

## BAB II

### LANDASAN TEORI

#### 2.1. Deteksi Tepi dan Pengolahan Citra

Pengolahan citra atau *image processing* adalah bidang ilmu yang berhubungan dengan proses transformasi pada gambar atau citra, dimana proses pengolahan citra dilakukan dengan tujuan untuk mendapatkan hasil kualitas citra yang lebih baik (Supriyatin, 2020a). Deteksi tepi merupakan salah satu tahapan awal pada proses pengolahan citra. Deteksi tepi biasanya digunakan untuk mendapatkan bentuk tepi dari suatu objek dengan memanfaatkan perubahan pada nilai intensitas drastis yang terjadi pada suatu batas dari dua area yang berbeda. Deteksi tepi adalah kumpulan atau himpunan dari piksel yang saling terhubung dan terletak pada batas dari dua area (Derisma, 2016). Suatu titik  $(x,y)$  dikatakan sebagai suatu tepi atau *edge* dari suatu citra apabila titik tersebut mempunyai perbedaan yang sangat jelas jika dibandingkan dengan sekelilingnya (Kuswandi & Fadillah, 2019).

Deteksi tepi memiliki tujuan untuk melakukan pengelompokan objek-objek di dalam citra dan digunakan untuk melakukan analisa citra lebih lanjut. Terdapat dua golongan yang membedakan deteksi tepi, yaitu golongan pertama atau sering disebut deteksi tepi orde pertama dan golongan kedua yang sering disebut deteksi tepi orde kedua (Derisma, 2016). Orde pertama deteksi tepi bekerja dengan menggunakan diferensial atau turunan orde pertama, dimana yang termasuk golongan orde pertama adalah *canny*, *sobel*, *Robert*, dan *prewitt*. Orde kedua

deteksi tepi menggunakan diferensial atau turunan orde kedua yaitu *Laplacian of Gaussian* (LoG) (Lynn dkk., 2021).

## 2.2. Deteksi Tepi Canny

Deteksi tepi *canny* adalah deteksi tepi yang menggunakan beberapa tahap proses untuk mendeteksi tepian objek pada gambar. *Canny* menggunakan kernel *derivatif gaussian* pada tahap awal untuk melakukan penyaringan pada *noise* (Saputra dkk., 2022). Pada tahapan ini yang merupakan bagian yang sangat penting dalam algoritma *canny*, *gaussian filter* digunakan untuk menghapus *noise* pada gambar karena *noise* bisa diasumsikan oleh algoritma nantinya sebagai sebuah tepi. Elemen ini menggunakan 1 elemen pada *gaussian kernel*, sehingga kernel harus dilakukan normalisasi terlebih dahulu sebelum menggunakan konvolusi pada gambar (Akbari Sekehravani dkk., 2020). *Gaussian filter* dapat dihitung menggunakan persamaan (2.1)

$$G_{\sigma} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad \dots(2.1)$$

Ketika gambar sudah melewati proses filtering maka dikalkulasikan *derivatives*  $I_x$  dan  $I_y$  yang dikalkulasikan pada horizontal dan vertikal gambar. Ini dapat dilakukan dengan menggunakan *sobel-feldmen convolution* seperti yang ditunjukkan pada matrix 2.2 (Kim dkk., 2020).

$$K_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 2 \end{pmatrix}, K_y = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} \quad \dots(2.2)$$

Setelah kernel diaplikasikan pada gambar, perlu dihitung *gradient magnitudes* dan sudut untuk proses selanjutnya yang dikalkulasikan pada persamaan 2.3

$$|G| = \sqrt{I_x^2 + I_y^2}, \theta(x, y) = \arctan\left(\frac{I_y}{I_x}\right) \quad \dots(2.3)$$

Sesudah itu untuk mengurangi duplikasi piksel, maka dilakukan proses *non-maximum suppression* dimana jika *magnitude* dari pixel sekarang lebih besar daripada *magnitude* tetangga maka tidak akan dilakukan apapun, jika yang terjadi sebaliknya *magnitude* sekarang akan dikurangi menjadi 0. Setelah proses itu maka akan dilakukan *thresholding* dimana nilai-nilai *magnitude* yang tidak melewati batas ambang bawah dan atas akan dikategorikan sebagai *strong* jika melewati *threshold* dan jika tidak akan disebut sebagai *coresponding pixel* (Kalbasi & Nikmehr, 2020).

### 2.3. Deteksi Tepi Sobel

Deteksi tepi sobel melakukan pengukuran terhadap 2D *spatial gradient* pada citra dan memprioritaskan daerah dengan *high spatial frequency* yang berkorespondensi pada tepi. *Sobel* pada umumnya digunakan untuk mendapatkan *absolute gradient magnitude* pada tiap kernelnya di citra *grayscale* (Lynn dkk., 2021).

*Sobel* terdiri atas sepasang 3x3 *convolution kernels*  $G_x$  dan  $G_y$ ,  $G_y$  pada dasarnya adalah rotasi 90 ° dari  $G_x$  seperti yang ditunjukkan pada persamaan 2.4.

$$G_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{pmatrix}, G_y = \begin{pmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} \quad \dots (2.4)$$

Kernel tersebut telah didesain untuk mendeteksi tepian secara vertikal dan horizontal pada *grid* citra, kernel tersebut dapat diaplikasikan termisah pada citra, untuk menghitung gradient komponen dari tiap rotasi. Untuk menghitung *absolute magnitude gradient* pada tiap pointnya dapat digunakan persamaan 2.5 (Han dkk., 2020).

$$|G| = \sqrt{Gx^2 + Gy^2} \quad \dots(2.5)$$

Sedangkan untuk menghitung *approximate magnitude* dapat digunakan persamaan 2.6

$$|G| = |Gx| + |Gy| \quad \dots(2.6)$$

#### 2.4. Metode Box Counting

*Box counting* adalah teknik yang digunakan untuk memperkirakan dimensi fraktal pada suatu objek yang ada pada citra digital. Algoritma ini di dasarkan pada ide sederhana untuk menutupi objek dengan kotak-kotak yang semakin kecil dan kemudian menghitung jumlah kotak yang diperlukan untuk menutupi sebuah objek dalam citra (NAYAK & MISHRA, 2021). Berikut adalah langkah yang dapat dilakukan untuk melakukan box counting:

- a. Tutup citra menggunakan *box-box* persegi dimana panjang *box* nya didefinisikan sebagai  $r$ .
- b. Menghitung banyaknya kotak  $N$  yang sudah terisi.
- c. Menghitung nilai  $\log(1/r)$  dan  $\log(N)$ .

- d. Menghitung regresi linear untuk menghitung *slope* dan nilai fraktal  $D$  dengan persamaan 2.7 berikut

$$a = \frac{(\sum_{k=1}^n xy) - \frac{(\sum_{k=1}^n x)(\sum_{k=1}^n y)}{n}}{(\sum_{k=1}^n x^2) - \frac{(\sum_{k=1}^n x)^2}{n}} \quad \dots(2.7)$$

*Pseudo code* yang dapat diikuti dalam menghitung box counting ini adalah sebagai berikut:

Tabel 2. 1 *Pseudo-Code Box Counting*

```
function box_counting(image):
    unique_dimensions ← ∅

    for k from 0 to m do:
        r ← 2^k
        N ← count_filled_boxes(image, r)
        log_1_over_r ← log(1/r)
        log_N ← log(N)

        add (log_1_over_r, log_N) to unique_dimensions

    slope ← calculate_slope(unique_dimensions)
    fractal_dimension ← -slope

    return fractal_dimension

function count_filled_boxes(image, r):
    filled_boxes ← 0

    for each box of size r in image do:
        if box is filled then
            filled_boxes ← filled_boxes + 1

    return filled_boxes

function calculate_slope(points):
    sum_x ← 0
    sum_y ← 0
    sum_xy ← 0
    sum_x_squared ← 0
    n ← length(points)

    for each (x, y) in points do:
        sum_x ← sum_x + x
        sum_y ← sum_y + y
        sum_xy ← sum_xy + (x * y)
        sum_x_squared ← sum_x_squared + (x * x)
```

```

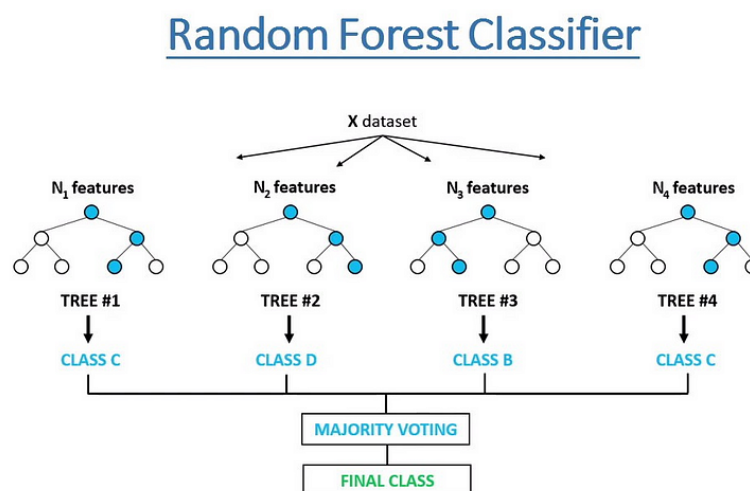
alpha ← ((sum_xy - (sum_x * sum_y) / n) / (sum_x_squared -
(sum_x * sum_x) / n))

return alpha

```

## 2.5. Klasifikasi citra dengan random forest classifier

*Random Forest Classifier* adalah algoritma pembelajaran mesin yang sangat umum digunakan yang mengkombinasikan beberapa *decision tree* untuk mencapai satu hasil seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2. 1.



Gambar 2. 1 Model *Random Forest Classifier*

*Decision tree* adalah model pembelajaran mesin yang mengambil keputusan berdasarkan serangkaian aturan *if-then-else* yang dibentuk secara hierarkis. Namun, satu pohon keputusan memiliki kecenderungan untuk *overfitting*, *Random Forest* muncul sebagai solusi atas masalah *overfitting* ini dengan menggabungkan beberapa pohon keputusan yang dibuat dari sampel acak dari data pelatihan. Proses pengambilan sampel acak ini disebut sebagai *bootstrap sampling*. Setiap pohon keputusan dalam *Random Forest* dihasilkan dari proses pembuatan model yang

dilakukan dengan mengambil sampel acak dari data pelatihan (Purbolaksono dkk., 2021).

Ketika melakukan prediksi, setiap pohon dalam *Random Forest* memberikan prediksi mereka masing-masing, dan hasil akhirnya ditentukan oleh mayoritas suara dari semua pohon. Karena *Random Forest* menggabungkan banyak pohon keputusan, ia cenderung memiliki kinerja yang lebih baik daripada satu pohon keputusan tunggal dan memiliki kemampuan yang baik untuk menangani overfitting (Azimah & Rizky Nova Wardani, 2022).

## **2.6. Citra tumor kulit**

Salah satu peran kulit adalah melindungi tubuh dari kerusakan yang dapat disebabkan oleh paparan radiasi sinar *ultraviolet* (UV). Jika terlalu sering terpapar sinar *ultraviolet* secara langsung dapat mengakibatkan berbagai masalah atau penyakit pada kulit, salah satunya dapat menyebabkan penyakit tumor kulit (Asril, 2023).

Tumor kulit secara umum digolongkan kepada dua jenis, yaitu tumor jinak contohnya adalah *nevus aptikal*, dan tumor ganas contohnya adalah *melanoma* atau sering disebut tumor kulit, *Nevus* normal atau sering diartikan juga sebagai tahi lalat atau tanda lahir. *Melanoma* adalah kanker kulit atau tumor ganas yang diketahui lebih jarang terjadi dari pada jenis tumor kulit lainnya, tetapi lebih mematikan daripada dua jenis tumor kulit lainnya (tumor kulit sel basal dan tumor kulit sel skuamosa) (Wardhana dkk., 2019).

## 2.7. State of The Art

Tabel 2. 2 *State of The Art*

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
1.	Ihut Marojahan Sitanggang, Preddy Marpaung (Sitanggang, 2020)	2021	Analisis Dan Perbandingan Metode <i>Sobel</i> Dan <i>Canny</i> Pada Deteksi Tepi Citra Daun Sirih Merah	Daun sirih merah merupakan salah satu tumbuhan asli Indonesia yang tumbuh dengan merambat atau bersandar pada batang pohon lain. Daun sirih merah memiliki variasi segi bentuk, warna, dan ukuran yang berbeda. Dilakukan identifikasi citra daun sirih merah menggunakan metode <i>sobel</i> dan <i>canny</i> .	Metode <i>sobel</i> dan <i>canny</i> mampu mengidentifikasi tepi dengan menggunakan perhitungan pada sumbu-sumbunya. Metode <i>sobel</i> dan <i>canny</i> mempunyai intensitas bilangan acak yang hasilnya berupa angka 0 dan angka 255 secara menyebar. Didapatkan hasil nilai magnitude untuk MSE dan PSNR adalah 33,140 dan 0.37. Deteksi tepi <i>canny</i> lebih baik jika dibandingkan dengan <i>sobel</i> .



No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
2.	Chinmaya Panigrahy, Ayan Seal, Nihar Kumar Mahato (Panigrahy et al., 2020)	2020	<i>Image Texture Surface Anlysis Using An Improved Differential Box-Counting Based Fractal Dimension</i>	Tekstur permukaan suatu gambar memainkan peran penting dalam memahami objek seperti agregat, kayu, biji-bijian, tanah, pohon, dan rumah. Dimensi fraktal (FD) membantu mengkarakterisasi objek-objek ini dengan mengukur pola tekstur kompleksnya. Penghitungan kotak diferensial (DBC) adalah salah satu metode yang populer digunakan untuk mengukur FD dari gambar grayscale. Namun, ada beberapa keterbatasan. Jadi, penelitian ini memperkenalkan tiga metode DBC yang ditingkatkan menggunakan tiga ketinggian kotak masing-masing berdasarkan nilai	MFD dari metode analisis multifraktal gagal untuk membedakan kekasaran citra dengan tepat, karena untuk citra maksimum, diperoleh nilai MFD yang hampir identik. Metode yang diusulkan menghasilkan nilai FD yang berbeda untuk gambar yang berbeda dari database Outex. Meskipun perilaku ini membantu dalam membedakan kekasaran gambar, ini mungkin merupakan batasan dari tinggi kotak berdasarkan karakteristik gambar. Masalah masalah penghitungan kurang sepanjang arah xy telah diatasi tetapi masalah penghitungan

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
				eigen, kurtosis, dan kemiringan gambar.	berlebih di sepanjang arah xy tidak dipertimbangkan oleh metode yang diusulkan, karena masalah penghitungan berlebih dan penghitungan berlebih tidak dapat ditangani secara efisien secara bersamaan.
3.	Murat Erhan Cimen, Omer Faruk Boyraz, Mustafa Zahid Yildiz, Ali Fuat Boz (Cimen et al., 2021)	2020	<i>A New Dorsal Hand Vein Authentication System Based on Fractal Dimension Box Counting Method</i>	Pola urat punggung tangan merupakan ciri fisiologis yang dapat membedakan dan membedakan seseorang dari yang lain. Ekstraksi fitur dari citra dianggap sebagai langkah terpenting dalam sistem biometrik. Dalam studi ini, teknik fraktal, yang merupakan metode lanjutan dan kompleks, diusulkan untuk ekstraksi ciri dari gambar pola bejana tangan. Dalam beberapa	Dimensi fraktal dari gambar kapal yang diproses dari setiap database personin dihitung pada 7 sudut yang berbeda (dari -30 hingga 30 derajat dengan interval 10 derajat). Dengan cara ini, dimensi fraktal yang diekstrak dari gambar yang tahan terhadap rotasi disimpan dalam database untuk digunakan dalam identifikasi. Set data yang dilatih

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
				<p>tahun terakhir, pendekatan ini telah banyak digunakan sebagai area penelitian aktif dalam pemrosesan citra. Oleh karena itu, metode analisis jaringan berdasarkan ukuran fraktal, yang dihitung dengan metode penghitungan kotak, yang merupakan teknik baru dalam menentukan sifat jaringan vena punggung tangan, telah diterapkan.</p>	<p>menggunakan algoritma SVM dan Knn kemudian diuji. Sebagai hasil dari pengujian yang dilakukan pada database SUAS, tingkat kinerja 100% dicapai dengan algoritma klasifikasi SVM.</p>
4.	Wahyu Supriyatin (Supriyatin, 2020b)	2020	Perbandingan Metode <i>Sobel</i> , <i>Prewitt</i> , <i>Robert</i> , dan <i>Canny</i> pada Deteksi Tepi Objek Bergerak	<p>Salah satu cabang ilmu pada <i>image processing</i> adalah <i>computer vision</i>. Dalam mengenali bentuk, dilakukan tahapan awal dalam <i>image processing</i> yaitu deteksi tepi. Deteksi tepi yang digunakan adalah <i>sobel</i>, <i>prewitt</i>, <i>Robert</i>, dan <i>canny</i>. Objek pelacakan yang digunakan</p>	<p>Deteksi tepi <i>prewitt</i> memiliki hasil deteksi tepi yang lebih baik dibandingkan dengan deteksi tepi <i>sobel</i>, <i>Robert</i>, dan <i>canny</i>. Hasil deteksi tepi <i>Prewitt</i> lebih halus dibandingkan dengan <i>Robert</i>, karena <i>Robert</i> tepi yang dihasilkan lebih tebal sehingga</p>

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
				adalah objek bergerak (video) yang diambil dari <i>library Matlab</i> .	ada tepi yang halus tidak terbaca. Metode <i>Canny</i> tidak berhasil melakukan deteksi tepi terhadap objek, sedangkan <i>Sobel</i> sama seperti <i>Robert</i> ada beberapa tepi yang hilang karena tidak terbaca. Hasil pengujian juga menunjukkan bahwa variasi gambar, resolusi gambar, format gambar dan spesifikasi letak kamera mempengaruhi hasil. Algoritma <i>Prewitt</i> memiliki tingkat akurasi yang baik dan efektif dalam mengenali objek karena tepi yang dihasilkan lebih jelas dan detail.
5.	Muhammad Ghozali, Heni	2020	Deteksi Tepi pada Citra Rontgen Penyakit	Penyakit <i>Coronavirus 2019</i> (COVID-19) ditemukan pada akhir	Pengujian pada hasil segmentasi untuk penyebaran penyakit

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
	Sumarti (Ghozali & Sumarti, 2020a)		COVID-19 Menggunakan Metode <i>Sobel</i>	tahun 2019 yang disebabkan oleh virus Corona 2 (SARS-CoV-2) yang menyebabkan sindrom pernafasan akut yang parah dan meluas secara global sehingga Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) menyatakan pandemi global. Terjadi keterlambatan sosialisasi dan penyampaian informasi kepada masyarakat tentang penyakit ini. Para dokter melakukan metode untuk mendeteksi COVID-19 dengan membaca gambar rontgen yang benar dari pasien yang terkena virus corona.	COVID-19 dalam citra rontgen bisa dilihat dengan teknik <i>thresholding</i> , sehingga terlihat tepi suatu objek yang lebih jelas. Sebelum segmentasi, maka citra harus di <i>filter</i> dengan <i>high-pass filter</i> menggunakan metode <i>sobel</i> , sehingga menghasilkan deteksi tepi yang bisa memberikan informasi tentang daerah yang terinfeksi COVID-19. Hal ini menunjukkan bahwa deteksi tepi menggunakan metode <i>sobel</i> bisa menjadi salah satu acuan dalam pemeriksaan citra rontgen penyakit COVID-19.

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
6.	Beriman Sitohang, Anita Sindar (Sinaga, 2021)	2020	Analisis Dan Perbandingan Metode <i>Sobel Edge Detection</i> Dan <i>prewitt</i> Pada Deteksi Tepi Citra Daun Srilangka	Daun srilanka dikenal dengan nama daun sirsak, berbentuk bulat lonjong. Identifikasi citra berdasarkan tepi ( <i>outline</i> ) objek dalam pengolahan citra menggunakan <i>edge detection</i> . Operasi pelacakan tepi untuk menemukan perubahan intensitas lokal yang berbeda dalam sebuah citra. Penerapan <i>Sobel</i> dan <i>Prewitt</i> adalah untuk mengurangi <i>noise</i> sebelum melakukan perhitungan deteksi tepi sehingga tepi-tepi yang dihasilkan lebih banyak	<i>Sobel</i> dan <i>Prewitt</i> mampu mengidentifikasi tepi dengan sumbu-sumbu yang digunakan. <i>Sobel</i> dan <i>Prewitt</i> memiliki intensitas bilangan acak yang hasilnya berupa angka 0 dan 255 secara menyebar. <i>Sobel</i> dan <i>Prewitt</i> digunakan untuk menganalisis tepi citra daun srilanka dan histogram ditampilkan untuk mengukur intensitas hasil metode <i>sobel</i> dan <i>prewitt</i> dalam bentuk grafik
7.	Yu Liu, Lingyu Chen, Heming Wang, Lanlan Jiang, Yi Zhang,	2014	<i>An Improved Differential Box-Counting Method To Estimate Fractal</i>	Metode diferensial <i>box counting</i> (DBC) adalah salah satu teknik yang sering digunakan untuk memperkirakan dimensi fraktal	Tiga percobaan, percobaan pada dua set gambar sintetik dan 16 gambar tekstur, telah diimplementasikan untuk

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
	Jiafei Zhao, Dayong Wang, Yuechao Zhao, Yongchen Song (Liu et al., 2014)		<i>Dimensions of Gray-Level Images</i>	(FD) dari gambar 2D tingkat abu-abu. Disajikan metode DBC yang ditingkatkan berdasarkan yang asli untuk peningkatan akurasi. Dengan mengadopsi modifikasi mekanisme <i>box counting</i> , menggeser balok kotak dalam bidang (x, y) dan memilih ukuran kotak bingkai yang sesuai, ini dapat menyelesaikan dua jenis masalah yang dimiliki DBC: kotak penghitungan berlebih di sepanjang arah z dan penghitungan kurang. kotak tepat di perbatasan dua blok kotak yang berdekatan di mana ada pintu keluar solusi tingkat abu-abu yang tajam.	menguji metode kami yang telah ditingkatkan dan membandingkannya dengan metode DBC lainnya. Dua percobaan pertama menunjukkan bahwa metode kami dapat menghitung perkiraan FD yang masuk akal dan akurat, dan dapat memecahkan dua jenis masalah secara bersamaan. Eksperimen terakhir menunjukkan bahwa metode kami yang ditingkatkan dapat memperkirakan FD secara akurat dan kuat karena memiliki kesalahan yang paling tidak pas (meningkatkan akurasi sebesar 24,1% dari DBC asli). Ini adalah

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
					metode yang kuat dan lebih akurat.
8.	Novita Angraini Juwitarty, Kosala Dwidja Purnomo, Kiswara Agung Santoso (Juwitarty, 2020)	2020	Pendeteksian Citra Daun Tanaman Menggunakan Metode <i>Box-Counting</i>	Beragam jenis tumbuhan yang berbeda-beda membuat identifikasi menjadi sulit. Proses identifikasi bergantung pada hasil ekstraksi yang baik, dengan mengambil salah satu bagian dari tumbuhan, dan bagian yang paling mudah didapatkan adalah daun. Daun memiliki bentuk yang tidak teratur dan sulit untuk diukur, tetapi hal tersebut dapat diatasi dengan pendekatan fraktal menggunakan metode <i>box-counting</i>	Metode <i>Box-Counting</i> dapat digunakan untuk mendeteksi citra daun tanaman dengan menghitung dimensi fraktalnya. Didapatkan nilai rata-rata kecocokan pendeteksian citra daun tanaman dari 10 jenis daun, dengan setiap daun terdiri dari 10 sampel dengan daun acuan menggunakan <i>Box-Counting</i> dalam presentase sebesar 99,9%. Ukuran kotak variasi $r$ yang digunakan maksimal $\frac{1}{128}$ didapatkan akurasi kecocokan



No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
					citra daun tanaman dengan <i>box counting</i> sebesar 44%.
9.	Siska Firmasari, Herri Sulaiman (Sulaiman & Firmasari, 2020)	2020	Analisis Geometri Fraktal Pada Bentuk Bangunan di Komplek Keraton Kanoman Cirebon	Keraton merupakan kumpulan bangunan tempat bersemayam raja dan keluarganya. Raja sebagai kepala pemerintahan selalu tinggal di dalam keraton yang biasanya dijadikan sebagai pusat kerajaan dan segala kegiatan politik, ekonomi, sosial, dan budaya. Para pejabat tinggi kerajaan dan bangsawan biasanya juga tinggal di sekitar istana. Geometri menjadi suatu hal yang sangat penting dalam perancangan arsitektur sebagai alat untuk mendefinisikan ruang. Seperti yang diketahui geometri merupakan sebuah order yang memimpin	Analisis dimensi fraktal bertujuan untuk mengetahui dimensi fraktal yang terdapat pada <i>lawang seblawong, mande manguntur, dan gapura barat</i> memperlihatkan bentukan dasar dan pola perulangan yang terbentuk pada sketsa. Didapatkan hasil bahwa masing-masing objek bangunan keraton Kanoman memiliki kedalaman dimensi fraktal sebesar 1,74 untuk <i>lawang seblawong</i> , objek <i>gapura barat</i> memiliki kedalaman (dimensi fraktal) $D$ mendekati 1,55, dan 1,82 untuk

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
				<p>perancang dalam prosesnya secara efisien mencapai sesuatu yang diinginkan menjadi 'indah'. Aturan-aturan yang ada tersebut kelihatannya mengikat dan mengarahkan suatu perancangan ke satu tujuan tertentu. Identifikasi bentuk bangunan kompleks keraton Kanoman akan menggunakan proporsi dan perbandingan bagian fasad dan plan, sehingga ditemukan prinsip geometri perbandingan yang tepat.</p>	<p>objek <i>mande manguntur</i>. Artinya menunjukkan tingkat kekasaran dan detail pada bentuk geometri tersebut tergolong tinggi.</p>
10.	Nur Alifa Isnaini, Dwi Juniati (Alifa & Juniati, 2019)	2019	Klasifikasi Jenis Tumor Kulit Menggunakan Dimensi Fraktal <i>Box-Counting</i> dan <i>K-Means</i>	Kulit adalah organ yang rawan mengalami kelainan karena berperan aktif untuk tubuh berinteraksi dengan dunia luar secara langsung. Salah satu kelainan	Pengenalan jenis tumor kulit menggunakan metode <i>box-counting</i> dan <i>K-Means</i> menghasilkan akurasi sebesar 100% untuk pengklasteran

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
				yang terjadi pada kulit yaitu tumor kulit. Citra yang diolah nantinya akan dicari bentuk tepiannya untuk mengetahui perbedaan jenis tumor yang dapat diamati dari karakteristik tepiannya.	menjadi 2 klaster (tumor jinak dan tumor ganas/kanker), dan 65% untuk pengklasteran menjadi menjadi 3 klaster ( <i>nevus normal, nevus aptikal, dan melanoma</i> ).
11.	M. Abrar Masril, Yuhandri, Jufriadif Na'am (Masril et al., 2019a)	2019	Analisis Perbandingan Perbaikan Kualitas Citra Pada Motif Batik Dengan Konsep Deteksi Tepi <i>Robert, Sobel, Canny</i> Menggunakan Metode Morfologi	Citra hasil dari deteksi tepi kualitas belum optimal. Dari permasalahan tersebut diperlukan sebuah metode untuk meningkatkan kualitas citra deteksi tepi. Metode yang digunakan adalah Morfologi Dilasi pada hasil deteksi tepi pola batik.	Morfologi Dilasi pada operator <i>Robert, Sobel, dan Canny</i> dapat meningkatkan kualitas citra deteksi tepi dan meningkatkan akurasi pada pola batik. Hasil dari pengujian perbaikan kualitas citra deteksi tepi 10 motif batik menggunakan Morfologi Dilasi menunjukkan bahwa operator <i>Canny</i> mampu menghasilkan akurasi sangat tinggi dari operator <i>Robert</i> dan <i>Sobel</i> ,

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
					dengan persentase operator <i>Canny</i> adalah 80%. Sedangkan operator <i>Robert</i> dengan persentase 40% dan operator <i>Sobel</i> 60%.
12.	Iman, Nurhasanah, Joko Sampurno (Iman et al., 2018)	2018	Analisis Fraktal Untuk Identifikasi Kadar Gula Rambut dengan Metode <i>Box-Counting</i>	Dicari pemodelan matematis yang menghubungkan antara dimensi fraktal dan kadar gula pada daging buah rambutan. Terdapat tiga tahapan pada pengujian yang dilakukan yang terdiri dari Uji kadar gula, pengolahan citra dan analisis fraktal.	Diketahui kaitan dimensi fraktal citra kulit rambutan dan kadar gula pada daging buah rambutan, bahwa semakin kompleks struktur kulit buah rambutan, maka akan diikuti semakin tinggi kadar gula pada daging buahnya. Hubungan dimensi fraktal dan kadar gula didekati dengan pendekatan regresi polynomial pangkat 3. Didapatkan model matematis dengan nilai <i>R-square</i> 0.9867 dan nilai <i>RMSE</i> 0.132.

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
13.	Chusnul Khotimah, Dwi Juniarti (Khotimah, 2017)	2017	Pengenalan Iris Mata Menggunakan Ekstraksi Fitur Dimensi Fraktal <i>Box-Counting</i>	Karakteristik manusia yang unik menyebabkan biometrika sebagai ilmu yang mempelajari biologis manusia banyak digunakan sebagai sistem identifikasi yang efektif dan efisien. Biometrika digolongkan menjadi dua. Pertama, <i>physiological</i> yang meliputi wajah, retina, sidik jari, DNA, dan iris. Kedua <i>behavioral</i> yang meliputi suara, tanda tangan dan cara berjalan. Iris dipilih dikarenakan setiap orang memiliki ciri khusus yang berbeda dan iris dilindungi kornea sehingga memiliki bentuk tetap.	Citra di normalisasi sebelum dilakukan perhitungan dimensi fraktal menggunakan <i>box-counting</i> . Normalisasi citra dilakukan dengan menggunakan metode <i>Canny</i> untuk mendeteksi tepian objek iris, <i>Hough Transformation</i> untuk segmentasi iris, <i>Cross-Validation</i> untuk membandingkan dan mengevaluasi algoritma, <i>K-Nearest Neighbor (KNN)</i> untuk dapat memperkirakan kelas suatu objek yang belum diketahui labelnya. Pengenalan iris mata menggunakan metode <i>box-counting</i> memperoleh akurasi sebesar $92.632 \pm 0.56 \%$ dengan

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
					nilai $3-NV$ sebagai nilai $K$ optimum.
14.	Rizki Yara Exsa Narvinda, Arif Surtono, Amanto (Narvinda et al., 2017)	2017	Analisis Dimensi Fraktal Sinyal Elektrokardiografi	Jantung adalah organ tubuh manusia yang memiliki fungsi vital, kelainan kecil bisa berpengaruh besar pada kinerja tubuh kita. EKG adalah rekaman sinyal aktivitas listrik jantung. EKG sangat penting dalam mendiagnosis jantung. Ketidaknormalan aktivitas listrik pada jantung atau biasa dikenal dengan aritmia jantung, dapat diketahui dari rekaman EKG. Sinyal EKG ini merupakan contoh dari fraktal alami yang mempunyai kemiripan diri dan terbentuk secara alami atau tanpa buatan manusia sehingga untuk memperoleh nilai	Didapatkan data nilai dimensi fraktal dengan jenis sampel MIT-BIH Normal Sinus Rhythm dengan nilai sampel 16265 menghasilkan perhitungan <i>box counting</i> sebesar 1,37. Jenis sampel <i>database</i> MIT-BIH Arrhythmia <i>database</i> dengan sampel 100 menghasilkan perhitungan <i>box counting</i> sebesar 1,49. Jenis sampel MIT-BIH <i>Supraventri Arrhythmia Database</i> dengan sampel 800 menghasilkan perhitungan <i>box counting</i> sebesar 1,44. Jenis sampel Cu <i>ventricular</i>

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
				<p>dimensi sinyal EKG dapat dihitung dengan menggunakan dimensi fraktal. Sinyal EKG yang di hitung adalah sinyal EKG kondisi normal dan <i>arrythmia</i>.</p>	<p><i>Tachyarrythmia</i> dengan sampel Cu01 menghasilkan pergitungan <i>box counting</i> sebesar 1,21. Perhitungan tersebut menjelaskan bahwa setiap jenis EKG memiliki nilai dimensi fraktal yang berbeda dan cukup signifikan, yang menunjukkan bahwa dimesni fraktal berpotensi dapat digunakan untuk mencirikan jenis-jenis sinyal EKG, yang nantinya dapat menjadi input suatu sistem kecerdasan buatan, misalnya jaringan saraf tiruan.</p>

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
15.	Ayu Ambarwan, Rossi Passarella, Sutarno (Ambarwati, Sutarno, et al., 2016)	2016	Segmentasi Citra Digital Menggunakan <i>Thresholding Otsu</i> untuk Analisa Perbandingan Deteksi Tepi	Pendeteksian tepi menjadi salah satu tahapan penting pengolahan citra dalam proses segmentasi karena dapat mempertegas batas-batas antara objek dan latar belakang. Banyaknya metode deteksi tepi saat ini menimbulkan keraguan dalam memilih metode deteksi tepi yang tepat dan sesuai dengan kondisi citra. Berdasarkan masalah tersebut dilakukan penelitian untuk menganalisis kinerja metode deteksi tepi <i>Sobel</i> , <i>Prewitt</i> , <i>Roberts</i> dan <i>Canny</i> menggunakan <i>thresholding Otsu</i> berdasarkan nilai <i>threshold</i> , waktu proses dan pengamatan visual	Keempat metode deteksi tepi memberikan nilai <i>threshold</i> berbeda-beda terhadap ketiga citra uji. Nilai <i>threshold Otsu</i> digunakan untuk mendefinisikan tepi sehingga citra deteksi tepi berupa citra biner yang memiliki nilai 0 atau 255. <i>Canny</i> memberikan hasil tepian yang tipis dan halus yang tidak bisa oleh dideteksi oleh metode deteksi yang lain. Selain itu <i>Canny</i> tidak menghilangkan informasi penting gambar. <i>Roberts</i> membutuhkan waktu komputasi sangat cepat dibandingkan dengan yang lain, sementara <i>Canny</i> membutuhkan



No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
					<p>banyak waktu dalam komputasinya. Nilai <i>threshold Otsu</i> merupakan nilai yang optimal. Nilai <i>threshold</i> diatur terlalu tinggi akan menghilangkan informasi pada gambar sedangkan jika terlalu rendah akan menyebabkan kesalahan mendeteksi tepian.</p>
16.	Mutmainah Muchtar, Nanik Suciati, Christine Fatichah (Muchtar et al., 2016)	2016	<i>Fractal Dimension and Lacunarity Combination for Plant Leaf Classification</i>	<p>Tumbuhan memegang peranan penting dalam kehidupan manusia. Tingginya keberagaman spesies tumbuhan membuat metode pengamatan manual dalam klasifikasi daun menjadi semakin sulit. Dimensi fraktal merupakan deskriptor bentuk dan tekstur yang mampu mendeskripsikan</p>	<p>Hasil percobaan menunjukkan bahwa tingkat keberhasilan tertinggi dalam perhitungan nilai dimensi fraktal dapat diperoleh saat menggabungkan gambar dengan nilai sigma 1 sampai 4. Sedangkan hasil terbaik pada perhitungan <i>lacunarity</i> diperoleh</p>

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
				<p>kompleksitas dari suatu objek dalam bentuk dimensi pecahan. Di sisi lain, <i>lacunarity</i> adalah deskriptor tekstur berbasis fraktal yang mampu mendeskripsikan heterogenitas dari citra tekstur. Namun <i>lacunarity</i> belum cukup dieksplorasi dalam banyak kasus dan belum ada usaha yang cukup signifikan dalam mengkombinasikan dimensi fraktal dan <i>lacunarity</i> dalam bidang klasifikasi tumbuhan secara otomatis.</p>	<p>jika ukuran <i>box</i> <math>r</math> yang digunakan adalah kombinasi <math>r = 2,4,8,16,32</math>. Kombinasi masing-masing fitur terbaik analisis dimensi fraktal bentuk daun dan analisis lakunaritas tekstur daun mampu mencapai rata-rata akurasi klasifikasi sebesar 95,948%, 93,92% dan 89,93% menggunakan pengklasifikasi Random Forest, SVM, dan F-Knn. Hasil ini menunjukkan bahwa penggabungan fitur dimensi fraktal dan <i>lacunarity</i> lebih baik daripada menggunakan metode ini secara terpisah. Hal tersebut juga mampu membuktikan hipotesis</p>

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
					bahwa terdapat sinergi antara kedua ciri tersebut. Kedepannya, kombinasi fitur berbasis fraktal dapat dianggap sebagai referensi yang baik di bidang klasifikasi daun tanaman
17.	Wa Ode Siti Nur Alam, Mustarum Musaruddin (Alam & Musaruddin, 2014)	2014	Analisis Fitur Fraktal Citra Termogram Sebagai Pendukung Deteksi Dini Kanker Payudara	Deteksi dini kanker payudara di Indonesia terkendala sejumlah persoalan seperti tingkat pendidikan, sosial ekonomi, pemahaman dan penangananyang kurang tepat, yang menyebabkan 40% sampai 70% pasien kanker payudara datang ke dokter dalam status kanker stadium lanjut. Dilakukan analisis fitur fraktal pada citra termogram untuk mendeteksi kanker payudara.	Hasil ekstraksi fitur menggunakan dimensi fraktal dapat membedakan citra termal payudara normal dan citra termal kanker payudara. Dimensi fraktal citra termal payudara normal lebih kecil dengan nilai 1,072 sampai 1,2689. Sedangkan citra termal kanker payudara menghasilkan nilai 1,4581 sampai 1,8515.

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
18.	M. Ikhsan Mulyadi, R. Rizal Isnanto, Achmad Hidayatno (Mulyadi et al., 2013)	2013	Sistem Identifikasi Telapak Tangan Menggunakan Ekstraksi Ciri Berbasis Dimensi Fraktal	Biometrika digunakan sebagai metode identifikasi seseorang dengan menggunakan karakteristik alami manusia. Telapak tangan adalah salah satu organ tubuh manusia yang dapat digunakan sebagai identifikasi karena memiliki karakteristik tekstur yang detail dan unik berdasarkan ciri-ciri utama ( <i>principal-line features</i> ) dan ciri-ciri garis kusut ( <i>wrinkles features</i> ), bahkan berbeda antara tangan kanan dan kiri. Telapak tangan juga tidak berubah dan stabil selama bertahun-tahun sehingga dapat digunakan untuk identifikasi. Tahapan yang dilakukan untuk identifikasi telapak tangan adalah akuisisi data,	Didapatkan hasil proses klasifikasi sebanyak 25 data dari 30 data uji dengan presentase sebesar 83,33%. Keberhasilan sistem identifikasi telapak tangan dipengaruhi akuisisi citra dan proses pengolahan awal citra. Pada proses pengolahan awal citra terdapat kekurangan dimana pencahayaan yang dapat ditangkap pada foto hasil dan fokus kamera yang dapat mempengaruhi hasil data yang nantinya akan diolah terutama dapat menghilangkan sebagian informasi tekstur citra telapak tangan.

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
				pengolahan awal normalisasi intensitas citra hasil segmentasi, ekstraksi ciri dan pencocokan.	
19.	Dewa Ayu Putu Kania Mulia Utami (Utami, 2012)	2012	Segmentasi Citra Berdasarkan Tekstur Menggunakan Pengukuran <i>Lacunarity</i> dengan Metode <i>Differential Box-Counting</i>	Segmentasi citra merupakan proses pertama yang dilakukan dalam pengolahan citra, dimana segmentasi berfungsi mengelompokkan atau membagikan citra kedalam wilayah yang memiliki kesamaan fitur seperti tingkat warna, tekstur, dan gerakan. Dalam proses segmentasi citra, tesktur dipilih menjadi salah satu bahan pengelompokan. Tekstur banyak memegang peranan penting dalam beberapa bidang seperti pengelompokan objek pemandangan, penentuan bentuk	Hasil pengujian masing-masing citra menghasilkan kombinasi ukuran <i>box</i> dan <i>window</i> yang berbeda tergantung pada seberapa banyak kandungan tekstur didalamnya. Secara umum ukuran <i>box</i> 3, 5, 10, 13 sudah cukup untuk mewakili setiap tekstur pada beberapa citra uji, sedangkan ukuran <i>window</i> yang memiliki kombinasi yang pas dengan ukuran <i>box</i> tersebut adalah 6, 8, 10, 16, 20, dan 22. Ukuran <i>window</i> yang diperbesar akan menghasilkan segmentasi

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
				objek, orientasi permukaan dan pemeriksaan permukaan.	tekstur yang lebih baik, tetapi apabila citra memiliki ukuran kecil maka <i>windiw</i> yang besar menjadi tidak efektif karena informasi teksturnya akan banyak hilang.
20.	Oky Dwi Nurhayati, Thomas Sri Widodo, Adhi Susanto, Maesadji Tjokronagoro. (Nurhayati et al., 2010)	2010	Ekstraksi Ciri Citra Termogram Payudara Berbasis Dimensi Fraktal	Penyakit kanker merupakan salah satu penyebab kematian utama di negara Asia Tenggara. Di Indonesia, setiap 800.000 orang Indonesia terserang kanker tiap tahunnya. Proses ekstraksi ciri yang terdapat pada citra termogram payudara menggunakan metode dimensi fraktal untuk membedakan termogram normal dan kanker lanjut.	Hasil perhitungan <i>Dimensi Hausdorff (DH)</i> pada termogram normal jauh lebih kecil ( $0 < DH < 1$ ) daripada termogram kanker lanjut yang memiliki dimensi lebih tinggi ( $1 < DH < 2$ ). Maka disimpulkan dimensi fraktal <i>box-counting</i> , <i>dimensi housdorff</i> , maupun perhitungan ekstraksi ciri statistik dari nilai rata-rata dan standar deviasi dapat digunakan untuk

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
					menentukan jenis termogram normal dan termogram abnormal (kanker).

Penelitian (Sitanggang, 2021), (Ghozali & Sumarti, 2020b), (Supriyatin, 2020c), (Masril et al., 2019b), (Ambarwati, Passarella, et al., 2016), dan (Sitohang & Sindar, 2020) merupakan penelitian yang membahas perbandingan deteksi tepi untuk mencari efektifitas dari metode deteksi tersebut dalam melakukan perhitungan untuk mencari nilai tepi dari masing-masing objek yang diteliti. Dari hasil penelitian (Sitanggang, 2021), (Ambarwati, Passarella, et al., 2016), dan (Masril et al., 2019b) meyakini bahwa deteksi tepi *canny* memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dari deteksi tepi lain. Sedangkan penelitian (Sitohang & Sindar, 2020) dan (Ghozali & Sumarti, 2020b) meyakini bahwa deteksi tepi *sobel* memiliki nilai akurasi yang tinggi. Penelitian (Supriyatin, 2020c) meyakini bahwa deteksi tepi *prewitt* menghasilkan nilai akurasi lebih baik.

## 2.8. Metrics Penelitian

Tabel 2. 3 *Metrics* Penelitian

No	Nama Pengarang	Judul	Ruang Lingkup			
			Canny	Sobel	Count Box	Objek
1.	Ihut Marojahan Sitanggang, Preddy Marpaung (Sitanggang, 2020)	Analisis Dan Perbandingan Metode <i>Sobel</i> Dan <i>Canny</i> Pada Deteksi Tepi Citra Daun Sirih Merah	√	√		Citra Daun Sirih Merah
2.	Chinmaya Panigrahy, Ayan Seal, Nihar Kumar Mahato (Panigrahy et al., 2020)	<i>Image Texture Surface Anlysis Using An Improved Differential Box-Counting Based Fractal Dimension</i>			√	Tekstrur citra
3.	Murat Erhan Cimen, Omer Faruk Boyraz, Mustafa Zahid Yildiz,	<i>A New Dorsal Hand Vein Authentication System Based on Fractal Dimension Box Counting Method</i>			√	<i>Dorsal Hand Vein</i>



No	Nama Pengarang	Judul	Ruang Lingkup			
			Canny	Sobel	Count Box	Objek
	Ali Fuat Boz (Cimen et al., 2021)					
4.	Wahyu Supriyatin (Supriyatin, 2020b)	Perbandingan Metode <i>Sobel</i> , <i>Prewitt</i> , <i>Robert</i> , dan <i>Canny</i> pada Deteksi Tepi Objek Bergerak	√	√		Objek Bergerak
5.	Muhammad Ghozali, Heni Sumarti (Ghozali & Sumarti, 2020a)	Deteksi Tepi pada Citra Rontgen Penyakit COVID-19 Menggunakan Metode <i>Sobel</i>		√		Rontgen penyakit COVID-19
6.	Beriman Sitohang, Anita Sindar (Sinaga, 2021)	Analisis Dan Perbandingan Metode <i>Sobel</i> <i>Edge Detection</i> Dan <i>prewitt</i> Pada Deteksi Tepi Citra Daun Srilangka		√		Daun srilangka
7.	Yu Liu, Lingyu Chen, Heming Wang, Lanlan Jiang, Yi Zhang, Jiafei Zhao, Dayong Wang, Yuechao Zhao,	<i>An Improved Differential Box-Counting Method To Estimate Fractal Dimensions of Gray-Level Images</i>			√	Dimensi fraktal dari gambar hitam putih

No	Nama Pengarang	Judul	Ruang Lingkup			
			Canny	Sobel	Count Box	Objek
	Yongchen Song (Liu et al., 2014)					
8.	Novita Anggraini Juwitarty, Kosala Dwidja Purnomo, Kiswara Agung Santoso (Juwitarty, 2020)	Pendeteksian Citra Daun Tanaman Menggunakan Metode <i>Box-Counting</i>			√	Citra daun tanaman
9.	Siska Firmasari, Herri Sulaiman (Sulaiman & Firmasari, 2020)	Analisis Geometri Fraktal Pada Bentuk Bangunan di Komplek Keraton Kanoman Cirebon			√	Bentuk bangunan di komplek keraton kanoman cirebon
10.	Nur Alifa Isnaini, Dwi Juniati (Alifa & Juniati, 2019)	Klasifikasi Jenis Tumor Kulit Menggunakan Dimensi Fraktal <i>Box-Counting</i> dan <i>K-Means</i>			√	Tumor kulit
11.	M. Abrar Masril, Yuhandri, Jufriadif	Analisis Perbandingan Perbaikan Kualitas Citra Pada Motif Batik Dengan Konsep	√	√		Motif batik

No	Nama Pengarang	Judul	Ruang Lingkup			
			Canny	Sobel	Count Box	Objek
	Na'am (Masril et al., 2019a)	Deteksi Tepi <i>Robert, Sobel, Canny</i> Menggunakan Metode Morfologi				
12.	Iman, Nurhasanah, Joko Sampurno (Iman et al., 2018)	Analisis Fraktal Untuk Identifikasi Kadar Gula Rambut dengan Metode <i>Box-Counting</i>			√	Kadar gula rambut
13.	Chusnul Khotimah, Dwi Juniarti (Khotimah, 2017)	Pengenalan Iris Mata Menggunakan Ekstrasi Fitur Dimensi Fraktal <i>Box-Counting</i>			√	Citra identifikasi iris mata
14.	Rizki Yara Exsa Narvinda, Arif Surtono, Amanto (Narvinda et al., 2017)	Analisis Dimensi Fraktal Sinyal Elektrokardiografi			√	Fraktal sinyal elektrokardiografi
15.	Ayu Ambarwan, Rossi Passarella, Sutarno	Segmentasi Citra Digital Menggunakan <i>Thresholding Otsu</i> untuk Analisa Perbandingan Deteksi Tepi	√			Citra <i>grayscale</i>

No	Nama Pengarang	Judul	Ruang Lingkup			
			Canny	Sobel	Count Box	Objek
	(Ambarwati, Sutarno, et al., 2016)					
16.	Mutmainah Muchtar, Nanik Suciati, Christine Faticah (Muchtar et al., 2016)	<i>Fractal Dimension and Lacunarity Combination for Plant Leaf Classification</i>			√	Klasifikasi daun tanaman
17.	Wa Ode Siti Nur Alam, Mustarum Musaruddin (Alam & Musaruddin, 2014)	Analisis Fitur Fraktal Citra Termogram Sebagai Pendukung Deteksi Dini Kanker Payudara			√	Citra kanker payudara
18.	M. Ikhsan Mulyadi, R. Rizal Isnanto, Achmad Hidayatno (Mulyadi et al., 2013)	Sistem Identifikasi Telapak Tangan Menggunakan Ekstraksi Ciri Berbasis Dimensi Fraktal			√	Citra telapak tangan

No	Nama Pengarang	Judul	Ruang Lingkup			
			Canny	Sobel	Count Box	Objek
19.	Dewa Ayu Putu Kania Mulia Utami (Utami, 2012)	Segmentasi Citra Berdasarkan Tekstur Menggunakan Pengukuran <i>Lacunarity</i> dengan Metode <i>Differential Box-Counting</i>				Citra berekstensi BMP
20.	Okny Dwi Nurhayati, Thomas Sri Widodo, Adhi Susanto, Maesadji Tjokronagoro. (Nurhayati dkk., 2010)	Ekstraksi Ciri Citra Termogram Payudara Bebrbasis Dimensi Fraktal			√	Termogram Payudara
	Penelitian yang dilakukan	Implementasi Algoritma Canny dan Sobel Untuk Prediksi Tumor Kulit Menggunakan Box Counting	√	√	√	Citra Tumor Kulit

Berdasarkan table 2.3 penelitian terdekat dari penelitian ini adalah penelitian (Sitanggang, 2021), (Ghozali & Sumarti, 2020), (Supriyatin, 2020), (Masril dkk., 2019), (Ambarwati, Passarella, dkk., 2016), dan (Sitohang & Sindar, 2020) tentang identifikasi tepian

objek. Namun dalam penelitian yang pernah dilakukan tersebut, algoritma yang digunakan untuk mendeteksi tepian objek yang diteliti memiliki beberapa kelemahan. Seperti citra hasil proses menggunakan algoritma deteksi tepi terlalu tebal sehingga objek dengan tepian yang lebih halus tidak dapat terbaca. Selain itu, pencahayaan pada citra mempengaruhi kualitas deteksi tepi dan hasil akhir dari proses pendefinisian garis tepi. Oleh karena itu, penelitian yang akan dilakukan menggunakan feature tambahan untuk membantu dalam proses deteksi tepi menggunakan box counting, dan algoritma Random Forest Classifier untuk melakukan pengklasifikasian dari objek hasil pemrosesan deteksi tepi sebelumnya. Dengan menggunakan citra tumor kulit maligna dan benigna sebagai objek yang diteliti.