan nilai sebesar 100%, sedangkan hasil spesifisitas menunjukkan bahwa sebagian besar mendapatkan nilai sebesar 0%. Hal ini disebabkan oleh data yang sangat susah untuk dibedakan tiap kelasnya, karena sedikitnya data yang digunakan pada kelas Benign-Malignant.

4.4. Klasifikasi SVM dengan Fitur GLRLM-PCA

Pada klasifikasi ini fitur-fitur GLRLM akan dilakukan tahap reduksi fitur terlebih dahulu, dimana fitur yang tersisa akan digunakan untuk data masukan sistem klasifikasi. Reduksi Fitur merupakan salah satu cara yang digunakan untuk mengurangi fitur atau mengambil fitur yang paling berpengaruh. Dalam penelitian ini reduksi fitur menggunakan metode PCA, dimana fitur-fitur yang digunakan yaitu hasil dari ekstraksi fitur GLRLM. Ekstraksi fitur dengan GLRLM menghasilkan sebanyak 11 fitur yaitu SRE, LRE, GLN, RLN, RP, LGRE, HGRE, SRLGE, SRHGE, LRLGE, dan LRHGE. Fitur-fitur tersebut akan menjadi masukan untuk metode PCA dengan data sebanyak 332 data dan 115 data pada setiap sudut orientasi. Perhitungan dilakukan bermula dari menghitung matriks korelasi dengan hasil seperti pada Gambar 4.6.

Gambar 4.10 Tabel Uji Coba GLRLM-PCA pada Kelas Benign-Malignant

Sudut	Evaluasi	Kernel	K-Fold									
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0°	Akurasi	RBF	45.45	58.33	50.00	58.33	63.64	36.36	54.55	58.33	45.45	41.67
		LIN	54.55	58.33	58.33	58.33	54.55	54.55	54.55	58.33	54.55	50.00
		POL	36.36	58.33	50.00	58.33	72.73	54.55	45.45	41.67	54.55	33.33
	Sensitifitas	RBF	83.33	100.00	85.71	85.71	100.00	66.67	100.00	85.71	83.33	83.33
		LIN	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
		POL	66.67	100.00	85.71	71.43	100.00	50.00	83.33	71.43	83.33	50.00
	Spesifisitas	RBF	0.00	0.00	0.00	20.00	20.00	0.00	0.00	20.00	0.00	0.00
		LIN	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
		POL	0.00	0.00	0.00	40.00	40.00	60.00	0.00	0.00	20.00	16.67
45°	Akurasi	RBF	45.45	58.33	58.33	58.33	54.55	36.36	54.55	50.00	54.55	41.67
		LIN	54.55	58.33	58.33	58.33	54.55	54.55	54.55	58.33	54.55	50.00
		POL	36.36	50.00	50.00	58.33	81.82	36.36	54.55	50.00	63.64	33.33
	Sensitifitas	RBF	83.33	100.00	100.00	100.00	100.00	66.67	100.00	85.71	100.00	83.33
		LIN	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
		POL	66.67	85.71	85.71	85.71	100.00	33.33	100.00	85.71	100.00	50.00
	Spesifisitas	RBF	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
		LIN	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
		POL	0.00	0.00	0.00	20.00	60.00	40.00	0.00	0.00	20.00	16.67
90°	Akurasi	RBF	45.45	41.67	50.00	58.33	54.55	45.45	36.36	58.33	45.45	50.00
		LIN	54.55	58.33	58.33	58.33	54.55	54.55	54.55	58.33	54.55	50.00
		POL	45.45	50.00	50.00	58.33	63.64	54.55	45.45	58.33	45.45	41.67
	Sensitifitas	RBF	83.33	57.14	85.71	100.00	100.00	83.33	66.67	100.00	83.33	100.00
		LIN	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
		POL	83.33	85.71	85.71	100.00	100.00	100.00	83.33	100.00	83.33	83.33
	Spesifisitas	RBF	0.00	20.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
		LIN	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
		POL	0.00	0.00	0.00	0.00	20.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
135°	Akurasi	RBF	54.55	58.33	58.33	66.67	63.64	36.36	45.45	58.33	45.45	41.67
		LIN	54.55	58.33	58.33	58.33	54.55	54.55	54.55	58.33	54.55	50.00
		POL	36.36	50.00	58.33	58.33	81.82	45.45	45.45	50.00	54.55	33.33
	Sensitifitas	RBF	83.33	85.71	85.71	85.71	100.00	66.67	83.33	85.71	83.33	83.33
		LIN	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
		POL	66.67	85.71	85.71	85.71	100.00	50.00	83.33	85.71	100.00	50.00
	Spesifisitas	RBF	20.00	20.00	20.00	40.00	20.00	0.00	0.00	20.00	0.00	0.00
		LIN	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
		POL	0.00	0.00	20.00	20.00	60.00	40.00	0.00	0.00	0.00	16.67

Uji coba pada klasifikasi kelas Benign-Malignant menunjukkan pada kernel RBF dan Linear banyak terdapat spesifisitas yang bernilai 0, dikarenakan seluruh hasil klasifikasi masuk pada kelas Normal. Selain itu uji coba tersebut membuktikan bahwa sistem klasifikasi yang dilakukan dengan fitur GLRLM mengalami peningkatan. Ketika dilakukan proses reduksi fitur dengan PCA yaitu pada kernel Polynomial pada sudut 0° dengan akurasi 81,82%, sensitifitas 70%, dan spesifisitas 100%.

- Astuti, W. and Adiwijaya, A. (2019). Principal Component Analysis sebagai Ekstraksi Fitur Data Microarray untuk Deteksi Kanker Berbasis Linear Discriminant Analysis. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 3(2):72.
- Cahyanti, D., Rahmayani, A., and Husniar, S. A. (2020). Analisis Performa Metode KNN pada Dataset Pasien Pengidap Kanker Payudara. *Indonesian Journal of Data and Science*, 1(2):39–43.
- Chazar, C. and Erawan, B. (2020). Machine Learning Diagnosis Kanker Payudara Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *INFORMASI (Jurnal Informatika dan Sistem Informasi)*, 12(1):67–80.
- Devin, J. L., Hill, M. M., Mourtzakis, M., Quadrilatero, J., Jenkins, D. G., and Skinner, T. L. (2019). Acute high intensity interval exercise reduces colon cancer cell growth. *The Journal of Physiology*, 597(8):2177–2184.
- Dewi, M. (2017). Sebaran Kanker di Indonesia, Riset Kesehatan Dasar 2007. *Indonesian Journal of Cancer*, 11(1):1–8.
- Durgamahanthi, V., Anita Christaline, J., and Shirly Edward, A. (2021). GLCM and GLRLM Based Texture Analysis: Application to Brain Cancer Diagnosis Using Histopathology Images. pages 691–706.
- Erkan, U., Gökrem, L., and Enginoğlu, S. (2018). Different applied median filter in salt and pepper noise. *Computers & Electrical Engineering*, 70:789–798.
- Erwin and Ningsih, D. R. (2020). Improving Retinal Image Quality Using the Contrast Stretching, Histogram Equalization, and CLAHE Methods with Median Filters. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, 12(2):30–41.

- Fadillah, N. and Gunawan, C. R. (2019). Mendeteksi Keakuratan Metode Noise Salt and Pepper dengan Median Filter. *Jurnal Informatika*, 6(1):91–95.
- Fibrianda, M. F. and Bhawiyuga, A. (2018). Analisis Perbandingan Akurasi Deteksi Serangan Pada Jaringan Komputer Dengan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, II(9):3112–3123.
- Foeady, A. Z. (2019). *Sistem Klasifikasi Kanker Kulit Berdasarkan Data Citra Dermoscopic dengan Menggunakan Metode Deep Extreme Learning Machine*. PhD thesis, UIN Sunan Ampel Surabaya.
- Foeady, A. Z., Rini Novitasari, D. C., Asyhar, A. H., and Firmansjah, M. (2018). Automated Diagnosis System of Diabetic Retinopathy Using GLCM Method and SVM Classifier. *Proceeding of the Electrical Engineering Computer Science and Informatics*, 5(5).
- Hao, X., Meng, X., and Wu, Z. (2019). Clinical Utility of PET/CT in Breast Cancer Management and Targeted Therapy. *Nuclear Medicine in Oncology*, pages 11–24.
- Hermanto, H., Mustopa, A., and Kuntoro, A. Y. (2020). ALGORITMA KLASIFIKASI NAIVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE DALAM LAYANAN KOMPLAIN MAHASISWA. *JITK (Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komputer)*, 5(2):211–220.
- Irawan, E. (2018). Faktor-Faktor Pelaksanaan Sadari/Breast Self Examination (BSE) Kanker Payudara (Literature Review). *Jurnal Keperawatan BSI*, 6(1).
- Jumeilah, F. S. (2017). Penerapan Support Vector Machine (SVM) untuk

- Pengkategorian Penelitian. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 1(1):19–25.
- Jumhuriyah, L. (2021). *Klasifikasi Penyakit Tuberkulosis Berdasarkan Citra X-Ray Menggunakan Metode Elman Recurrent Neural Network*. PhD thesis, UIN Sunan Ampel Surabaya.
- Kosasih, R., Informatika, F. T., Gunadarma, U., Margonda, J., No, R., and Cina, P. (2021). Pendeteksian Kendaraan Menggunakan Metode Median Filter. *Jurnal Ilmiah Komputasi*, 20(1):53–58.
- Liang, M., Huang, G., Liu, Z., Wang, Q., Yu, Z., Liu, Z., Lin, H., Li, M., Zhou, X., and Zheng, Y. (2019). Elevated levels of hsa_circ_006100 in gastric cancer promote cell growth and metastasis via miR-195/GPRC5A signalling. *Cell Proliferation*, 52(5):1–11.
- Liantoni, F. and Santoso, A. (2020). Perbaikan Kontras Citra Mammogram pada Klasifikasi Kanker Payudara Berdasarkan Fitur Gray-Level Co-Occurrence Matrix. *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, 3(1):46–51.
- Ma'arif, F. and Arifin, T. (2017). Optimasi Fitur Menggunakan Backward Elimination dan Algoritma SVM untuk Klasifikasi Kanker Payudara. *Jurnal Informatika*, 4(1):46–53.
- Maricar, M. A. and Dian Pramana (2019). Perbandingan Akurasi Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor pada Klasifikasi untuk Meramalkan Status Pekerjaan Alumni ITB STIKOM Bali. *Jurnal Sistem dan Informatika (JSI)*, 14(1):16–22.
- Matondang, Z. A. (2018). Penerapan Metode Contrast Limited Adaptive Histogram

- Equalization (CLAHE) Pada Citra Digital Untuk Memperbaiki Gambar X-Ray. *Publikasi Ilmiah Teknologi Informasi Neumann (PITIN)*, 3(2):107–112.
- Morrow, M., Waters, J., and Morris, E. (2011). MRI for breast cancer screening, diagnosis, and treatment. *The Lancet*, 378(9805):1804–1811.
- Muhidin, A. and Burhan, A. (2018). Klasifikasi Tingkat Produksi Tanaman Padi Kabupaten Karawang Menggunakan Metode Naive Bayes dan K-Fold Cross Validation. *Jurnal Teknologi Pelita Bangsa- SIGMA*, 8(2):2407–3903.
- Mu'jizah, H. (2021). *Klasifikasi Kanker Usus Besar Berdasarkan Citra Histopatologi Menggunakan Metode Gray Level Run Length Matrix-Extreme Learning Machine*. PhD thesis, UIN Sunan Ampel Surabaya.
- Noor, A., Zhao, Y., Khan, R., Wu, L., and Abdalla, F. Y. (2020). Median filters combined with denoising convolutional neural network for Gaussian and impulse noises. *Multimedia Tools and Applications*, 79(25-26):18553–18568.
- Novitasari, D. C. R., Lubab, A., Sawiji, A., and Asyhar, A. H. (2019a). Application of Feature Extraction for Breast Cancer using One Order Statistic, GLCM, GLRLM, and GLDM. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, 4(4):115–120.
- Novitasari, D. C. R., Wahyuni, D., Munir, M., Hidayati, I., Amin, F. M., and Oktafianto, K. (2019b). Automatic Detection of Breast Cancer in Mammographic Image Using the Histogram Oriented Gradient (HOG) Descriptor and Deep Rule Based (DRB) Classifier Method. In *2019 International Conference on Advanced Mechatronics, Intelligent Manufacture and Industrial Automation (ICAMIMIA)*, pages 185–190. IEEE.

- Pujianto, R. and Rahmawati, A. A. (2019). Analisis Ekstraksi Fitur Principle Component Analysis pada Klasifikasi Microarray Data Menggunakan Classification And Regression Trees. 6(1):2368–2379.
- Rahayu, G., Data, L., Program, M., Sistem, S., Islam, U., Sultan, N., Kasim, S., and Analysis, P. C. (2017). Principal Component Analysis untuk Dimensi Reduksi Data Clustering Sebagai Pemetaan Persentase Sertifikasi Guru di Indonesia. pages 18–19.
- Rahayuwati, L., Rizal, Iqbal, A., Lukman, M., and Juniarti, N. (2020). Pendidikan Kesehatan tentang Pencegahan Penyakit Kanker dan Menjaga Kualitas Kesehatan Pendahuluan Indonesia mencatat kanker sebagai penyebab kematian nomor tujuh di Indonesia dan menjadi penyebab kematian nomor dua di dunia . Angka penderita kanker selal. *Media Karya Kesehatan*, 3(1):59–69.
- Rahim, N. and Foozy, C. F. M. (2020). Source Camera Identification for Online Social Network Images Using Texture Feature. pages 283–296.
- Rahman, M. A. (2019). *Sistem Deteksi Dini Kanker Payudara Pada Citra Mammogram Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)*. PhD thesis, UIN Sunan Ampel Surabaya.
- Rahutomo, F., Saputra, P. Y., and Fidyawan, M. A. (2018). Implementasi Twitter Sentiment Analysis Untuk Review Film MenggunaRahutomo, F., Saputra, P. Y. and Fidyawan, M. A. (2018) ‘Implementasi Twitter Sentiment Analysis Untuk Review Film Menggunakan Algoritma Support Vector Machine’, *Jurnal Informatika Polinema*. *Jurnal Informatika Polinema*, 4(2):93.
- Rasmi, R. P. (2020). *Peningkatan Hasil Diagnosis Kanker Payudara dari Hasil*

- Citra Mammogram Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri dan Klasifikasi*. PhD thesis, Universitas Islam Indonesia.
- Rhomadhona, H. and Permadi, J. (2019). Klasifikasi Berita Kriminal Menggunakan Naïve Bayes Classifier (NBC) dengan Pengujian K-Fold Cross Validation. *Jurnal Sains dan Informatika*, 5(2):108–117.
- Rini Novitasari, D. C., Foeady, A. Z., Thohir, M., Arifin, A. Z., Niam, K., and Asyhar, A. H. (2020). Automatic Approach for Cervical Cancer Detection Based on Deep Belief Network (DBN) Using Colposcopy Data. *2020 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication, ICAIIC 2020*, pages 415–420.
- Rosyani, P. (2017). Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA) Dan Canberra Distance. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 2(2).
- Saputra, R. W. (2021). *Kombinasi Metode Smote Dan Pca Untuk Meningkatkan Performa Klasifikasi Fibrosis Hati Data Pasien Hepatitis C Berbasis Extreme Learning Machine*. PhD thesis, UIN Sunan Ampel Surabaya.
- Sari, J. P., Erlansari, A., and Purwandari, E. P. (2021). Identifikasi Citra Digital Kura-Kura Sumatera Dengan Perbandingan Ekstraksi Fitur GLCM Dan GLRLM Berbasis Web. *Pseudocode*, 8(1):66–75.
- Solikhah, S. (2019). Skrining Kanker Payudara pada Wanita di Indonesia Breast Cancer Screening among Indonesian Women. *Jurnal MKMI*, 15(1):1–9.
- Supartini, I. A. M., Sukarsa, I. K. G., and Srinadi, I. G. A. M. (2017). Analisis

- Diskriminan Pada Klasifikasi Desa Di Kabupaten Tabanan Menggunakan Metode K-Fold Cross Validation. *E-Jurnal Matematika*, 6(2):106.
- Thohir, M., Foady, A. Z., Novitasari, D. C. R., Arifin, A. Z., Phiadelvira, B. Y., and Asyhar, A. H. (2020). Classification of Colposcopy Data Using GLCM-SVM on Cervical Cancer. In *2020 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC)*, pages 373–378. IEEE.
- Utami, S. S. and Mustikasari, M. (2017). Aspek Psikososial Pada Penderita Kanker Payudara: Studi Pendahuluan. *Jurnal Keperawatan Indonesia*, 20(2):65–74.
- Vaishali, D., Priya, P. V., Govind, N., and Prabha, K. V. R. (2021). Higher Order Statistical Analysis in Multiresolution Domain - Application to Breast Cancer Histopathology. pages 495–508.
- Wahyuni, F. S., Windrasari, W., and Khambri, D. (2018). Evaluasi Terapi Adjuvant Hormonal dan Hubungannya Terhadap Outcome Klinis Pasien Kanker Payudara Stadium Dini di Kota Padang. *Jurnal Sains Farmasi & Klinis*, 5(3):176–184.
- Wang, S., Su, X., Xu, M., Xiao, X., Li, X., Li, H., Keating, A., and Zhao, R. C. (2019). Exosomes secreted by mesenchymal stromal/stem cell-derived adipocytes promote breast cancer cell growth via activation of Hippo signaling pathway. *Stem Cell Research and Therapy*, 10(1):1–12.
- Wibawa, M. S. and Novianti, K. D. P. (2017). Reduksi Fitur untuk Optimalisasi Klasifikasi Tumor Payudara Berdasarkan Data Citra FNA. *Konferensi Nasional Sistem & Informatika*, pages 73–78.
- Wibisono, G. and Hermawan, A. (2019). Faktor-Faktor Penentu Gejala Penyakit

