

Klasifikasi Kanker Serviks Melalui Pengolahan Citra Pola Pembuluh Darah Dengan Metode *Matched Filter* Dan *Morphology Operation*

1st Naila Yaumagina
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

nailaygina@student.telkomuniversity.
ac.id

2nd Hilman Fauzi TSP
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

hilmanfauzitsp@telkomuniversity.ac.id

3rd Fenty Alia
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

aliafenty@telkomuniversity.ac.id

Abstrak—*GLOBOCAN 2020* menyatakan kanker serviks menduduki posisi ke-2 paling mematikan di dunia dan diperkirakan memiliki 604.000 pengidap dengan 342.000 kematian setiap tahunnya. Deteksi dini penyakit penting untuk dilakukan, menggunakan metode IVA test, pap smear, dan pemeriksaan kolposkopi. Sebagai jaringan yang berperan membawa dan menyalurkan informasi ke seluruh tubuh, pembuluh darah juga mampu menjadi parameter pendeteksian suatu penyakit. Pada kanker terjadi proses angiogenesis di pembuluh darah, sehingga pembuluh darah diduga dapat menjadi indikator potensi terjadinya kanker. Berdasarkan uraian diatas, pada tugas akhir ini penulis melakukan perancangan sistem segmentasi pembuluh darah pada citra serviks sebagai upaya untuk mendeteksi kanker serviks secara dini melalui perubahan gambar pembuluh darah pada citra serviks. Pada proses segmentasi ini penulis menggunakan dua metode, yaitu *Matched Filter* dan *Morphology Operation* dan dilakukan pengujian melalui proses klasifikasi dengan masukan citra serviks hasil segmentasi menggunakan metode *Support Machine Learning (SVM)* dan *K-Nearest Neighbors (KNN)* untuk di analisa. Dataset yang digunakan sebanyak 100 data. Berdasarkan pengujian sistem mendapatkan hasil akurasi klasifikasi data menggunakan metode SVM menggunakan kernel RBF sebesar 96% dengan waktu komputasi sebesar 0,146 sec, sedangkan untuk metode KNN mendapatkan hasil rata-rata akurasi tertinggi sebesar 94% menggunakan jarak cosine dan $K = 5$ dengan waktu komputasi sebesar 0,0584 sec.

Kata kunci—Kanker Serviks, *K-Nearest Neighbors*, *Matched Filter*, *Morphology Operation*, Pembuluh Darah, Pengolahan Citra Digital, *Support Vector Machine*.

I. PENDAHULUAN

Penyakit pada manusia memiliki banyak variasi dan jenisnya. Hal itu bergantung pada beberapa faktor yang mempengaruhinya, seperti kondisi lingkungan, pola hidup, dan genetiknya. Terkait penyakit mematikan, kanker serviks menjadi salah satu kanker yang paling umum keempat di kalangan wanita setelah kanker payudara, kolorektal, dan paru-paru. *Global Cancer Observatory 2020* memperkirakan bahwa, di seluruh dunia ada sekitar 604.000 kasus baru kanker serviks, dengan 342.000 kematian setiap tahunnya dan di Indonesia terdapat 36.633 pengidap dengan 21.003 kematian [1]. Pada umumnya penderita kanker serviks terlambat menyadari bahwa mereka mengidap penyakit

tersebut karena pengetahuan yang minim dan faktor eksternal lainnya. Keterlambatan tersebut menyebabkan terdeteksinya penyakit ketika sudah mencapai stadium lanjut sehingga angka kematian bagi penderita kanker serviks terus meningkat. Pemeriksaan kanker serviks pada wanita di Indonesia sudah banyak dilakukan secara merata, dengan pemeriksaan tersebut diharapkan dapat mengurangi potensi kanker serviks sejak dini [2].

Pada manusia pembuluh darah adalah hal yang sangat vital karena menghasilkan informasi yang dapat mengidentifikasi suatu penyakit, pembuluh darah juga berpotensi untuk mendeteksi kanker serviks. Penderita kanker akan mengalami pembentukan pembuluh darah baru di sekitar kanker atau tumor yang berasal dari pembuluh darah setempat dan dapat terjadi pada kondisi fisiologis maupun patologis, kondisi ini disebut angiogenesis [4]. Jurnal penelitian *National Center for Biotechnology Information (NCBI)*, menyatakan pembuluh darah abnormal berbentuk tidak beraturan ditemukan pada pemeriksaan kolposkopi di dokumentasikan dengan baik sebagai temuan yang konsisten dengan kanker serviks uteri invasif [7].

Berdasarkan uraian tersebut, penulis melakukan penelitian yang akan melengkapi penelitian sebelumnya untuk mendeteksi kanker serviks. Penulis melakukan segmentasi pada pembuluh darah citra serviks yang akan menjadi referensi tambahan untuk mengidentifikasi adanya kanker serviks bagi ahli medis dalam mendiagnosis penyakit tersebut melalui proses sistem digital. Hasil dalam penelitian Tugas Akhir ini adalah sistem perancangan identifikasi kanker serviks melalui segmentasi pembuluh darah pada citra serviks dengan menggunakan dua metode segmentasi, yaitu metode *Matched Filter* dan *Morphology Operation* kemudian citra hasil proses segmentasi akan di uji melalui klasifikasi menggunakan dua metode yaitu, *Support Machine Vector (SVM)* dan *K-Nearest Neighbors (KNN)*.

II. KAJIAN TEORI

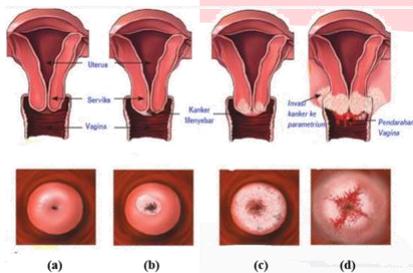
A. Pembuluh Darah

Pembuluh darah adalah organ tubuh yang memiliki struktur seperti tabung, bertanggung jawab untuk

mengalirkan darah ke seluruh tubuh.. Pada penderita kanker, pembuluh darah baru akan terbentuk yang disebut angiogenesis. Angiogenesis merupakan proses terbentuknya pembuluh darah baru yang berasal dari pembuluh darah yang telah ada sebelumnya [1]. Karena itu, semakin menyebarnya angiogenesis maka sel kanker juga akan semakin berkembang, serta pembuluh darah baru akan terus terbentuk dan memasok tumor. Semakin tinggi kepadatan pembuluh darah pada suatu tumor, maka semakin tinggi juga resiko penyebaran sel tersebut melalui pembuluh darah [11]

B. Kanker Serviks

Serviks disebut juga sebagai leher rahim, merupakan bagian ujung rahim yang menyempit dengan ujung inferior (bawah) mengarah ke vagina pada sistem reproduksi wanita [12]. Serviks adalah struktur yang menghubungkan mulut rahim dengan vagina, dan memiliki fungsi sebagai jalur tempat lewatnya sperma saat berhubungan seksual selain itu juga berfungsi sebagai pelindung rahim dari bakteri dan benda asing yang berasal dari luar.



GAMBAR 1
VISUALISASI PERJALANAN KANKER SERVIKS

C. Segmentasi Citra

Citra bisa digambarkan sebagai fungsi dua dimensi yaitu, $f(x,y)$. Citra digital adalah citra yang dihasilkan melalui proses digitalisasi terhadap citra kontinu. Sehingga pengolahan citra digital merujuk pada pemrosesan citra digital dengan komputer. Segmentasi bertujuan untuk memisahkan suatu objek dari keseluruhan citra. Proses segmentasi berhenti ketika objek yang dicari telah ditemukan. Berdasarkan pengertiannya, segmentasi memiliki tujuan menemukan karakteristik khusus yang dimiliki suatu citra.

D. Matched Filter

Matched filter terdiri dari kernel yang akan dikonvolusikan dengan citra pembuluh darah pada serviks hasil dari tahap preprocessing untuk meningkatkan kualitas citra sehingga bagian pembuluh darah citra serviks dapat terlihat lebih jelas. Kernel dari matched filter dapat didefinisikan dengan persamaan berikut :

$$g(x, y) = -\exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right), \text{ dimana } |x| \leq t \cdot \sigma \quad (1)$$

Nilai σ (sigma) adalah skala filter penyebaran intensitas dan t bernilai konstan dan biasanya di set 3 karena *Matched Filter* mempunyai rentang $[-3\sigma, 3\sigma]$. Hasil kernel tersebut akan di konvolusikan dengan citra serviks hasil *preprocessing* dalam persamaan berikut:

$$h(x, y) = f(x, y) * g(x, y) \quad (2)$$

E. Morphology Operation

Operasi morfologi merupakan metode dalam mendeteksi suatu objek. Metode ini mampu merepresentasikan citra objek dua sebagai suatu himpunan matematika. Bentuk himpunan matematika itu bisa digambarkan sebagai suatu himpunan titik-titik gambar atau *pixels* (*picture elements*) dalam bidang biner Z^2 , yang sebagian terisi oleh satu himpunan A dari titik-titik yang membentuk objek [18].

Adapun operasi yang digunakan pada operasi ini adalah :

1. Erosi

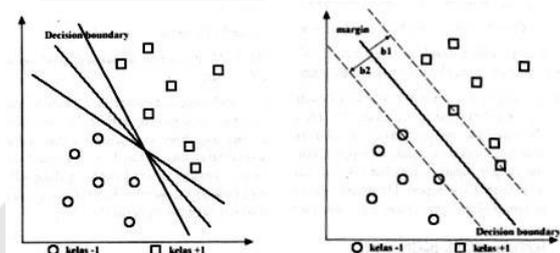
Proses mengecilkan atau menipiskan objek citra biner. Berikut merupakan persamaan operasi erosi:

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq A\} \quad (3)$$

Persamaan di atas menunjukkan bahwa erosi A oleh B adalah kumpulan semua titik dimana B ditranslasikan oleh z di dalam isi A [21].

F. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine merupakan salah satu dari berbagai macam algoritma dengan kategori metode *supervised* yang merupakan proses penandaan pada dataset atau bisa disebut juga dengan *labeled data*. Pada umumnya SVM digunakan untuk melakukan klasifikasi. SVM juga dapat dijelaskan sebagai usaha mencari garis pembatas (*Hyperplane*) yang berfungsi sebagai pemisah antara dua buah kelas. Tujuan dari SVM adalah mencari *hyperplane* yang dapat mengklasifikasi data yang akan diuji. SVM mampu menangani permasalahan data set dan ruang fitur yang besar.



GAMBAR 2
ILUSTRASI BIDANG PEMISAH SVM

Fungsi kernel yang digunakan untuk memetakan dimensi awal pada himpunan data ke dimensi baru. Ada berbagai macam fungsi kernel, diantaranya sebagai berikut

1. Kernel Gaussian Radial Basic Function (RBF)

$$K(x_i, y_j) = \exp\left(\frac{\|x_i - y_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

2. Kernel Polynomial

$$K(x_i, y_j) = (x_i \cdot y_j + c)^d \quad (5)$$

3. Kernel Linear

$$K(x_i, y_j) = x_i \cdot y_j \quad (6)$$

x_i dan x_j merupakan pasangan dua data training. Sedangkan $\sigma, c, d > 0$ adalah konstanta. Pada fungsi kernel digunakan akan menentukan hasil fitur baru di mana *hyperplane* akan dicari.

G. *K-Nearest Neighbors* (KNN)

Metode klasifikasi *K-Nearest Neighbors* (KNN) merupakan algoritma untuk melakukan klasifikasi suatu data berdasarkan data pembelajaran (*train data sets*), yang diambil dari *K* tetangga terdekatnya (*nearest neighbors*). Dengan *K* merupakan banyaknya tetangga terdekat, dan data baru yang diklasifikasikan selanjutnya akan di proyeksikan pada ruang dimensi banyak yang telah memuat titik-titik *c* data pembelajaran. Berikut adalah beberapa formula yang digunakan dalam algoritma KNN:

1. *Euclidean Distance*

Jarak *euclidean* merupakan suatu proses untuk menentukan jarak antara data citra latih dan citra uji pada suatu sistem dengan menggunakan *euclidean space*. Persamaan jarak *euclidean* adalah sebagai berikut :

$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (i_k - j_k)^2} \tag{7}$$

2. *Hamming Distance*

Jarak *hamming* adalah cara mencari jarak antar 2 titik yang dihitung dengan panjang vektor biner yang dibentuk oleh dua titik tersebut dalam blok kode biner.

$$DH = \sum_{i=1}^k |X_i - y_i|$$

$$x = y \rightarrow D = 0$$

$$x \neq y \rightarrow D = 1$$
(8)

3. *Manhattan Distance / Cityblock*

Manhattan distance merupakan perhitungan untuk menentukan jarak tiap data citra latih dan citra uji dengan menggunakan jumlah dari nilai absolut pada perbedaan koordinat *cartesian* di dua titik. Persamaan *Manhattan Distance* adalah sebagai berikut:

$$d(i, j) = \sum_{k=1}^n |i_k - j_k| \tag{9}$$

4. *Minkowski Distance*

Minkowski distance merupakan perhitungan mencari jarak tetangga terdekat dengan matriks ruang vektor sehingga dapat didefinisikan sebagai menyamaratakan dari *euclidean distance* dan *manhattan distance*. Persamaan *minkowski distance* adalah sebagai berikut :

$$d(i, j) = (\sum_{k=1}^n (i_k - j_k)^r)^{1/r} \tag{10}$$

5. *Chebyshev Distance*

Jarak *chebyshev* hanya menggunakan selisih terbesar dari atribut data sebagai jarak perhitungan.

$$j(a, b) = \max_{k=1 \rightarrow N} (|a_k - b_k|) \tag{11}$$

6. *Cosine Distance*

Jarak *cosine* adalah jarak yang mencari nilai *d* menggunakan akar kuadrat dari selisih nilai dataset dengan objek yang baru, *cosine distance* juga merupakan perhitungan untuk menentukan jarak dari nilai 0 hingga 2. Berikut adalah persamaan *cosine distance* :

$$d(i, j) = 1 - Sc(i, j) \tag{12}$$

$$S_c(i \cdot j) = \frac{\sum_{k=1}^n i_k j_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (i_k)^2} \sqrt{\sum_{k=1}^n (j_k)^2}} \tag{13}$$

7. *Jaccard Distance*

Metode *jaccard* ini mirip dengan *cosine* yaitu menghitung tingkat kemiripan dua buah objek, hanya saja persamaannya yang berbeda.

$$J_{accard(A,B)} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} = \frac{|A \cap B|}{|A| + |B| - |A \cap B|} \tag{14}$$

8. *Mahalanobis Distance*

Jarak Mahalanobis adalah jarak yang dapat mengurangi distorsi (penyimpangan) jarak yang disebabkan oleh kombinasi linier dari atribut. Berikut adalah persamaan *mahalanobis distance* :

$$D_{mah}(a, b) = \sqrt{(a - b) \Sigma^{-1} (a - b)^T} \tag{15}$$

9. *Spearman Distance*

Jarak *Spearman* adalah kuadrat dari jarak *euclidean* antara dua vektor peringkat.

$$d_{\checkmark} = \sum_{k=1}^n (x_{i_k} - x_{j_k})^2 \tag{16}$$

10. *Seuclidean Distance*

Seuclidean Distance disebut juga sebagai kuadrat jarak *euclidean*

$$d^2(P, q) = (P_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_i - q_i)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2 \tag{17}$$

11. *Correlation Distance*

Jarak *correlation* merupakan perhitungan untuk mendapatkan jumlah dari dua variable yang berkorelasi. Persamaan *correlation distance* adalah sebagai berikut :

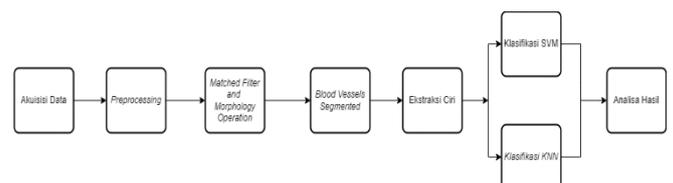
$$r(i, j) = \frac{N \sum_{k=1}^n i_k j_k - \sum_{k=1}^n i_k \sum_{k=1}^n j_k}{\sqrt{N \sum_{k=1}^n (i_k)^2 - (\sum_{k=1}^n i_k)^2} \sqrt{N \sum_{k=1}^n (j_k)^2 - (\sum_{k=1}^n j_k)^2}} \tag{18}$$

III. METODE

Pada bagian ini akan dijelaskan alur dari perancangan sistem segmentasi citra pembuluh darah pada citra serviks dan pengujian performansi melalui sistem klasifikasi.

A. Alur Sistem Perancangan

Pada bagian ini akan dibahas perancangan sistem yang digunakan untuk melakukan segmentasi pembuluh darah hingga analisa hasil, alur sistem dapat dilihat pada gambar 3.



GAMBAR 3 BLOK DIAGRAM ALUR SISTEM

Blok diagram di atas merupakan representasi sistem pada penelitian ini. Perancangan sistem memiliki beberapa tahapan data yang diawali dengan data masukan berupa citra serviks yang telah didapatkan dalam bentuk JPG. Selanjutnya masuk ke tahap *pre-processing* untuk memperoleh hasil citra yang lebih baik dengan menghilangkan hal-hal yang mengganggu kualitas citra masukan, kemudian masuk ke tahap *Matched Filter* dan *Morphology Operation*, dimana *Matched Filter* merupakan algoritma untuk mendeteksi pembuluh darah yang berfungsi untuk memperjelas pembuluh darah dan *Morphology Operation* akan melakukan segmentasi pada objek *input* agar memperoleh (skeleton) rangka dan struktur objek dan dilakukan ekstraksi ciri bentuk menggunakan parameter, *perimeter*, *area*, dan *eccentricity*. Setelah dilakukan ekstraksi ciri citra, data hasil *output* berupa citra hasil segmentasi akan di uji melalui proses klasifikasi menggunakan metode SVM dan KNN setelah melewati proses tersebut maka akan didapatkan hasil akhir pembuluh darah untuk di analisa.

B. Akuisisi Data

Penelitian ini menggunakan dataset yang di akuisisi berdasarkan pemeriksaan menggunakan metode IVA *test* di RS Hasan Sadikin Bandung. Proses pengambilan data diperoleh langsung oleh pihak medis secara langsung dengan menggunakan kamera beresolusi minimum 8 MP pada OS Android dan dengan jarak pengambilan gambar sekitar 10 – 15 cm dengan fokus pada mulut rahim, serta pencahayaan dalam ruangan sebesar 200 – 500 lux.. Berikut merupakan contoh citra serviks pada gambar 4 :



GAMBAR 4
CONTOH CITRA SERVIKS

C. Pre-processing

Pada tahapan awal citra serviks yang berjumlah 100 gambar, terdiri dari data uji citra serviks yang berjumlah 50 data latih dan 50 data uji masuk ke tahap *preprocessing*. Tahapan ini bertujuan agar data citra menjadi lebih baik saat diproses pada tahapan berikutnya. Beberapa tahapan yang dilakukan dalam *pre-processing* yaitu:

1. Konversi RGB ke *Grayscale*

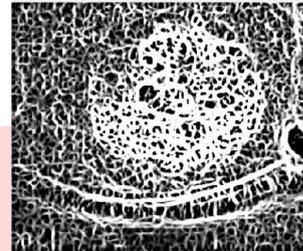
Konversi RGB ke *Grayscale* adalah proses mengubah citra yang berwarna menjadi citra keabuan. Proses ini dilakukan agar citra menjadi model yang lebih sederhana dan mempermudah proses peningkatan kualitas citra.

D. Matched Filter

Setelah *pre-processing* maka dilakukan proses segmentasi hasil citra *grayscale* yang sudah ditingkatkan kontras citranya menggunakan *Matched Filter*. Metode ini terdiri dari kernel yang dikonvolusikan dengan citra serviks hasil dari tahapan *pre-processing*. Dalam pembuatannya kernel memiliki nilai sigma yang menjadi parameter

pengujian, yaitu 1, 1.5 dan 2. Kernel dengan ukuran 15×16 piksel dikonvolusikan dengan citra serviks hasil *preprocessing* dan hanya akan menyimpan nilai maksimum yang diperoleh dari hasil konvolusi tersebut, sehingga pembuluh darah akan terlihat lebih jelas.

Metode ini akan menghasilkan keluaran citra biner, yang dilakukan dengan cara mengubah citra menjadi biner berdasarkan nilai *threshold* sebesar 60, setelah itu citra akan di filter menggunakan *median filter adaptive* untuk menghilangkan noise citra.

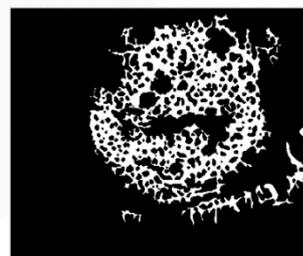


GAMBAR 5
ILUSTRASI CITRA HASIL MATCHED FILTER

Pada gambar 5 terdapat ilustrasi citra hasil segmentasi pembuluh darah yang sudah melewati tahap *Matched Filter*.

E. Morphology Operation

Setelah mendapatkan hasil citra biner melalui metode *matched filter*, maka citra akan diproses dengan *morphology operation* yaitu operasi erosi untuk memperjelas hasil pembuluh darah. Pada tahap ini digunakan operator erosi yang bekerja dengan cara mempersempit area citra berwarna putih. Pada tahapan ini dilakukan ekstraksi ciri untuk mendapatkan bentuk dari citra *input* dengan mengukur informasi mengenai bentuk dari suatu citra dengan mengatur bentuk serta ukuran suatu *structure element* [22]. Kemudian setelah melalui operasi ini, citra akan diproses dan mendapatkan keluaran akhir berupa pembuluh darah yang akan terlihat lebih jelas. Seperti ilustrasi yang ada pada gambar 6 berikut:



GAMBAR 6
ILUSTRASI HASIL MORPHOLOGY OPERATION

Pada gambar 6 merupakan ilustrasi operasi morfologi pada citra serviks, setelah dilakukan operasi morfologi objek lebih mengecil dan terlihat lebih jelas sehingga gambar input citra sudah bisa digunakan untuk lanjut ke proses klasifikasi.

F. Proses Ekstraksi Ciri Citra

Citra hasil di ekstraksi menggunakan ciri bentuk, dengan beberapa fitur yaitu nilai *perimeter*, *area*, dan *eccentricity* dari citra hasil tersebut. Berikut penjelasan mengenai fitur yang digunakan :

1. Perimeter atau parameter keliling adalah fitur untuk membedakan ukuran objek satu dengan objek lainnya, merupakan banyaknya piksel yang menyusun suatu objek.
2. Area atau parameter luas adalah fitur untuk membedakan ukuran objek satu dengan objek lainnya, merupakan banyaknya piksel yang mengelilingi suatu objek [23].
3. Eccentricity adalah nilai perbandingan antara jarak *foci ellipsis minor* atau jarak fokus yang sejajar pada sumbu *y*, *sumbu* dengan *foci ellipsis mayor* atau jarak fokus yang sejajar pada sumbu *x* suatu objek.

G. Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)

Setelah citra di segmentasi menggunakan *Matched Filter* dan *Morphology Operation*, di dapatkan hasil berupa citra yang kemudian di klasifikasikan kedalam beberapa kelas atau kategori yang telah ditentukan untuk penelitian ini. Klasifikasi dilakukan menggunakan metode SVM untuk mengidentifikasi pola pembuluh darah pada hasil segmentasi citra serviks. Pada himpunan data yang berdimensi tinggi, SVM akan bekerja sangat baik dalam prosesnya dimensi lain yang relatif bernilai tinggi dipetakan dari data asli dimensi asalnya. Garis *hyperplane* yang optimal ditentukan dengan menggunakan pembelajaran mesin dan pendekatan SVM. Parameter kernel yang digunakan pada klasifikasi ini adalah Kernel RBF, Kernel Linear, dan Kernel Polynomial.

H. Klasifikasi K-Nearest Neighbors (KNN)

Setelah data *input* di segmentasi menggunakan *Matched Filter* dan *Morphology Operation*, di dapatkan hasil berupa citra yang akan di klasifikasikan kedalam beberapa kelas atau kategori yang telah ditentukan untuk penelitian ini. Klasifikasi akan dilakukan menggunakan metode KNN.

I. Parameter Pengujian Sistem

Dalam melaksanakan pengujian sistem, dibutuhkan parameter untuk mengatur tingkat keberhasilan sistem dalam melakukan suatu pendeteksian. Adapun parameter yang digunakan untuk pengujian sistem yaitu:

1. Akurasi
Akurasi merupakan parameter ketepatan sistem identifikasi benar dalam mengenali data yang masuk dan menghasilkan keluaran yang benar. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut :
$$\text{Akurasi}(\%) = \frac{\text{Total Data Benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\% \quad (19)$$
2. Waktu Komputasi
Perhitungan waktu komputasi bertujuan untuk mengetahui waktu proses sistem dari awal masukan hingga hasil keluaran. Semakin kecil nilai waktu komputasi yang di dapat maka proses sistem semakin efisien. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut:
$$W_t = W_b - W_a \quad (20)$$

J. Confussion Matrix

Confussion Matrix merupakan suatu parameter yang dapat digunakan untuk melakukan evaluasi kualitas dan kinerja dari model yang sudah di buat. Dapat dilihat pada Tabel 3.1 merupakan tabel *confussion matrix*. Nilai dari *Confussion Matrix* digunakan untuk menghitung nilai akurasi, presisi, dan *recall*.

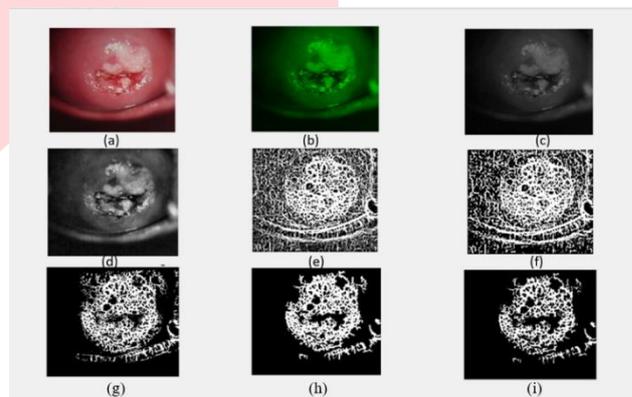
TABEL 1
CONFUSION MATRIX

Confusion Matrix		Kelas Aktual	
		Positif	Negatif
Kelas Prediksi	Positif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

Keterangan :

K. Proses Segmentasi Citra

Pada pengujian kali ini sebanyak 100 data citra serviks yang terdiri dari 50 data kelas negatif, dan 50 data kelas positif masuk ke tahap segmentasi yang diawali dengan proses *preprocessing* untuk mendapatkan citra *grayscale*, kemudian ditingkatkan kontrasnya dan di filter menggunakan *matched filter* serta di proses dengan *morphology operation* untuk mendapatkan hasil akhir. Adapun ilustrasi pengujian sistem segmentasi pembuluh darah pada citra serviks dapat dilihat pada gambar berikut :



GAMBAR 7
ILUSTRASI PROSES SEGMENTASI CITRA

Pada gambar 7 yang merupakan ilustrasi pengujian sistem segmentasi pembuluh darah pada citra serviks, adapun penjelasan pada tiap keterangan di gambar yaitu:

1. Citra serviks, yang berfungsi sebagai data mentah.
2. Citra Serviks *Green*, hasil *preprocessing* perubahan citra RGB ke kanal hijau untuk mendapatkan citra keabuan.
3. Citra Serviks Abu, hasil *preprocessing* perubahan citra RGB ke citra abu.
4. Citra Hasil Peningkatan Kontras dengan Adaptive Histogram, untuk meningkatkan kualitas citra.
5. Citra Hasil sesudah dilakukan *Matched Filter*, untuk menampilkan citra biner.
6. Citra Hasil Proses *Threshold* dengan nilai *threshold* 60, citra biner dilakukan segmentasi kembali untuk mengekstraksi bagian pembuluh darah serviks pada citra dari *backgroundnya*.
7. Citra Hasil Proses *Threshold Masking*, dilakukan untuk memperkecil area objek pembuluh darah.
8. Citra Hasil Filtering menggunakan *Median Adaptive Filter*, dilakukan untuk menghilangkan noise pada citra.
9. Hasil akhir, pada hasil akhir ini dilakukan *Morphology Operation* dengan operator erosi untuk mempersempit area citra berwarna putih.

Pada gambar terakhir citra sudah menjadi hasil akhir yang akan digunakan sebagai data masukan untuk proses klasifikasi.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini penulis akan membahas tentang hasil dan analisis dari sistem segmentasi dan pengujian melalui sistem klasifikasi. Terdapat 4 pengujian dengan 2 jenis data masukan yang akan dibahas yaitu:

1. Proses klasifikasi dengan masukan citra tanpa segmentasi menggunakan metode KNN.
2. Proses klasifikasi dengan masukan citra tanpa segmentasi menggunakan metode SVM.
3. Proses klasifikasi dengan masukan citra hasil segmentasi menggunakan metode KNN.
4. Proses klasifikasi dengan masukan citra hasil segmentasi menggunakan metode SVM.

Pengujian ini bertujuan untuk menguji citra hasil segmentasi serta melakukan analisis dari tugas akhir ini. Pengujian klasifikasi citra menggunakan data masukan citra tanpa segmentasi dan citra hasil segmentasi. Hasil pengujian akan di analisis dengan tujuan mengetahui metode yang terbaik untuk deteksi pembuluh darah pada citra serviks, mengetahui akurasi dan performansi sistem dan hasil analisisnya.

A. Pengujian Dengan Masukan Citra Tanpa Segmentasi

Pengujian pertama akan menggunakan data masukan berupa citra serviks tanpa segmentasi atau *rawdata*, kemudian dilakukan klasifikasi menggunakan dua metode klasifikasi yaitu KNN dan SVM. Hasil performansi pengujian akan dilakukan perbandingan dengan melihat akurasi dan waktu komputasi. Berikut adalah contoh citra masukan tanpa segmentasi:

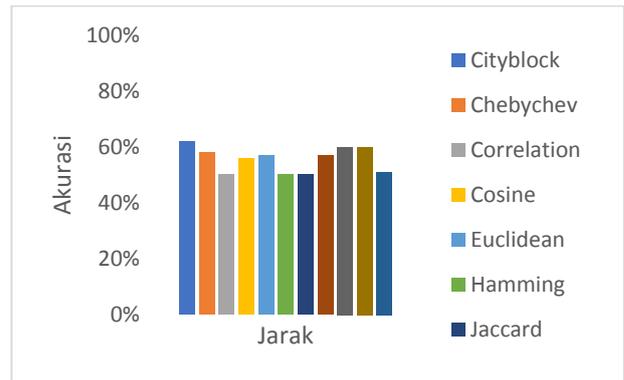


GAMBAR 8
CONTOH CITRA MASUKAN TANPA SEGMENTASI

1. Proses Klasifikasi Dengan Masukan Citra Tanpa Segmentasi Menggunakan Metode KNN

Klasifikasi menggunakan metode KNN dengan menggunakan data masukan citra serviks tanpa segmentasi, yang terbagi menjadi data *testing* dan *training* yang berjumlah 50 tiap kelas datanya. Citra masukan diklasifikasi menggunakan 11 jarak terlampir dengan nilai $K = 1, 3, 5, 7, 9$, dan 11 serta menggunakan beberapa fitur yaitu *area*, *eccentricity*, dan *perimetic*. Berdasarkan hasil klasifikasi menggunakan KNN dengan 11 jarak terlampir dan $K = 1, 3, 5, 7, 9$, dan 11 tersebut maka data yang berwarna kuning menunjukkan data yang mendapatkan tingkat akurasi tertinggi, yang terdapat pada jarak *cityblock* dengan nilai $K = 3$ & 5 mendapatkan akurasi 66% dan waktu komputasi untuk $K = 3$ sebesar 0,0328 *sec* dan $K = 5$ sebesar 0,0326 *sec*. Dapat

dilihat pada gambar 9 untuk hasil klasifikasi menggunakan metode KNN.



Gambar 9
Grafik Akurasi KNN dengan *input Rawdata*

Berdasarkan tabel nilai akurasi yang didapatkan dari pengujian klasifikasi menggunakan masukan berupa citra tanpa segmentasi, menunjukkan bahwa klasifikasi KNN dengan jarak tertentu dan K yang sudah ditentukan bisa memproses citra masukan, namun mendapatkan hasil akurasi yang kurang baik. Nilai tertinggi terdapat pada jarak *cityblock* sebesar 66% dengan menggunakan nilai $K = 3$ & 5. Hal ini menunjukkan bahwa akurasi yang didapatkan oleh sistem masih dibawah 70% sehingga, pada sub-bab selanjutnya akan dilakukan klasifikasi sistem dengan masukan citra tersegmentasi untuk mendapatkan hasil akurasi sistem yang lebih baik.

2. Proses Klasifikasi Dengan Masukan Citra Tanpa Segmentasi Menggunakan Metode SVM

Pada tahapan klasifikasi citra dengan metode SVM, menggunakan data masukan citra tanpa segmentasi yang diklasifikasikan dengan tiga parameter kernel yaitu, Kernel RBF, Kernel *Linear*, Kernel *Polynomial*. Berikut dapat dilihat pada tabel 2 merupakan hasil klasifikasi dengan data citra masukan tanpa segmentasi menggunakan metode SVM:

TABEL 2
HASIL KLASIFIKASI CITRA MASUKAN TANPA SEGMENTASI
DENGAN METODE SVM

No	Kernel	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (sec)
1	<i>RBF</i>	60%	0,0463
2	<i>Linear</i>	62%	0,0472
3	<i>Polynomial</i>	46%	0,0460

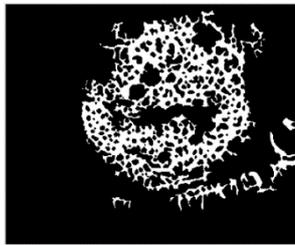
Pada tabel 2 diatas menunjukkan bahwa data yang memiliki warna kuning berarti mendapatkan akurasi tertinggi yaitu, Kernel *Linear* yang mendapatkan hasil akurasi sebesar 62% dan waktu komputasi sebesar 0,0472 *sec*. Pada percobaan menggunakan kernel yang lain menggunakan kernel RBF mendapatkan hasil akurasi sebesar 60% dan waktu komputasi sebesar 0.0463 *sec*, sedangkan dengan menggunakan kernel *Polynomial* mendapatkan akurasi sebesar 46% dan waktu komputasi sebesar 0,0460 *sec*.

Berdasarkan tabel diatas dapat disimpulkan bahwa kernel *Linear* merupakan parameter terbaik karena memiliki

akurasi tertinggi dibandingkan tingkat akurasi yang diperoleh *RBF* dan *Polynomial*.

B. Pengujian Dengan Masukan Citra Hasil Segmentasi

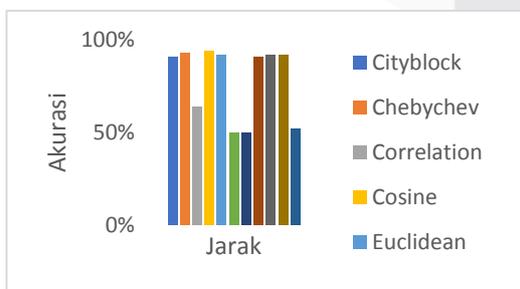
Pada pengujian pertama yang telah menggunakan data masukan citra tanpa segmentasi atau *rawdata*, maka pada sub-bab ini dilakukan klasifikasi menggunakan dua metode klasifikasi yaitu KNN dan SVM dengan masukan citra yang telah disegmentasi. Hasil performansi pengujian sistem akan dilakukan perbandingan dengan melihat akurasi dan waktu komputasi. Berikut adalah contoh citra masukan yang sudah melalui proses segmentasi :



GAMBAR 10
CONTOH CITRA MASUKAN HASIL SEGMENTASI

1. Proses Klasifikasi Dengan Masukan Citra Hasil Segmentasi Menggunakan Metode KNN

Setelah melalui proses segmentasi selanjutnya citra pembuluh darah masuk ke tahapan klasifikasi menggunakan metode K-Nearest Neighbors (KNN), pada metode klasifikasi ini data serviks hasil segmentasi yang terbagi menjadi data *testing* dan *training* yang berjumlah 50 tiap kelas datanya. Citra masukan diklasifikasi menggunakan 11 jarak terlampir dengan nilai $K = 1, 3, 5, 7, 9, \text{ dan } 11$ dan juga menggunakan beberapa fitur yaitu *area*, *eccentricity*, dan *perimetic*. Berdasarkan hasil klasifikasi menggunakan metode K-Nearest Neighbors (KNN) menggunakan 11 jarak dengan nilai $K = 1, 3, 5, 7, 9, \text{ dan } 11$ tersebut maka data yang berwarna kuning mendapatkan tingkat akurasi tertinggi yang terletak pada jarak *cityblock*, *chebbychev*, dan *cosine* yaitu 96%. Meski pada umumnya klasifikasi KNN ini akan mencapai akurasi terbaik menggunakan jarak *euclidean*, namun pada penelitian kali ini data yang memiliki tingkat akurasi terbaik terdapat pada jarak *cosine*, karna berdasarkan hasil data rata-rata dari semua jarak yang digunakan, *cosine* memiliki tingkat akurasi yang paling baik diantara jarak yang lain yaitu 94%. Dapat dilihat pada gambar 11 untuk hasil klasifikasi menggunakan metode KNN.



GAMBAR 11
GRAFIK AKURASI KNN DENGAN INPUT CITRA HASIL SEGMENTASI

Hal ini menunjukkan bahwa klasifikasi KNN dengan jarak tertentu dan K yang sudah ditentukan bisa memproses citra masukan pembuluh darah dengan baik seperti jarak *cityblock*, *cosine*, *chebychev*, *euclidean*, *mahalanobis*, *minkowski*, dan *seuclidean* karena jarak ini berhasil mencapai akurasi 90% dan lebih. Jarak sisanya seperti *correlation*, *hamming*, *jaccard*, dan *spearman* dengan akurasi dibawah 65% menunjukkan bahwa jarak tersebut tidak cocok untuk sistem ini.

Pada proses klasifikasi menggunakan KNN, data terbaik terletak pada jarak *cosine* dengan menggunakan $K = 3$ & 5 namun jika dilihat dengan perbandingan waktu komputasinya $K = 5$ akan lebih baik dalam memproses data citra karena menggunakan matriks 5×5 , nilai K sendiri adalah jumlah tetangga yang digunakan sebagai pembanding dari data latih terhadap data uji. Semakin tinggi nilai K tidak menjamin nilai akurasi akan menjadi semakin tinggi, namun semakin tinggi nilai K mempengaruhi waktu komputasi menjadi lebih cepat. Dari hasil sistem juga terlihat bahwa $K = 5$ memiliki waktu komputasi yang lebih baik sebesar $0,0584 \text{ sec}$ sedangkan $K = 3$ memiliki waktu komputasi $0,0579 \text{ sec}$ oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa $K = 5$.

2. Proses Klasifikasi Dengan Masukan Citra Hasil Segmentasi Menggunakan Metode SVM

Kernel Pada tahapan klasifikasi citra dengan metode SVM, dengan masukan citra hasil segmentasi yang diklasifikasikan menggunakan tiga parameter kernel yaitu, Kernel RBF, Kernel *Linear*, Kernel *Polynomial*. Berikut adalah tabel hasil klasifikasi citra hasil segmentasi menggunakan metode SVM:

TABEL 3 HASIL KLASIFIKASI CITRA HASIL SEGMENTASI DENGAN METODE SVM

No	Kernel	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (sec)
1	RBF	96%	0,1467
2	Linear	92%	0,0423
3	Polynomial	90%	0,0472

Pada tabel 3 diatas menunjukkan bahwa data yang berwarna kuning berarti mendapatkan hasil akurasi tertinggi, yaitu Kernel RBF yang mendapatkan hasil akurasi sebesar 96% dengan waktu komputasi sebesar $0,0423 \text{ sec}$. Pada percobaan menggunakan kernel yang lain dengan menggunakan kernel *Linear* mendapatkan hasil sebesar 92% dengan waktu komputasi sebesar $0,0423 \text{ sec}$ dan dengan menggunakan kernel *Polynomial* mendapatkan akurasi sebesar 90% dan waktu komputasi sebesar $0,0472 \text{ second}$.

Berdasarkan tabel diatas dapat disimpulkan bahwa kernel RBF merupakan parameter terbaik karena memiliki akurasi tertinggi dibandingkan tingkat akurasi yang diperoleh *Linear* dan *Polynomial*, karena RBF memiliki jumlah dimensi yang tidak terhingga sehingga mampu menghasilkan klasifikasi dengan baik, sedangkan pada *Polynomial* memiliki jumlah dimensi sesuai dengan sudut yang kita tentukan, dan *Linear* hanya memiliki 2 dimensi.

Dapat diketahui berdasarkan hasil pengujian melalui sistem klasifikasi KNN dan SVM yang menggunakan data masukan citra tanpa segmentasi mendapatkan akurasi rata-rata sebesar 62% untuk KNN dan 62% untuk SVM, sedangkan dengan menggunakan data masukan citra hasil segmentasi mendapatkan akurasi rata-rata sebesar 78% untuk KNN dan 93% untuk SVM serta dapat dilihat juga untuk waktu komputasi terbaik yang didapatkan oleh sistem sebesar 0,0326 *sec* untuk KNN dengan masukan citra tanpa segmentasi sedangkan untuk citra hasil segmentasi sebesar 0,0579 *sec* dan untuk SVM dengan masukan citra tanpa segmentasi sebesar 0,046 *sec* sedangkan untuk citra hasil segmentasi sebesar 0,0423 *sec*.

V. KESIMPULAN

Dari hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan pada sistem segmentasi pembuluh darah pada citra serviks, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Perancangan sebuah sistem untuk mendeteksi kanker serviks melalui segmentasi pembuluh darah berhasil dilakukan. Perancangan sistem menggunakan dua metode segmentasi citra yaitu *Matched Filter* dan *Morphology Operation*. Citra yang didapat melalui proses segmentasi menjadi data masukan untuk di uji melalui proses klasifikasi menggunakan algoritma KNN dan SVM, dan dapat mendeteksi kanker serviks dengan baik. Hal ini dapat dibuktikan dari hasil pengujian performansi sistem melalui pengujian performansi sistem, dengan hasil akurasi sebesar 96% pada klasifikasi SVM dan KNN.
2. Berdasarkan pengujian sistem menggunakan 50 data uji dan 50 data latih citra hasil segmentasi, algoritma KNN dengan menggunakan jarak *cosine* mampu memperoleh akurasi sebesar 96% dan waktu komputasi sebesar 0,0584 *sec* dan algoritma SVM dengan menggunakan kernel RBF memperoleh akurasi 96% sebesar 0,1467 *sec*. Dari hasil pengujian tersebut, dapat diketahui bahwa jarak *cosine* dan kernel RBF lebih baik dari segi akurasi dibandingkan dengan parameter yang lain.
3. Berdasarkan pengujian sistem menggunakan algoritma SVM dan KNN dengan data masukan yang belum melalui proses segmentasi mendapatkan hasil akurasi yang lebih rendah sebesar 66% , dan dibandingkan dengan menggunakan data masukan yang telah disegmentasi mendapatkan hasil akurasi sebesar 96%. Hal ini menunjukkan bahwa citra hasil segmentasi lebih baik, karena data tersebut memunculkan pola pembuluh darah sehingga sistem

pembelajarannya terfokus pada pola pembuluh darah hasil segmentasi.

REFERENSI

- [1] Neerja Bhatla, Daisuke Aoki, Daya Nand Sharma, Rengaswamy Sankaranarayanan, "Cancer of the cervix uteri: 2021 update," *International Journal of Gynecology & Obstetrics*, vol. 155, no. S1, 2021.
- [2] Aulia, "Deteksi Dini Kanker Serviks dengan IVA," 12 Oktober 2016. <http://p2ptm.kemkes.go.id/tag/deteksi-dini-kanker-serviks-dengan-iva>. [Accessed 5 Desember 2021].
- [3] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, "Penyakit Kanker di Indonesia Berada Pada Urutan 8 di Asia Tenggara dan Urutan 23 di Asia," 31 Januari 2019. <http://p2p.kemkes.go.id/penyakit-kanker-di-indonesia-berada-pada-urutan-8-di-asia-tenggara-dan-urutan-23-di-asia/>. [Accessed 2 Desember 2021].
- [4] R. Minhajat, "Angiogenesis dan Perannya pada Kanker", Universitas Hasanuddin: Bagian Penyakit Dalam FK-UNHAS, 2020.
- [5] S. Holmen, H. N. Galappaththi, E. Kleppa, P. Pillay, T. Naicker, M. Taylor, M. Onsurd, E. Floercke K., F. Albrechtsen, "Characteristics of Blood Vessels in Female Genital Schistosomiasis: Paving the Way for Objective Diagnostics at the Point of Care," *PLOS Neglected Tropical Diseases*, p. 10(4), 13 April 2016.
- [6] Rakesh R. Ramjiawan, Arjan W. Griffioen, & Dan G. Duda, "Anti-angiogenesis for cancer revisited: Is there a role for combinations with immunotherapy?," *Author Manuscript*, vol. II, no. 20, pp. 185-204, 1 May 2018, doi: 10.1007/s10456-017-9552-y
- [7] J Gonzalez Falco, A M Madamba, F. de la Fuente, L Anton Aparicio, M Jurado Chacon, S Harguindey, "Cervical Mosaic and an Integrated Pathophysiological Approach to Early Cervical Neoplasia," *J Biol Response Mod*, vol. VI, no. 5, pp. 473-483, 21 April 2010, PMID: 2824702.
- [8] Tucker WD, Arora Y, Mahajan K., "Anatomy, Blood Vessels," Treasure Island (FL): StatPearls Publishing, 11 August 2021. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK470401/>. [Accessed Januari 2022].
- [9] R. Sankaranarayanan, "Colposcopic Examination of The Abnormal Cervix," *Colposcopy and Treatment of Cervical Precancer*, vol. II, no. 2, pp. 77-83, 2017.
- [10] Nowak-Sliwinska P, Alitalo K, Allen E, Anisimov A, Aplin AC, Auerbach R, Augustin HG, Bates DO, van Beijnum JR, Bender RHF, Bergers G, Bikfalvi A, Bischoff J, Böck BC, Brooks PC, Bussolino F, Cakir B, Carmeliet P, Castranova D, Cimpean AM, Cleaver

- O., "Consensus Guidelines for The Use and Interpretation of Angiogenesis Assays," *Angiogenesis*, vol. III, no. 21, pp. 425-532, 2018, doi: 10.1007/s10456-018-9613-x. PMID: 29766399; PMCID: PMC6237663.
- [11] F. Fatmawati, W. Wijaksono, "Tumor Angiogenesis," *Jurnal Respirasi*, vol. 4, no. 3, 2018.
- [12] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, "Mengenal Kanker Leher Rahim," 3 Februari 2019. <http://p2ptm.kemkes.go.id/infographic-p2ptm/penyakit-kanker-dan-kelainan-darah/mengenal-kanker-leher-rahim>. [Accessed 4 Desember 2021].
- [13] "Cervix Anatomy Image," <https://images.fineartamerica.com/images-medium-large-5/14-female-genital-system-asklepios-medical-atlas.jpg>.
- [14] Dinas Kesehatan Daerah Istimewa Yogyakarta, "Waspadai Kanker Leher Rahim," 15 Juni 2017. <https://www.dinkes.jogjaprovo.go.id/berita/detail/leher-rahim-serviks-kanker-jupe-stop-cancer-penyakit-sehat-kesehatan-waspadai-kanker-leher-rahim>. [Accessed 5 Desember 2021].
- [15] D.S. Bestry, B. Hidayat, and H. Fauzi, "Deteksi Dini Kanker Serviks Metode IVA Berbasis Pengolahan Sinyal Digital Menggunakan Deteksi Tepi Zero Crossin," *e-Proceeding Eng*, vol. 3, no. 3, pp. 4816-4822, 2016.
- [16] D. N. Agustyawati, "Perancangan Aplikasi Deteksi Kanker Serviks menggunakan Convolutional Neural Network", Bandung: Universitas Telkom, S1 Teknik Telekomunikasi, 2021.
- [17] C. Iswahyudi, "Proses Pengolahan Citra Digital Dan Konversi Citra Analog Menjadi Citra Digital", Bali: Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Teknik Komputer (STMIK) STIKOM Bali, 2013.
- [18] Maghfira Rifki H., Ratri Dwi Atmaja, R. Yunendah Nur F., Segmentasi Pembuluh Darah Pada Fundus Retina Menggunakan Matched Filter Dan Operasi Morfologi, Bandung: Universitas Telkom, 2017, p. 1661.
- [19] B. Sakti, Segmentasi Pembuluh Darah Pada Fundus Retina Menggunakan Operasi Morfologi dan Discrete Wavelet Transform, Bandung: Universitas Telkom, 2018.
- [20] M. S. Ardisasmita, Matematika Morfologi untuk Segmentasi dan Analisis Citra, Tangerang Selatan: Pusat Pengembangan Teknologi Informatika dan Komputasi, 2018.
- [21] I. Maliki, Mofologi Citra, Bandung: Universitas Komputer Indonesia, 2020.
- [22] H. Sudirman, "Morfologi Untuk Pengolahan Citra," in *Pengolahan Citra, Teori, dan Aplikasi*, Jember, Anzdoc, 2018, pp. 195-230.
- [23] U. Athiyah, Ekstraksi Ciri untuk Pengenalan Polip dan Pendarahan Pada Citra Scan Endoskopi Kanker Kolorektal, Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia, 2018.