

Analisis Kinerja Teknik *Image Processing* dalam Identifikasi Melanoma: Pendekatan Berbasis *Contrast Stretching*, *Canny Edge Detection*, GLCM, dan Ekstraksi Fitur Bentuk

Performance Analysis of Image Processing Techniques in Melanoma Identification: Approaches Based on Contrast Stretching, Canny Edge Detection, GLCM, and Shape Feature Extraction

Annisa Nurul Aini¹, Ihsan Kamil², Ageng Ramadhan³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Gunung Djait Bandung
Jl. A.H. Nasution No. 105, Cipadung, Cibiru. Kota Bandung, Jawa Barat, 40614
anhamalaini@gmail.com¹, sannplayworks@gmail.com², agengramadhan21@gmail.com³

Abstrak – Melanoma merupakan jenis kanker kulit yang berasal dari melanosit. Penyebab utama kanker melanoma adalah radiasi sinar UV. Berdasarkan pada American Cancer Society, diperkirakan terdapat 100.640 kasus baru melanoma di Amerika Serikat pada tahun 2024 dengan perkiraan kematian 8.920 kasus. Tingkat kesembuhan melanoma dapat mencapai 90% jika dapat dideteksi sedini mungkin. Pengetahuan mengenai image processing semakin berkembang terutama dalam bidang fitur ekstraksi. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengetahui karakteristik melanoma dengan menggunakan fitur ekstraksi tekstur dan fitur ekstraksi bentuk sebagai upaya deteksi dini melanoma. Citra yang digunakan pada penelitian ini merupakan 50 citra melanoma yang diperoleh dari Dataset Kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/bhavesmittal/melanoma-cancer-dataset>). Terdapat tiga tahapan dalam pengolahan citra melanoma, diantaranya pra-pemrosesan data berupa perbaikan citra menggunakan contrast stretching, segmentasi menggunakan thresholding dan Operator Canny, serta fitur ekstraksi menggunakan GLCM dan fitur bentuk. Diperoleh hasil penelitian berupa karakteristik melanoma berdasarkan GLCM (contrast, dissimilarity, homogeneity, energy, correlation, dan ASM) serta karakteristik melanoma berdasarkan fitur bentuk (rata-rata dari area, perimeter, convex hull area, convex hull perimeter, solidity, dan convexity perimeter).

Kata Kunci: Fitur bentuk, GLCM, melanoma, operator canny, thresholding

Abstract – Melanoma is a type of skin cancer that originates from melanocytes. The main cause of melanoma cancer is UV radiation. Based on the American Cancer Society, it is estimated that there will be 100,640 new cases of melanoma in the United States in 2024 with an estimated death of 8,920 cases. The cure rate for melanoma can reach 90% if it is detected as early as possible. Knowledge about image processing is growing, especially in the field of feature extraction. Thus, this study aims to determine the characteristics of melanoma by using texture extraction features and shape extraction features as an effort to detect melanoma early. The images used in this study were 50 melanoma images obtained from the Kaggle Dataset (<https://www.kaggle.com/datasets/bhavesmittal/melanoma-cancer-dataset>). There are three stages in melanoma image processing, including data pre-processing in the form of image enhancement using contrast stretching, segmentation using thresholding and the Canny operator, as well as feature extraction using GLCM and shape features. The research results were obtained in the form of melanoma characteristics based on GLCM (contrast, dissimilarity, homogeneity, energy, correlation, and ASM) as well as melanoma characteristics based on shape features (average of area, perimeter, convex hull area, convex hull perimeter, solidity, and convexity perimeter).

Keywords: Canny Operator, GLCM, Melanoma, Thresholding, Shape Features

1. Pendahuluan

Kulit merupakan organ terluar dan terbesar dalam tubuh manusia yang berfungsi untuk melindungi dari kerusakan fisik, polusi, sinar UV, dan lainnya. Hal tersebut sering kali menjadi penyebab munculnya penyakit kulit ringan sampai penyakit kulit mematikan seperti melanoma atau kanker kulit [1][2]. Melanoma merupakan jenis kanker kulit yang berasal dari melanosit, dimana melanosit merupakan salah satu penyusun dari epidermis (bagian terluar kulit) yang berfungsi untuk melindungi dan menghasilkan pigmen yang memberi warna pada kulit dan penyebab utama melanoma adalah radiasi sinar UV. Meskipun kasus melanoma terhitung jarang terjadi, namun penyakit ini memiliki persentase tingkat kematian yang tinggi [1].

American Cancer Society [3] melaporkan perkiraan 100.640 kasus melanoma baru di Amerika Serikat pada tahun 2024, dengan perkiraan kematian 8.920 kasus. Kasus kematian akibat melanoma kebanyakan diakibatkan oleh ketidaktahuan masyarakat atas perbedaan *nevus* dengan melanoma. Meskipun demikian, deteksi dini melanoma dapat memberikan kemungkinan sembuh sebesar 90% terutama jika melanoma terdeteksi ketika stadium 0 atau I [4]. Pengetahuan mengenai *image processing* terutama tentang fitur ekstraksi tekstur menggunakan GLCM (*Gray-Level Co-occurrence Matrix*) dan fitur ekstraksi bentuk dapat membantu untuk deteksi dini melanoma dengan mengenali karakteristiknya. Fitur ekstraksi tekstur dapat digunakan untuk mengenali melanoma dari segi variasi warna atau tekstur yang membedakan melanoma dengan bintik-bintik yang lain. Fitur ekstraksi bentuk dapat digunakan untuk mengenali melanoma dari segi asimetris dan *border* atau batas dari melanoma. Tahapan yang diperlukan untuk mengetahui karakteristik melanoma dengan menggunakan fitur ekstraksi diantaranya, (1) Pra-pemrosesan, (2) Segmentasi, dan (3) Fitur ekstraksi. Pra-pemrosesan merupakan proses mengumpulkan dataset dan proses perbaikan citra dengan menggunakan *contrast stretching* yang bertujuan untuk meningkatkan perbedaan antara *foreground* dan *background*. Segmentasi merupakan proses penting karena dapat memfokuskan analisis pada objek yang akan diteliti sehingga mampu memaksimalkan hasil dari ekstraksi fitur [1]. Tujuan penelitian ini sesuai dengan rumusan masalah yang telah dijelaskan sebelumnya, yakni untuk mengetahui karakteristik melanoma dengan menggunakan fitur ekstraksi tekstur dan fitur ekstraksi bentuk sebagai upaya deteksi dini melanoma.

2. Metode Penelitian

Metode dalam penelitian ini dilakukan dalam 6 pengujian, yaitu dataset, analisis perencanaan sistem, tahapan implementasi sistem, tahap segmentasi, dan tahap ekstraksi fitur. Analisis yang dilakukan bertujuan untuk mengidentifikasi objek berupa kanker *melanoma* berdasarkan dataset. Berikut merupakan analisis dan tahapan yang termuat pada penelitian ini.

2.1. Dataset

Dataset yang digunakan terdiri dari 50 citra kanker *melanoma* dan masing-masing memiliki teksur dan bentuk yang berbeda. Total data citra yang digunakan sebagai *dataset* berjumlah 50 data atau keseluruhan. Data citra ini diambil dari *website* yang bernama kaggle.

2.2. Analisis Perencanaan Sistem

Tahapan-tahapan perencanaan analisis kinerja Teknik *Image Processing* dalam identifikasi kanker *melanoma* dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

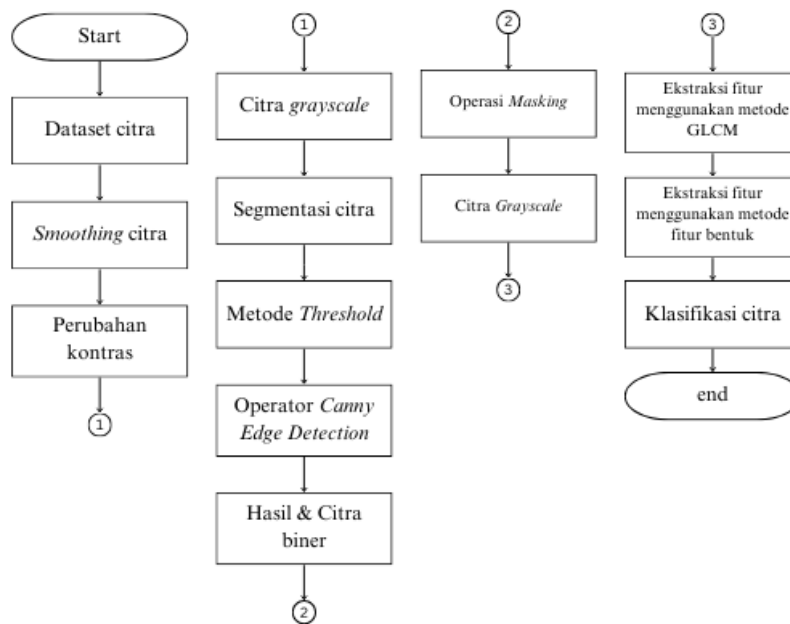
Tabel 1. Analisis Perencanaan Kinerja.

No	Tahap	Keterangan
1	Pengumpulan kebutuhan	Melakukan pengumpulan hal-hal yang dibutuhkan dalam kinerja, seperti dataset berupa gambar dan program.

No	Tahap	Keterangan
2	Perancangan cepat	Membuat perancangan identifikasi jenis kanker melanoma.
3	Membangun prototipe	Membuat sebuah prototipe berupa program pengolahan citra untuk identifikasi jenis kanker melanoma.
4	Evaluasi prototipe	Melakukan evaluasi pada prototipe yang sudah dibuat.

2.3. Tahapan Implementasi Sistem

Tahapan implementasi sistem pada penelitian ini dibagi ke dalam tiga tahapan besar seperti yang ditunjukkan pada gambar 1 berikut.



Gambar 1. Tahapan Implementasi Sistem

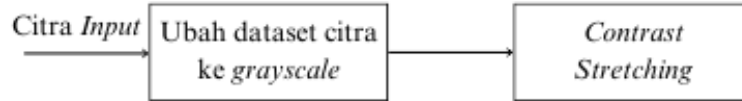
Penelitian dimulai dengan pengumpulan dataset yang didapatkan berupa citra, citra tersebut dilakukan proses penghalusan (*smoothing* citra) dan perubahan kontras. Tahapan ini merupakan tahapan awal sebelum dilakukan proses atau yang disebut *preprocessing*. Citra yang sudah melewati *preprocessing* dilakukan perubahan warna dari RGB ke citra *grayscale* hal ini bertujuan untuk dilakukan tahapan segmentasi. Penelitian ini menggunakan dua tahapan metode segmentasi, yaitu metode ambang (*Threshold*) dan metode *Canny Edge Detection*. Citra digabungkan dengan kedua metode tersebut. Tahapan selanjutnya ialah *postprocessing*, hasil citra yang sudah disegmentasi dilakukan tahapan masking sebelum dilakukannya pemisahan citra (*cropped*). Tahap terakhir yaitu ekstraksi fitur, ekstraksi fitur berfokus pada pembentukan matriks-matriks *gray level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan pembentukan rata-rata pada ekstraksi fitur bentuk.

2.4. Tahapan Preprocessing

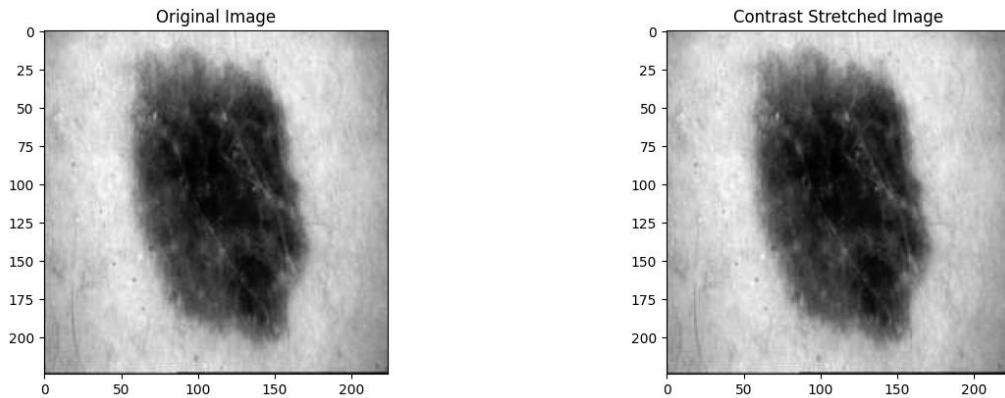
Tahap *preprocessing* berfokus pada pengoptimalisasian pada citra *grayscale* sebelum citra tersebut diproses ke dalam tahap segmentasi. Tahap ini merupakan *contrast stretching*.

2.4.1. Contrast Stretching

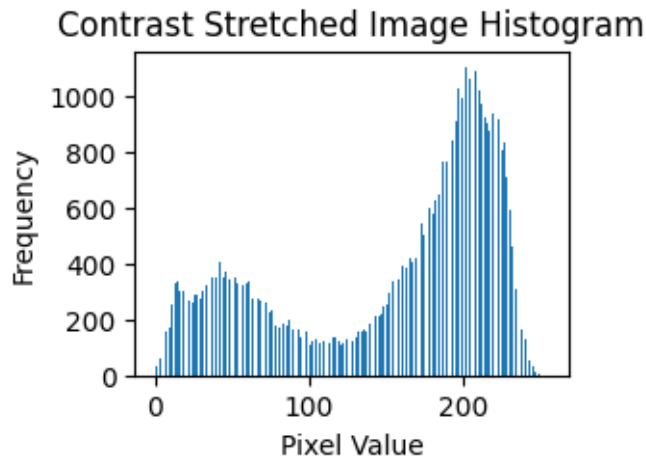
Contrast stretching digunakan pada penelitian ini agar citra mendapatkan citra yang lebih baik dibandingkan citra aslinya. Hal ini mempermudah ke dalam tahapan selanjutnya yaitu segmentasi.



Gambar 2. Proses *Contrast Stretching*.



Gambar 1 Perbandingan citra setelah dan sebelum dilakukan *Contrast Stretching*.



Gambar 2 Histogram citra *Contrast Stretching*.

2.5. Tahap Segmentasi

Penelitian ini menggunakan metode *thresholding* atau metode ambang untuk memutuskan nilai *thresholding* menjadi ukuran nilai pemisahan antara daerah penyakit kanker *melanoma* dan daerah kulit pada citra. Proses *thresholding* menghasilkan citra biner dengan mengubah nilai piksel yang berada di bawah level *threshold* menjadi nilai 0 atau hitam dan nilai piksel yang berada di atas level *threshold* menjadi nilai 1 atau putih. Jika $g(x,y)$ adalah citra biner hasil *thresholding* pada citra $f(x, y)$ untuk nilai *threshold* [5]. Maka dapat menggunakan persamaan $g(x,y) = \text{nilai intensitas citra biner pada } (x,y) \text{ dan } T = \text{nilai } threshold$.

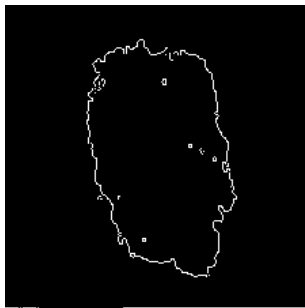
$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } (x, y) \geq T \\ 0, & \text{if } (x, y) < T \end{cases} \quad (1)$$



Gambar 3 Hasil metode ambang (*Thresholding*).

Selain metode *thresholding*, penelitian ini juga menggunakan operator *Canny Edge Detection*, operator ini diperuntukkan untuk menemukan bagian-bagian tepi yang mengalami perubahan intensitas warna secara drastis dari sebuah objek serta mengurangi noise dan mengidentifikasi tepi dengan tepat. Algoritma *Canny Edge Detection* secara umum beroperasi sebagai berikut:

1. Penghalusan untuk mengurangi noise terhadap pendeteksian tepi.
2. Menhitung potensi gradien citra
3. *Non-maximal suppression* dari gradien citra untuk melokalisasi *edge* secara presisi.
4. *Hysteresis thresholding* untuk melakukan klasifikasi akhir.



Gambar 4 Hasil proses operator *Canny*.



Gambar 5 Hasil proses *masking*.



Gambar 6 Hasil proses segmentasi

2.6. Tahap Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur dinamakan tahap *postprocessing* yang berfokus pada fitur-fitur *Gray Level Co-occurrence matrix* (GLCM) dan fitur bentuk.

2.6.1. Ekstraksi Fitur GLCM

GLCM merupakan matriks dimana jumlah baris dan kolom memiliki nilai yang sama dengan tingkat keabuan yang dibentuk masing-masing orientasi 0°, 45°, 90°, dan 135° pada jarak satu piksel. Matrik-matrik ini memberikan karakteristik tekstur yang dideskripsikan sebagai fitur-fitur GLCM. GLCM memiliki 12 fitur. Tetapi pada penelitian ini, hanya 6 fitur yang diambil untuk dilakukan penelitian seperti yang ditunjukkan pada tabel 2. berikut:

Tabel 1 Fitur-fitur GLCM.

Fitur	Rumus
<i>Contrast</i>	$\sum_k k^2 \left[\sum_i \sum_j P(i, j) \right]$
<i>Dissimilarity</i>	$\sum_{i,j} P_{i,j} i - j $
<i>Homogeneity</i>	$\sum_{i,j} \frac{P(i, j)}{1 + i - j }$
<i>Energy</i>	$\sum_{i,j} pP$
<i>Correlation</i>	$\sum_{i,i} \frac{(i - \mu_i)(i - \mu_j)P(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}$
ASM	$\sum_{i,j} P_{i,j}^2$

Dimana P(i,j) merupakan nilai elemen pada matrik GLCM. Nilai μ adalah nilai *mean* dan σ merupakan standar deviasi [6][7][8]. *contrast* sebagai fitur ukuran variasi lokal, *dissimilarity* sebagai ukuran perbedaan rata-rata intensitas antar piksel, *homogeneity* sebagai ukuran homogenitas suatu citra, *energy* yang menyatakan *joint probability occurrence* pada pasangan piksel tertentu, *correlation* sebagai fitur ukuran *linear dependence* dari level keabuan antara piksel-piksel, ASM sebagai pengukuran keteraturan dan kehalusan tekstur secara keseluruhan [8]. Tahapan yang digunakan dalam pengambilan ciri tekstur dari gambar menggunakan GLCM ialah sebagai berikut:

1. Citra warna dirubah menjadi citra *grayscale*.
2. Masing-masing nilai dari RGB citra diubah menjadi keabuan dengan menggunakan rumus keabuan.

$$Keabuan = 0.2989 \times R + 0.5870 \times G + 0.1140 \times B \quad (2)$$

$$Piksel\ baru = setPixel(255, nilai\ keabuan, nilai\ keabuan) \quad (3)$$
3. Segmentasi nilai warna ke dalam 16 bin
4. Hitung nilai *co-occurrence matrix* dalam empat arah masing-masing 0°, 45°, 90°, dan 135°.
5. Hitung informasi ciri tekstur yaitu *contrast*, *dissimilarity*, *homogeneity*, *energy*, *correlation*, dan ASM.

2.6.2. Ekstraksi Fitur Bentuk

Fitur bentuk merupakan karakter dari suatu objek yang merupakan konfigurasi oleh garis dan kontur. Fitur bentuk dikategorikan bergantung pada teknik yang digunakan, kategori teknik

berdasarkan batas (*boundary-based*) dan berdasarkan daerah (*region-based*). Pada penelitian ini menggunakan fitur bentuk kategori teknik berdasarkan batas (*boundary-based*). Hal ini karena penelitian ini menggunakan operator yang digunakan untuk ekstraksi fitur bentuk, yaitu *Canny Edge Detection*. Operator *canny* berhubungan dengan ekstraksi fitur karena dipergunakan untuk menemukan bagian-bagian tepi dari sebuah objek. Fitur bentuk rata-rata pada penelitian ini yang digunakan ialah 5 fitur bentuk seperti yang ditunjukkan pada tabel 3 berikut:

Tabel 2 Tabel rumus Ekstraksi Fitur Bentuk

Fitur	Rumus
Area	$A_i = \sum_{r=0}^{height-1} \sum_{c=0}^{width-1} I_i(r, c)$
Perimeter	Menghitung piksel 1' yang tetangga sekitarnya = '0'
Area Convex Hull	$Area = \frac{1}{2} (x_i y_{i+1} - y_i x_{i+1}) + (x_n y_1 - y_n x_1) $
Convex Hull Perimeter	$Perimeter = \sum_{t=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} + \sqrt{(x_1 - x_n)^2 + (y_1 - y_n)^2}$
Solidity	$solidity = \frac{Area}{Area\ convex\ hull}$

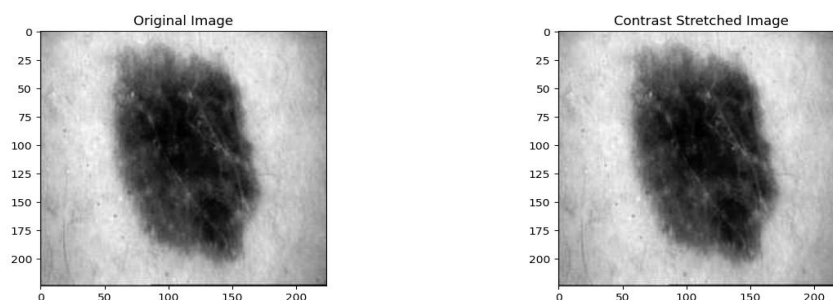
3. Hasil dan Pembahasan

Citra yang digunakan merupakan 50 citra melanoma yang diperoleh dari Dataset Kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/bhavesmittal/melanoma-cancer-dataset>). Citra tersebut selanjutnya akan dianalisis dengan menggunakan teknik ekstraksi fitur untuk diketahui karakteristiknya, diantaranya dengan menggunakan GLCM (Gray-Level Co-occurrence Matrix) untuk fitur tekstur dan fitur bentuk.

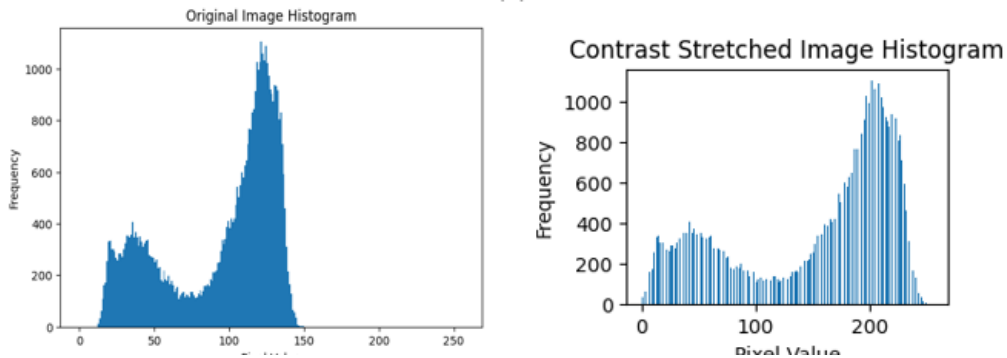
3.1. Pra-Pemrosesan Data

3.1.1. Contrast Stretching

Langkah yang dilakukan pada proses ini merupakan *contrast stretching*. *Contrast stretching* bekerja dengan merenggangkan atau memperluas rentang pixel suatu citra sehingga persebaran pixel lebih menyeluruh.



(a)



(b)

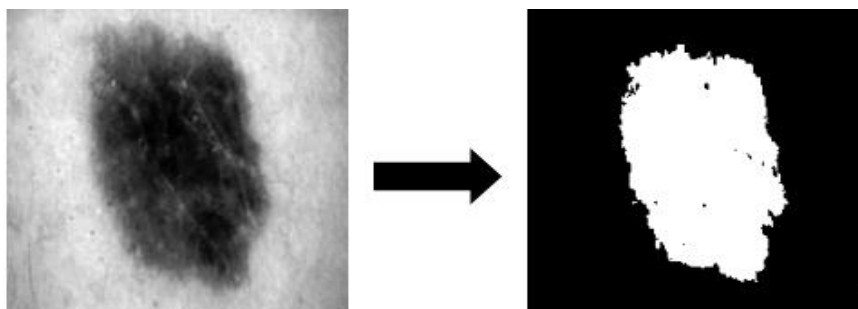
Gambar 9. citra sebelum dan sesudah *contrast stretching* (a) dan histogram citra sebelum dan sesudah *contrast stretching*.

Berdasarkan histogram di atas, terlihat bahwa pixel pada *original image histogram* berkumpul di tengah sehingga perbedaan antara melanoma dan jaringan kulit sehat tidak terlalu jelas. Pada *contrast stretched image histogram*, persebaran pixel lebih merata untuk setiap nilai. Hal tersebut membuat perbedaan antara daerah terang yang merupakan jaringan kulit sehat dan daerah gelap yang merupakan melanoma terlihat lebih jelas. Selain itu, proses *contrast stretching* ini juga dapat mempermudah proses segmentasi.

3.2. Segmentasi

3.2.1. Thresholding (Segmentasi Berbasis Ambang)

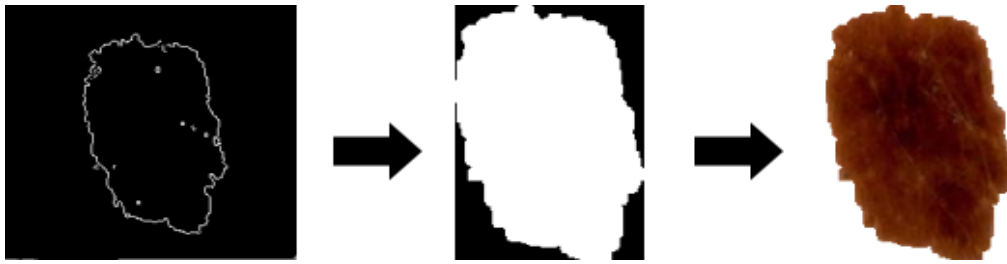
Segmentasi menggunakan metode ini bertujuan untuk mengubah suatu citra menjadi citra biner dengan menggunakan nilai ambang. Nilai ambang yang digunakan adalah 100, namun nilai ini dapat diubah sesuai dengan kebutuhan. cara kerja dari metode ini adalah dengan mengubah pixel yang memiliki intensitas di atas atau sama dengan 100 akan dianggap sebagai 255 atau putih, sedangkan pixel dengan intensitas di bawah 100 akan dianggap sebagai 0 atau hitam. Setelah itu untuk kebutuhan pemisahan *background* dan *foreground*, citra biner akan di inverse dimana yang tadinya berwarna hitam akan menjadi putih begitupun sebaliknya.



Gambar 10. Segmentasi menggunakan metode *threshold*.

3.2.2. Operator Canny (Segmentasi Berbasis Tepi)

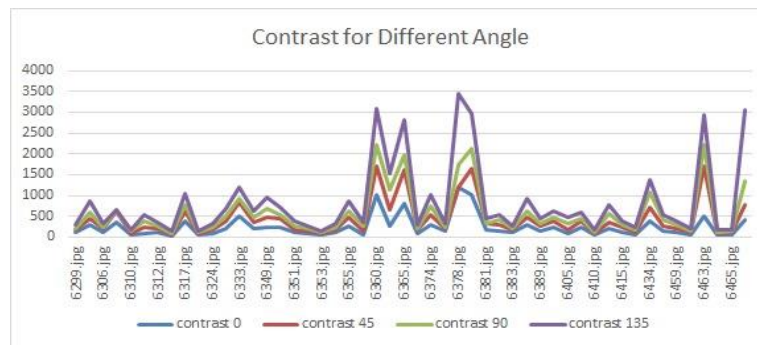
Operator Canny merupakan algoritma kompleks yang mampu mendeteksi tepi dengan akurat dan halus. Penggunaan *thresholding* sebelumnya dapat mempermudah Operator Canny untuk melakukan deteksi tepi, sedangkan penggunaan operator tersebut setelah *thresholding* dapat mereduksi noise sehingga membuat area menjadi lebih relevan. Selanjutnya, dilakukan proses *masking* agar area melanoma tidak ikut terpotong ketika proses *cropping*.



Gambar 11. Segmentasi menggunakan Operator *Canny* (a), *masking* (b), dan hasil *cropping* (c).

3.3. Fitur Ekstraksi

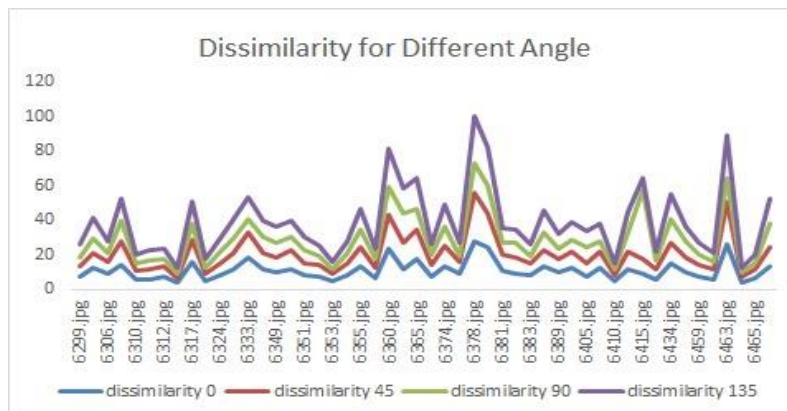
3.3.1. Ekstraksi Fitur Tekstur Menggunakan GLCM (Gray-Level Co-occurrence Matrix)



Grafik 12 *Contrast for different angels.*

Contrast stretching merupakan teknik perbaikan citra yang bertujuan untuk meningkatkan kontras gambar dengan memperluas rentang nilai intensitas piksel. Dalam analisis ini, terlihat bahwa kontras gambar dengan sudut 135 derajat memiliki nilai kontras paling tinggi diantara sudut lainnya, sedangkan kontras gambar dengan sudut 0 derajat memiliki nilai kontras paling rendah. Selain itu, terdapat beberapa gambar dengan nilai kontras tinggi di sudut 90 derajat, yang menandakan bahwa sudut ini bisa menghasilkan gambar dengan detail yang lebih jelas.

Secara umum, dapat disimpulkan bahwa sudut 135 derajat menghasilkan gambar dengan kontras paling tinggi, diikuti oleh sudut 90 derajat, dan kemudian sudut 45 dan 0 derajat. Pendeteksian tepi menggunakan metode *Canny* menghasilkan perbedaan yang signifikan dalam pengenalan struktur tepi pada melanoma. Sebagai contoh, gambar 6300.jpg menunjukkan nilai *dissimilarity* yang lebih tinggi pada sudut 0° (12,6) dibandingkan dengan sudut 90° (8,33). *Dissimilarity* yang tinggi mengindikasikan adanya perubahan intensitas yang signifikan, yang membantu dalam mendeteksi tepi yang tajam dan detail dari lesi melanoma.

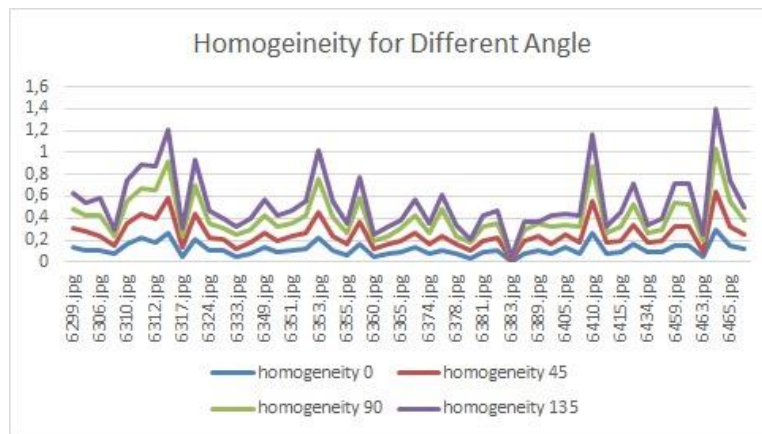


Grafik 13. *Dissimilarity for different angels.*

Grafik tersebut menampilkan disimilaritas gambar untuk berbagai sudut, dengan empat kurva yang masing-masing mewakili disimilaritas pada sudut 0, 45, 90, dan 135 derajat. Secara umum, terlihat bahwa disimilaritas bervariasi baik antar gambar maupun antar sudut yang berbeda. Variasi ini menunjukkan kompleksitas tekstur dalam dataset dan pentingnya analisis multi-sudut dalam menilai karakteristik gambar.

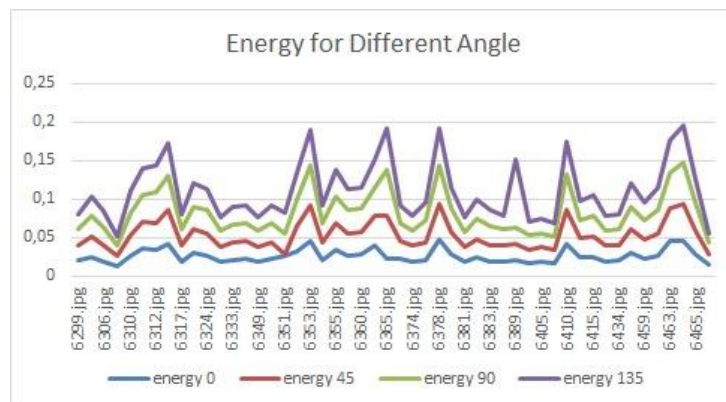
Kurva untuk sudut 0 derajat cenderung memiliki nilai disimilaritas yang lebih rendah dibandingkan dengan sudut lainnya. Hal ini dapat mengindikasikan bahwa gambar-gambar yang dianalisis pada sudut 0 derajat memiliki tingkat kemiripan yang lebih tinggi satu sama lain. Hal ini mungkin disebabkan oleh orientasi umum atau pola tertentu dalam gambar yang lebih konsisten ketika dilihat dari sudut 0 derajat.

Sementara itu, kurva untuk sudut 45, 90, dan 135 derajat menunjukkan pola yang lebih mirip satu sama lain, dengan puncak dan lembah yang serupa. Kemiripan pola ini mengindikasikan adanya hubungan yang lebih kuat dalam hal disimilaritas gambar pada sudut-sudut tersebut. Hal ini mungkin mencerminkan karakteristik tekstur atau pola yang lebih konsisten ketika gambar dianalisis dari sudut-sudut ini, yang dapat memberikan wawasan penting dalam analisis tekstur dan klasifikasi gambar.



Grafik 14 Homogeneity for different angels.

Homogeneity dalam GLCM mengukur kedekatan distribusi elemen dalam GLCM ke diagonal GLCM. Grafik tersebut menunjukkan homogenitas untuk sudut yang berbeda. Dari grafik terlihat bahwa homogenitas paling tinggi untuk sudut 135 derajat, kemudian 90 derajat, 45 derajat, dan 0 derajat. Dari pola grafik juga dapat dilihat bahwa homogenitas untuk sudut 135 derajat cenderung lebih konsisten dibandingkan sudut lain.

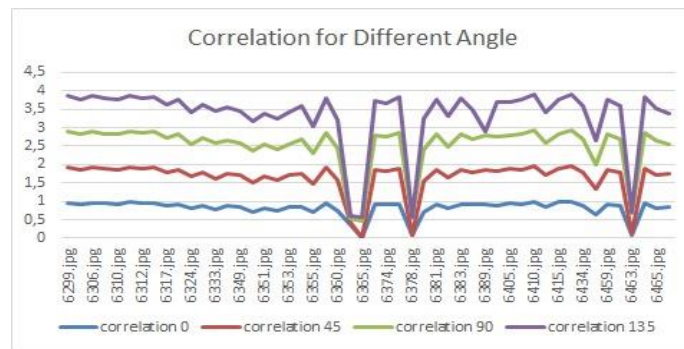


Grafik 15 Energy for different angels

Grafik tersebut menggambarkan energi untuk berbagai sudut dalam analisis tekstur gambar. Sumbu X merepresentasikan gambar-gambar yang dianalisis, sementara sumbu Y menunjukkan nilai energi. Empat kurva yang ditampilkan mewakili sudut 0 derajat, 45 derajat, 90 derajat, dan 135 derajat, memberikan gambaran komprehensif tentang karakteristik energi tekstur pada orientasi yang berbeda.

Analisis grafik mengungkapkan bahwa energi untuk sudut 0 derajat dan 45 derajat cenderung memiliki nilai yang lebih rendah dibandingkan dengan sudut 90 derajat dan 135 derajat. Perbedaan ini mungkin mengindikasikan bahwa tekstur gambar memiliki keseragaman yang lebih rendah atau kompleksitas yang lebih tinggi ketika dianalisis pada sudut 0 dan 45 derajat. Sementara itu, sudut 90 derajat dan 135 derajat menunjukkan pola energi yang lebih bervariasi, menandakan adanya perbedaan yang lebih signifikan dalam karakteristik tekstur pada orientasi ini di antara gambar-gambar yang dianalisis.

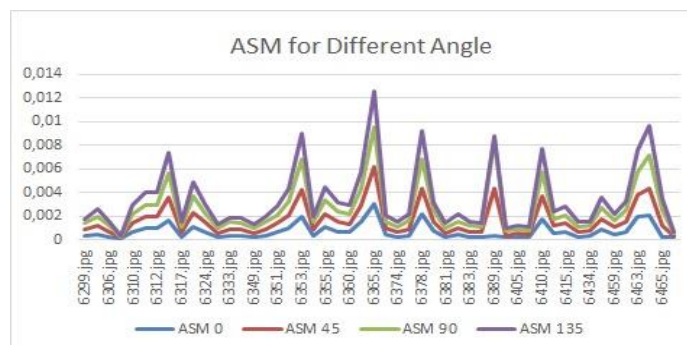
Lebih lanjut, grafik menunjukkan bahwa energi untuk sudut 135 derajat mencapai puncak tertinggi, sementara energi untuk sudut 90 derajat menunjukkan puncak terendah. Perbedaan yang mencolok ini bisa menjadi indikator penting dalam mengidentifikasi fitur unik atau pola tertentu dalam gambar.



Grafik 16. Correlation for different angels.

Correlation dalam GLCM mengukur ketergantungan linear intensitas piksel pada posisi relatif satu sama lain. Grafik tersebut menunjukkan korelasi antara gambar dengan berbagai sudut. Terlihat bahwa korelasi gambar dengan sudut 0 derajat, 45 derajat, dan 90 derajat memiliki pola yang relatif stabil, dengan nilai korelasi yang berkisar antara 0,5 hingga 2,5. Sebaliknya, korelasi gambar dengan sudut 135 derajat memiliki pola yang lebih fluktuatif, dengan nilai korelasi yang berkisar antara 1,5 hingga 4.

Hal ini menunjukkan bahwa gambar dengan sudut 135 derajat memiliki lebih banyak variasi dalam korelasi dibandingkan dengan gambar dengan sudut lainnya. Berdasarkan grafik ini, dapat disimpulkan bahwa sudut 135 derajat memiliki pengaruh yang signifikan terhadap korelasi gambar, dan perlu dipertimbangkan dalam analisis dan pemrosesan gambar.



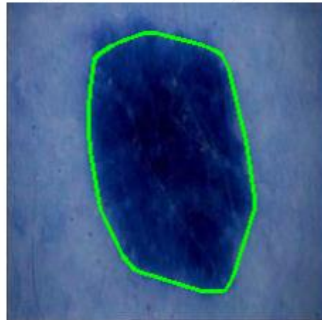
Grafik 17 ASM for different angels.

Dari data ini, kita dapat melihat bahwa gambar 6389 memiliki nilai ASM tertinggi, diikuti oleh gambar 6464 dan 6353. Nilai ASM yang lebih tinggi ini menunjukkan bahwa gambar-gambar tersebut memiliki tekstur yang lebih homogen dibandingkan dengan gambar lainnya.

Dalam konteks identifikasi melanoma, nilai ASM yang lebih rendah (seperti pada gambar 6324) mungkin lebih mengindikasikan lesi yang berpotensi ganas, karena melanoma cenderung memiliki tekstur yang lebih heterogen. Namun, perlu diingat bahwa ASM hanyalah salah satu dari banyak fitur yang perlu dipertimbangkan dalam diagnosis.

3.3.2. Ekstraksi Fitur Bentuk

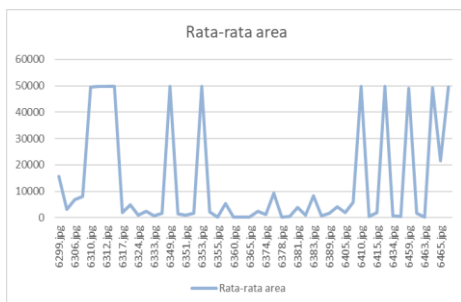
Gambar dengan convex hull (min_area=3000)



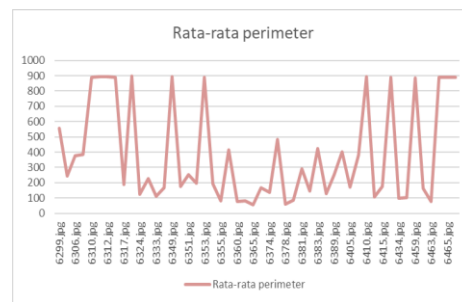
Gambar 18. Gambar dengan *convex hull*.

Gambar tersebut menampilkan hasil ekstraksi fitur bentuk menggunakan metode *convex hull*, sebuah metode yang menghasilkan bentuk cembung terkecil yang dapat mencakup seluruh titik dalam suatu set data. *Convex hull*, yang direpresentasikan oleh garis hijau yang mengelilingi objek utama, memberikan gambaran kasar tentang bentuk objek dan membantu dalam identifikasi fitur-fiturnya. Analisis gambar menggunakan teknik ini mengungkapkan beberapa informasi penting.

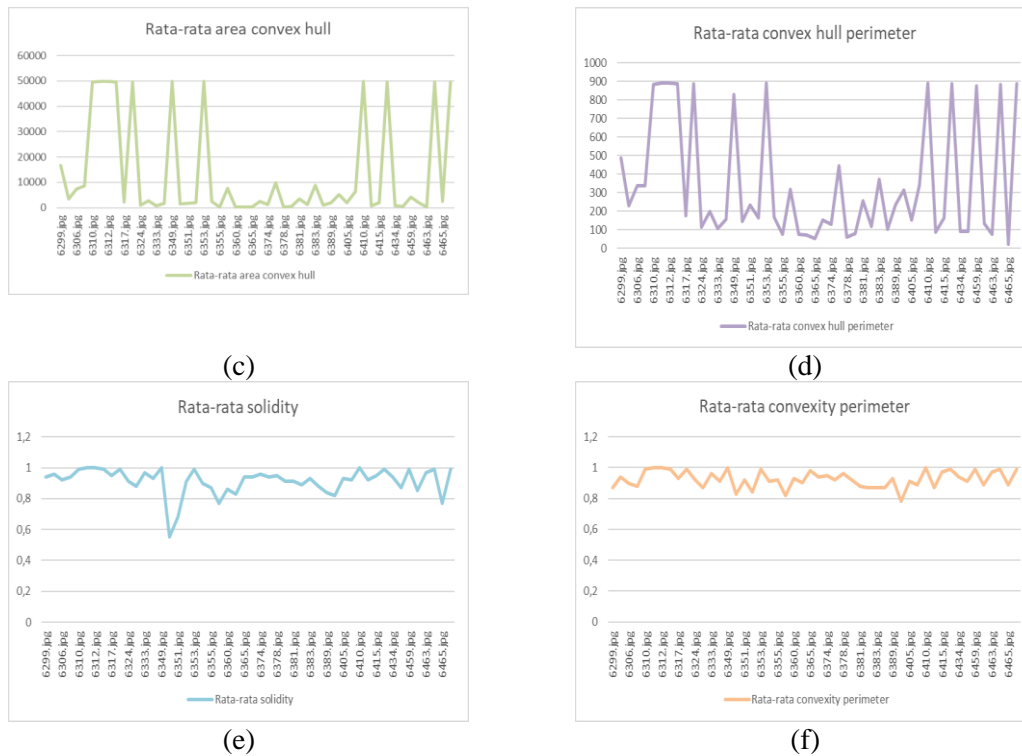
Pertama, bentuk *convex hull* mengindikasikan bahwa objek yang dianalisis memiliki bentuk yang relatif bulat atau oval. Ini memberikan wawasan awal tentang morfologi objek tanpa perlu meneliti detail-detail kecil. Kedua, luas area *convex hull* dapat digunakan sebagai estimasi ukuran objek, memberikan metrik kuantitatif yang berguna untuk perbandingan antar objek. Ketiga, posisi dan orientasi *convex hull* dalam gambar dapat menunjukkan orientasi objek, yang bisa menjadi informasi penting dalam berbagai aplikasi analisis citra.



(a)



(b)



Grafik 19. Rata-rata area (a), rata-rata *perimeter* (b), rata-rata *area convex hull* (c), rata-rata *convex hull perimeter* (d), rata-rata *solidity* (e), dan rata-rata *convexity perimeter* (f).

Grafik ini menyajikan nilai rata-rata dari beberapa parameter bentuk yang diukur pada serangkaian gambar, termasuk rata-rata area, *perimeter*, *area convex hull*, *solidity*, dan *convexity perimeter*. Analisis grafik mengungkapkan pola yang menarik dalam karakteristik bentuk objek yang dipelajari. Rata-rata area dan *perimeter* menunjukkan pola yang serupa, dengan kecenderungan meningkat seiring bertambahnya nomor gambar. Hal ini mengindikasikan bahwa objek dalam gambar-gambar yang lebih akhir cenderung memiliki ukuran yang lebih besar atau bentuk yang lebih kompleks.

Sementara itu, rata-rata *area convex hull* menampilkan pola yang lebih tidak beraturan, menunjukkan variabilitas yang lebih tinggi dalam bentuk keseluruhan objek di antara gambar-gambar tersebut. Pola ini mungkin mencerminkan keragaman dalam kompleksitas bentuk atau variasi dalam orientasi objek. Di sisi lain, rata-rata *solidity* dan *convexity perimeter* menunjukkan tren yang menarik, dengan nilai yang cenderung rendah pada gambar-gambar awal dan meningkat secara bertahap seiring bertambahnya nomor gambar.

Berdasarkan analisis ini, dapat disimpulkan bahwa bentuk-bentuk objek dalam rangkaian gambar ini cenderung menjadi semakin kompleks dan tidak teratur seiring dengan peningkatan nomor gambar. Peningkatan dalam nilai *solidity* dan *convexity perimeter* mengindikasikan bahwa objek-objek pada gambar-gambar yang lebih akhir memiliki bentuk yang lebih mendekati *convex hull* mereka, mungkin menandakan bentuk yang lebih padat atau kurang bergerigi. Temuan ini dapat memiliki implikasi penting dalam berbagai aplikasi analisis citra, seperti dalam pengenalan pola, klasifikasi objek, atau dalam konteks medis untuk analisis perkembangan lesi atau tumor.

4. Kesimpulan

Analisis citra *melanoma* menggunakan teknik ekstraksi fitur seperti GLCM dan fitur bentuk memberikan wawasan penting tentang karakteristik lesi kulit. Proses sebelum pemrosesan menggunakan *contrast stretching* terbukti dalam meningkatkan perbedaan antara daerah

melanoma dan jaringan kulit sehat, memfasilitasi segmentasi yang lebih akurat. Metode segmentasi yang digunakan, termasuk *thresholding* dan operator *canny*, berhasil memisahkan area *melanoma* dari latar belakang, memungkinkan analisis yang lebih mendetail.

Ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM mengungkapkan perbedaan signifikan dalam karakteristik citra pada berbagai sudut. Sudut 135 derajat secara konsisten menunjukkan nilai kontras tertinggi, sementara sudut 0 derajat menunjukkan nilai terendah. Analisis disimilaritas, homogenitas, energi dan korelasi pada berbagai sudut memberikan informasi tentang kompleksitas tekstur lesi. Variasi dalam nilai-nilai ini dapat menjadi indikator penting dalam membedakan lesi jinak dari yang berpotensi ganas.

Fitur bentuk yang diekstrak menggunakan metode *convex hull* memberikan penilaian kuantitatif tentang morfologi lesi. Analisis *area*, *perimeter*, *solidity*, dan *convexity perimeter* menunjukkan kecenderungan peningkatan kompleksitas bentuk seiring dengan peningkatan nomor gambar. Hal ini mengindikasikan variasi yang signifikan dalam karakteristik bentuk lesi *melanoma*, yang dapat menjadi faktor penting dalam diagnosis dan klasifikasi.

Kesimpulannya, kombinasi analisis tekstur dan bentuk menggunakan berbagai teknik ekstraksi fitur memberikan pemahaman komprehensif tentang karakteristik citra *melanoma*. Pendekatan dari beberapa sudut dalam analisis GLCM dan penggunaan *convex hull* untuk analisis bentuk terbukti efektif dalam meningkatkan akurasi diagnosis *melanoma*.

Ucapan Terima Kasih

Terima kasih kami sampaikan kepada semua pihak yang telah berkontribusi dalam penyusunan jurnal ini. Secara khusus, kami ingin mengucapkan apresiasi kepada dosen pembimbing dan rekan tim yang telah memberikan wawasan serta masukan berharga selama proses penelitian. Tak lupa, penghargaan kami sampaikan kepada lembaga dan institusi yang telah memberikan dukungan untuk kelancaran penelitian ini. Semoga jurnal ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan menjadi inspirasi untuk penelitian lebih lanjut di masa depan.

Referensi

- [1] M. A. Ahmed Thajjwer and U. A. Piumi Ishanka, "Melanoma skin cancer detection using image processing and machine learning techniques," in *ICAC 2020 - 2nd International Conference on Advancements in Computing, Proceedings*, 2020. doi: 10.1109/ICAC51239.2020.9357309.
- [2] D. Juniati, "Klasifikasi Jenis Tumor Kulit Menggunakan Dimensi Fraktal Box Counting dan K-Means," *J. Ris. dan Apl. Mat.*, vol. 3, no. 2, pp. 71–77, 2019.
- [3] American Cancer Society, "Cancer Facts & Figures 2022," *Atlanta Am. Cancer Soc.*, 2022.
- [4] C. K. Viknesh, P. N. Kumar, R. Seetharaman, and D. Anitha, "Detection and Classification of Melanoma Skin Cancer Using Image Processing Technique," *Diagnostics*, vol. 13, no. 21, 2023, doi: 10.3390/diagnostics13213313.
- [5] W. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing Using MATLAB, 2nd edition*. 2004.
- [6] F. Albrechtsen, "Statistical Texture Measures Computed from Gray Level Cooccurrence Matrices," ... *Lab. Dep. Informatics, Univ. ...*, 2008.
- [7] R. Widodo, A. W. Widodo, and A. Supriyanto, "Pemanfaatan Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Citra Buah Jeruk Keprok (*Citrus reticulata* Blanco) untuk Klasifikasi Mutu," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 11, 2018.
- [8] M. M. B, A. Ana, and A. S. Hidayat, "Implementasi Algoritma GLCM Dan MED pada Aplikasi Pendeteksi Kolesterol Melalui Iris Mata," *MIND J.*, vol. 2, no. 2, 2018, doi: 10.26760/mindjournal.v2i2.23-42.

- [9] S. Oukil, R. Kasmi, K. Mokrani, and B. García-Zapirain, "Automatic segmentation and melanoma detection based on color and texture features in dermoscopic images," *Ski. Res. Technol.*, vol. 28, no. 2, 2022, doi: 10.1111/srt.13111.
- [10] E. O. Olaniyi, T. E. Komolafe, O. K. Oyedotun, T. T. Oyemakinde, M. Abdelaziz, and A. Khashman, "Eye Melanoma Diagnosis System using Statistical Texture Feature Extraction and Soft Computing Techniques," *J. Biomed. Phys. Eng.*, vol. 13, no. 1, 2023, doi: 10.31661/jbpe.v0i0.2101-1268.
- [11] J. Bethanney Janney and S. Emalda Roslin, "Classification and detection of skin cancer using hybrid texture features," *Biomed.*, vol. 37, no. 2, 2017.
- [12] W. Septian, D. Riana, and M. J. Prayogo, "DETEKSI DIAMETER TUMOR PADA KULIT MENGGUNAKAN SEGMENTASI CITRA BERDASARKAN KARAKTERISTIK ABCDE," *INFORMATIKA*, vol. 3, 2016.
- [13] Y. I. NURHASANAH, I. A. DEWI, and F. PALLAR, "Sistem Pengenalan Jenis Kanker Melanoma pada Citra Menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM) dan K-Nearest Neighbor (KNN) Classifier," *MIND J.*, vol. 5, no. 1, 2021, doi: 10.26760/mindjournal.v5i1.66-80.
- [14] D. Singh, D. Gautam, and M. Ahmed, "Detection techniques for melanoma diagnosis: A performance evaluation," in *2014 International Conference on Signal Propagation and Computer Technology, ICSPCT 2014*, 2014. doi: 10.1109/ICSPCT.2014.6884948.
- [15] R. Srikanteswara and A. C. Ramachandra, "Segmentation Techniques in Image Processing to Detect Melanoma," *Int. J. Sci. Eng. Res.*, vol. 10, no. 12, 2019.
- [16] E. Vocaturo, L. Caroprese, and E. Zumpano, "Features for melanoma lesions: Extraction and classification," in *Proceedings - 2019 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence Workshops, WI 2019 Companion*, 2019. doi: 10.1145/3358695.3360898.
- [17] M. A. M. Almeida and I. A. X. Santos, "Classification models for skin tumor detection using texture analysis in medical images," *J. Imaging*, vol. 6, no. 6, 2020, doi: 10.3390/JIMAGING6060051.
- [18] E. S. Nugroho and Y. E. Anggraini, "Review Teknik Segmentasi Pada Deteksi Kanker Kulit (Melanoma)," *J. Komput. Ter.*, vol. 4, no. 1, 2018.