

# Klasifikasi Data Kolposkopi Menggunakan GLCM-SVM pada Kanker Serviks

Muhammad Thohir  
Jurusan Pendidikan Bahasa Arab UIN  
Sunan Ampel Surabaya  
Surabaya, Indonesia  
muhammadthohir@uinsby.ac.id

Ahmad Zaenal Arifin  
Jurusan Matematika  
Universitas PGRI Ronggolawe  
Tuban, Indonesia  
az\_arifin@unirow.ac.id

Ahmad Zoebad Foeady  
Jurusan Matematika  
UIN Sunan Ampel Surabaya  
Surabaya, Indonesia  
deddyzoebad711@gmail.ac.id

Bunga Yuwa Phiadelvira  
Jurusan Pendidikan Islam UIN  
Sunan Ampel Surabaya  
Surabaya, Indonesia  
yuwabunga@uinsby.ac.id

Dian Candra Rini Novitasari  
Jurusan Matematika  
UIN Sunan Ampel Surabaya  
Surabaya, Indonesia  
diancrini@uinsby.ac.id

Ahmad Hanif Asyhar  
Jurusan Matematika  
UIN Sunan Ampel Surabaya  
Surabaya, Indonesia  
hanif@uinsby.ac.id

**Abstrak—Kanker serviks merupakan penyakit paling mematikan kedua bagi wanita. Untuk mengurangi angka kematian akibat penyakit ini, diperlukan pencegahan dengan deteksi dini kanker.**

**Metode yang digunakan untuk mengidentifikasi adanya kanker serviks adalah dengan melakukan pengamatan visual yang menghasilkan data citra. Akan tetapi, pengamatan visual juga memiliki kelemahan, sehingga perlu dilakukan pengamatan berbasis komputer untuk memudahkan deteksi dini. Pada penelitian ini, metode pengamatan berbasis komputer yang digunakan adalah preprocessing, dilanjutkan dengan proses ekstraksi ciri menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM) sebagai metode klasifikasi. Hasil klasifikasi SVM terbaik adalah menggunakan ekstraksi ciri kernel polinomial dan GLCM dengan sudut 450. Tingkat akurasi yang diperoleh sebesar 90%.**

**Kata kunci—kanker serviks, kolposkopi, GLCM, SVM**

## I. PENDAHULUAN

Kanker merupakan penyakit yang disebabkan oleh pertumbuhan sel-sel tubuh yang abnormal dan tidak terkendali yang masuk ke dalam jaringan tubuh yang normal dan kemudian menghambat pertumbuhan jaringan normal [1], [2]. Sel-sel tersebut akan terus tumbuh dan dapat menyebar ke bagian tubuh lainnya sehingga dapat menyebabkan kematian pada manusia. Kanker merupakan salah satu penyakit penyumbang angka kematian tertinggi di dunia, yaitu sebesar 7,6 juta jiwa atau sekitar 13% setiap tahunnya [3]–[5].

Menurut World Health Organization (WHO), Indonesia merupakan negara yang memiliki penderita kanker serviks terbanyak di dunia, dengan jumlah kasus setiap tahunnya tidak kurang dari 150.000 kasus [6]. Di Indonesia sendiri terdapat 5 jenis kanker yang banyak diderita oleh manusia hingga menyebabkan kematian, dan salah satunya adalah kanker serviks. Kanker serviks merupakan salah satu jenis kanker yang menyerang organ reproduksi pada wanita yaitu leher rahim (uterus) [7]. Pada dasarnya kanker ini menyerang wanita yang berusia lanjut, namun pada kenyataannya penyakit ini juga menyerang wanita pada usia 20 hingga 30 tahun. Setelah kanker payudara, kanker serviks merupakan kanker kedua yang banyak menyebabkan kematian pada wanita [8]. Penyakit kanker dipengaruhi oleh beberapa hal seperti faktor gen, pola hidup yang kurang baik dan juga Human Papilloma Virus (HPV).

HPV adalah virus yang menjadi penyebab utama kanker serviks.

HPV memiliki beberapa jenis, tetapi tipe 16 dan 18 merupakan tipe yang paling memengaruhi terjadinya kanker serviks.

Penularan virus ini dapat terjadi melalui kontak kulit, yang biasanya terjadi saat berhubungan seksual [9].

Untuk mengurangi angka kematian akibat penyakit ini, maka perlu dilakukan pencegahan dan deteksi dini kanker ini.

Deteksi dini dapat dilakukan dengan beberapa cara, salah satunya adalah dengan menggunakan data kolposkopi [10]. Dari data tersebut, proses identifikasi serviks dapat dikatakan normal atau kanker. Proses deteksi dilakukan oleh dokter dengan melakukan pengamatan visual secara langsung. Pengamatan visual memiliki beberapa kelemahan yang menyebabkan akurasi kurang. Oleh karena itu, diperlukan pengamatan berbasis komputer yang diharapkan dapat memberikan hasil dengan nilai yang dapat dipertanggungjawabkan oleh pihak medis dalam pendeteksian dini kanker serviks [6]. Pengamatan berbasis komputer diawali dengan preprocessing dilanjutkan dengan proses ekstraksi ciri menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) yang telah berhasil mendeskripsikan dan memperbaiki ciri citra [11]. Kemudian hasil yang diperoleh dari proses preprocessing tersebut diperlukan input pada proses klasifikasi menggunakan Support Vector Machine (SVM). Metode SVM dipilih sebagai metode klasifikasi karena dinilai memiliki kemampuan generalisasi yang tinggi [12].

Pada beberapa penelitian terdahulu, banyak peneliti yang menggunakan SVM sebagai metode klasifikasi seperti An Intelligent System for Automated Breast Cancer Diagnosis and Prognosis Using SVM Based Classifier dengan nilai akurasi sebesar 97% [13], Automatic Acne Detection of Face Image Case Study on Provincial Skin dengan nilai akurasi sebesar 93,13% [14], MRI Brain Cancer Classification Using Hybrid Classifier (SVM-KNN) dengan nilai akurasi sebesar 96% [15], Automated Diagnosis System of Diabetic Retinopathy Using GLCM Method and SVM Classifier dengan nilai akurasi sebesar 82,35% [16].

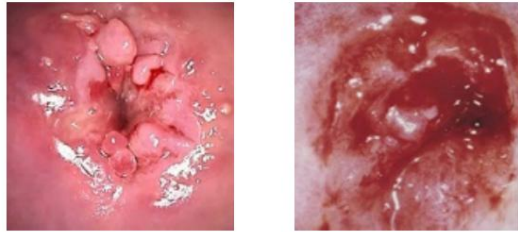
Berdasarkan penelitian sebelumnya, metode SVM memiliki nilai akurasi dan generalisasi yang lebih tinggi dibandingkan metode klasifikasi lainnya. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan metode GLCM dan klasifikasi SVM sebagai Computer Aided Diagnosis (CAD) untuk meningkatkan deteksi dini kanker serviks.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### A. Kanker Serviks

Kanker serviks merupakan penyakit yang menyerang organ reproduksi wanita, yaitu pada bagian leher rahim. Penyakit ini dapat terjadi ketika sel-sel pada leher rahim tumbuh secara tidak normal dan keluar dari tubuh.

kontrol [17]. Pada Gambar 1 dapat dilihat kondisi serviks yang terkena kanker serviks.



Gambar 1. Serviks yang terkena kanker

Kanker serviks merupakan penyakit kedua yang dianggap sebagai penyebab utama kematian pada wanita setelah kanker payudara. Sekitar 14.000 orang di Amerika Serikat menderita kanker serviks setiap tahun, dan sekitar 5.000 orang meninggal. Sekitar 85% kematian akibat kanker serviks terjadi di negara berkembang, dan angka kematiannya 18 kali lebih tinggi dibandingkan di negara maju [18].

#### B. Kolposkopi

Kolposkopi merupakan salah satu proses pengobatan untuk mengetahui kondisi kanker serviks. Proses kolposkopi diawali dengan pemberian asam asetat pada serviks kemudian dilakukan pembesaran untuk melihat kelainan pada serviks [19].

#### C. Filter Median

Filter median merupakan salah satu teknik yang digunakan dalam pemrosesan untuk menghilangkan noise "garam dan merica" pada data gambar. Probabilitas yang dimiliki setiap piksel dalam gambar adalah  $\frac{1}{256}$  ( $0 < p < 1$ ) yang didominasi oleh titik hitam dan putih [20]. Langkah dalam median filter adalah mengurutkan nilai abu-abu pada nilai tetangga dan kemudian mengambil nilai median untuk menggantikan nilai noise pada gambar [21]. Persamaan median filter dapat dilihat pada Persamaan 1.

$$g(x, y) = \text{median}\{f(x - i, y - j), i, j \in \text{Saya}\} \quad (1)$$

Di mana  $f(x, y)$  adalah data gambar nyata,  $g(x, y)$  adalah hasil dari filter median dan merupakan vektor 2D dalam bentuk matriks orde  $n \times n$ .

#### D. Persamaan Histogram

Histogram equalization juga merupakan suatu teknik yang digunakan dalam pre-processing untuk mengatur tingkat kecerahan atau kontras dan meningkatkan kualitas histogram citra sehingga diperoleh hasil citra yang lebih mudah untuk dianalisis nantinya [22]. Persamaan histogram equalization dapat dilihat pada Persamaan 2.

$$X' = T(x) = \sum_{i=0}^x n_i \frac{\text{MaxIntensity}}{N} \quad (2)$$

Di mana  $X'$  adalah intensitas nilai gambar yang baru,  $n$  adalah data piksel, dan  $N$  adalah jumlah data.

#### E. Matriks Ko-Kemunculan Tingkat Abu-abu (GLCM)

GLCM merupakan bagian penting dari proses klasifikasi yang menggunakan perhitungan tekstur statistik orde kedua untuk menghitung probabilitas hubungan dekat antara dua piksel pada jarak tertentu. Fitur GLCM dihitung melalui 4 arah yang berbeda, yaitu 00

dan 1350 [23]. Untuk mengekstrak fitur, GLCM melibatkan parameter serta beberapa properti yang dapat dilihat dalam persamaan [23].

##### 1) Kontras

$$\text{contrast} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i - j)^2 M(i, j) \quad (3)$$

##### 2) Korelasi

$$\text{Correlation} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} ij M(i, j) \quad (4)$$

##### 3) Energi

$$\text{Energy} = \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} M^2(i, j)} \quad (5)$$

##### 4) Homogenitas

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{M(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (6)$$

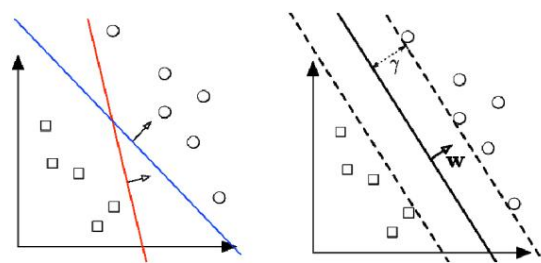
Pada persamaan (3) – (6),  $M(i, j)$  merupakan probabilitas yang nilainya mulai dari 0 sampai dengan 1, yaitu nilai elemen pada matriks kohesi,  $N$  merupakan banyaknya piksel dan  $i, j$  merupakan banyaknya baris dan kolom.

#### F. Mesin Vektor Pendukung (SVM)

Pada tahun 1992 untuk pertama kalinya Support Vector Machine (SVM) diperkenalkan oleh Vapnik sebagai salah satu metode pengenalan pola. SVM memiliki konsep untuk menentukan hyperplane optimal berupa garis linier untuk memisahkan dua kelas yang terbagi menjadi kelas +1 dan -1 [16]. Hyperplane optimal dapat dicari dengan mengukur jarak terdekat antara hyperplane dengan pola terdekat dari masing-masing kelas. Tujuan dari metode SVM sendiri adalah untuk mendapatkan support vektor yang optimal. Persamaan SVM dapat dilihat pada Persamaan 7.

$$f(x) = w(x) + b \quad (7)$$

Di mana  $w$  adalah bobot,  $x$  adalah data sebagai variabel input dan  $b$  adalah bias. Memaksimalkan nilai margin merupakan metode yang digunakan untuk mendapatkan nilai hyperplane yang optimal. Citra hyperplane yang optimal dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. SVM dengan hyperplane yang memisahkan dua kelas [24]

#### G. Matriks Kebingungan

Confusion Matrix merupakan suatu metode yang digunakan untuk mengukur akurasi dari suatu classifier yang dapat menghasilkan nilai akurasi, spesifisitas dan sensitivitas. Untuk mendapatkan akurasi pada suatu classifier diperlukan True Negative (TN), False Positive (FP), False

Nilai Negatif (FN), Positif Sejati (TP) pada matriks kebingungan. Matriks kebingungan dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Hasil Klasifikasi		
Data Aktual	Matriks Kebingungan	
	+	-
+	Positif Benar (TP)	Negatif Palsu (FN)
-	Positif Palsu (FP)	Negatif Benar (TN)

Setelah nilai TN, FP, FN, dan TP diperoleh, maka dapat dihitung nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas menggunakan persamaan (8) - (9).

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (8)$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (9)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (10)$$

### III. METODE PENELITIAN

#### A. Jenis Penelitian

penelitian tentang deteksi dini kanker serviks menggunakan Support Vector Machine adalah data gambar dan data kuantitatif karena dalam proses klasifikasinya menggunakan perhitungan matematis.

#### B. Pengumpulan dan Analisis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data kolposkopi yang diambil dari [25]. Jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini terkumpul sebanyak 500 data yang terbagi menjadi 400 data latih dan 100 data uji.

#### C. Langkah-Langkah

Penelitian Langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini

adalah: 1) *Pra-Pemrosesan* Pra-pemrosesan merupakan proses yang dilakukan untuk memperbaiki data dan mengidentifikasi bentuk serta ukuran untuk memudahkan pengolahan citra. Banyak cara yang dapat dilakukan dalam pra-pemrosesan seperti mengubah citra menjadi skala abu-abu, mengurangi noise dan juga mengatur tingkat kontras dan kecerahan gambar.

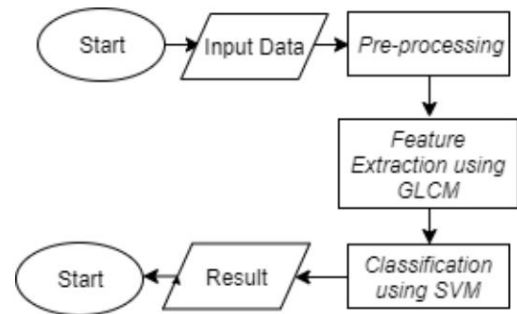
##### 2) Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan suatu proses yang bertujuan untuk mengambil informasi yang merupakan karakteristik dari setiap kelas sehingga memudahkan proses klasifikasi.

##### 3) Klasifikasi

Setelah mendapatkan hasil proses pelatihan yang menghasilkan nilai bobot dan bias, maka langkah selanjutnya adalah proses pengujian yang menggunakan data hasil output proses pelatihan untuk mengklasifikasikan data menjadi lima kelas yaitu normal, kanker serviks stadium 1, stadium 2, stadium 3, dan stadium 4.

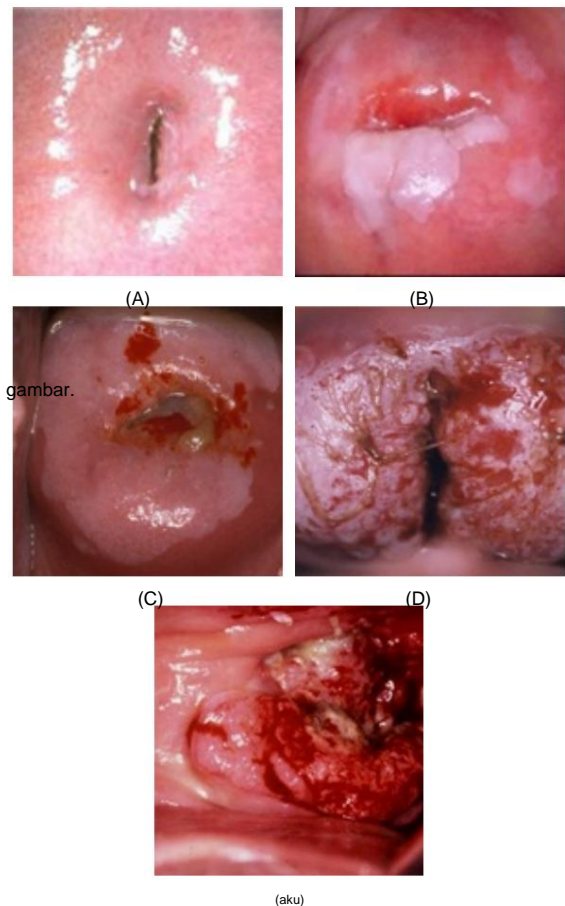
Untuk memudahkan pemahaman, langkah-langkah penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram Alir Penelitian

### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini terdiri dari beberapa proses yaitu preprocessing, ekstraksi ciri menggunakan GLCM dan klasifikasi menggunakan SVM. Sampel data yang digunakan untuk proses klasifikasi adalah sampel data kondisi serviks normal, kanker serviks stadium 1, stadium 2, stadium 3, dan stadium 4 sehingga pada penelitian ini dilakukan klasifikasi dengan menggunakan lima kelas. Semakin banyak kelas yang digunakan maka akan semakin membantu pihak medis dalam melakukan identifikasi yang lebih detail. Citra yang diperoleh masih berupa data mentah yang belum diolah dan masih banyak noise sehingga harus diolah menggunakan preprocessing yang selanjutnya akan dilakukan ekstraksi ciri untuk mendapatkan parameter uji. Parameter ini akan menjadi input pada proses klasifikasi dan mempengaruhi keberhasilan klasifikasi. Contoh sampel data yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 4.

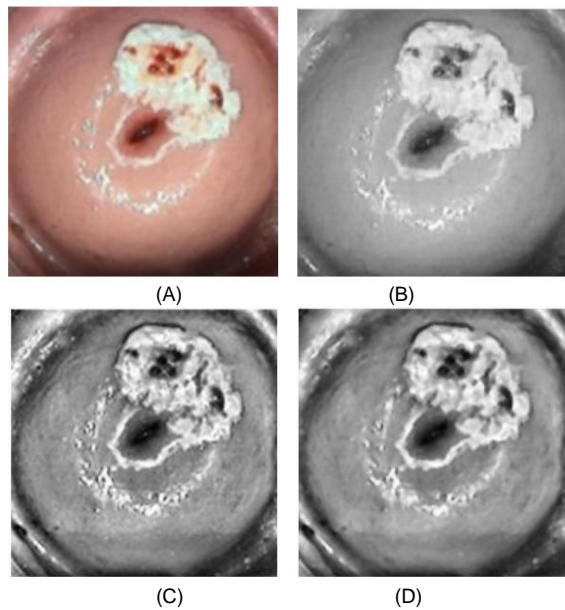


Gambar 4. (a) serviks normal, (b) kanker serviks stadium 1, (c) kanker serviks stadium 2, (d) kanker serviks stadium 3, (e) kanker serviks stadium 4

Langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini adalah:

A. Pra-pemrosesan

Pra-pemrosesan merupakan langkah awal yang dilakukan untuk mendapatkan nilai citra yang baru dan baik untuk digunakan pada tahap selanjutnya. Pra-pemrosesan diawali dengan mengubah data citra awal menjadi skala abu-abu karena metode yang akan digunakan dalam ekstraksi ciri adalah GLCM, maka citra harus diubah terlebih dahulu menjadi skala abu-abu, langkah selanjutnya adalah mengatur tingkat kecerahan dan kontras pada citra menggunakan histogram equalization. Hal ini bertujuan untuk menyamakan tingkat kecerahan dan kontras pada semua data citra yang ada. Langkah selanjutnya yang dilakukan adalah mengurangi noise atau objek yang tidak diinginkan menggunakan median filter, dan ukuran matriks yang digunakan sebagai nilai mask 2D dalam penelitian ini adalah 3 x 3. Penggunaan ukuran matriks 3 x 3 sebagai mask 2D dikarenakan jika ukuran matriks yang diambil terlalu besar, maka akan banyak tekstur pada fitur yang terbuang. Hasil pre-processing dapat dilihat pada Gambar 5.a sebagai hasil grayscale, Gambar 5.b sebagai hasil histogram equalization dan Gambar 5.c sebagai hasil median filter.



Gambar 5. (a) Citra kanker serviks (b) Citra skala abu-abu (c) Ekstraksi pemerataan histogram (d) Ekstraksi filter median

B. Ekstraksi Fitur

Proses ekstraksi ciri bertujuan untuk mengenali ciri-ciri dari setiap citra yang akan digunakan dalam proses klasifikasi. Setiap citra pasti memiliki ciri-cirinya masing-masing, barulah dilakukan ekstraksi ciri pada setiap citra tersebut. Pada penelitian ini, ekstraksi ciri yang digunakan adalah GLCM dengan menggunakan data hasil preprocessing sebelumnya. Hasil ekstraksi ciri pada data sampel dapat dilihat pada Tabel 2.

Pada Tabel 2 yang berisi hasil ekstraksi ciri tidak dapat diidentifikasi secara langsung karena setiap parameter memiliki nilai yang hampir sama. Berdasarkan permasalahan tersebut, diperlukan machine learning untuk membantu dalam pengenalan pola. Machine learning yang digunakan adalah SVM. Metode SVM akan membantu berbagi data dan mengidentifikasi kanker secara otomatis.

Tabel 2. Hasil ekstraksi fitur menggunakan GLCM Feature

Extraction Correlation				Kelas
Kontras	Energy	0.944056	0.196599	
0,137749	0.899401	0.230481	0.899401	Normal
0,216131	0.230481	0.965698	0.270725	Normal
0,216131	0.940013	0.254888	0.971223	Normal
0,065428	0.190179	0.924411	0.18834	Tahap 1
0,103204	0.958423	0.194506	0.958423	Tahap 1
0,094897	0.194506		0.955693	Tahap 1
0,179844			0.924589	Tahap 2
0,13886			0.933311	Tahap 2
0,13886			0.933311	Tahap 2
0,152446	0,966701	0,165549	0,933085	Tahap 3
0,162269	0,925382	0,197353	0,923683	Tahap 3
0,162269	0,925382	0,197353	0,923683	Tahap 3
0,114669	0,88449	0,536621	0,953897	Tahap 4
0,252721	0,893642	0,210037	0,910637	Tahap 4
0,252721	0,893642	0,210037	0,910637	Tahap 4

C. Klasifikasi menggunakan SVM

Data fitur hasil proses ekstraksi menggunakan metode GLCM yang terdiri dari kontras, korelasi, energi, dan homogenitas akan digunakan sebagai data input pada proses klasifikasi menggunakan SVM. Hasil dari proses klasifikasi akan divalidasi menggunakan matriks konfusi untuk mendapatkan nilai persentase akurasi (Ac), sensitivitas (Sn), dan spesifisitas (Sp). Pada penelitian ini, proses klasifikasi menggunakan empat arah pada GLCM dengan menggunakan empat kernel pada SVM. Hasil klasifikasi dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil Klasifikasi

Inti	Derajat	Akurasi			
		Ac	Sn	Sp	
Garis	Linear	57,00 %	62,40 %	57,00 %	64,00 %
	Polinomial	64,79 %	64,00 %	64,00 %	65,48 %
	Gauss	64,00 %	61,00 %	61,86 %	61,00 %
	Radial				
Polinomial 00	00	82,00 %	82,26 %	82,00 %	90,00 %
	450	89,94 %	90,00 %	87,00 %	87,23 %
	900	87,00 %	88,00 %	88,57 %	88,00 %
	1350	83,00 %	84,31 %	83,00 %	84,00 %
Bahasa gauss	00	84,16 %	84,00 %	83,00 %	84,77 %
	450	83,00 %	82,00 %	84,60 %	82,00 %
	900				
	1350				

Dari hasil data pengujian pada tabel 2 dapat diketahui bahwa pengujian dengan menggunakan tiga buah kernel pada SVM yaitu linear, polinomial, dan Gaussian. Hasil akurasi yang dihasilkan pada kernel linear paling banyak sebesar 61,5%. Artinya kernel linear kurang baik dalam mengidentifikasi kanker serviks. Hasil akurasi yang kurang baik tersebut disebabkan oleh data hasil dari GLCM yang tidak dapat dipisahkan dengan baik dengan hyperplane. Hasil terbaik diperoleh pada pengujian dengan menggunakan kernel polinomial. Hal ini dikarenakan data GLCM bersifat terpusat, sehingga ketika fungsi kernel polinomial diaplikasikan dapat dipisahkan dengan baik. Hasil terbaik pada kernel polinomial diperoleh dari pembangkitan data pada GLCM dengan derajat 450. Hal ini menentukan bahwa data lebih mudah dibedakan ketika mengamati matriks ko-okurensi yang bertetangga ke arah diagonal di sebelah kanan. Akurasi ini dapat menjadi acuan bagi otoritas medis dalam mendeteksi kanker serviks jika menggunakan metode GLCM dan SVM. Setiap pengujian akan menghasilkan matriks konfusi.

Hasil matriks kebingungan pada data GLCM 45 derajat dan penggunaan kernel polinomial dalam SVM dapat dilihat pada Tabel 4.

Berdasarkan Tabel 3 diketahui akurasi setiap kernel dihitung dari 4 arah dan hasil klasifikasi yang memiliki akurasi paling besar adalah klasifikasi SVM menggunakan kernel polinomial dengan GLCM sebesar 450. Nilai-nilai matriks konfusi yang memiliki akurasi paling besar disajikan pada tabel 3 dengan baris sebagai data aktual dan kolom sebagai data hasil klasifikasi.

Pada kolom pertama, terlihat sebanyak 16 data yang termasuk dalam kelompok normal diprediksi dengan benar. Kemudian 2 data yang seharusnya masuk dalam kelompok stadium 1 dan 1 data yang seharusnya masuk dalam kelompok stadium 3 tetapi diprediksi masuk dalam kelompok normal. Pada kolom kedua sebanyak 18 data prediksi yang dimasukkan dengan benar dalam kelompok stadium 2, maka 1 data yang seharusnya masuk dalam kelompok normal dan 1 data yang seharusnya masuk dalam kelompok stadium 2 diprediksi masuk dalam kelompok stadium 1.

Tabel 4. Matriks Kebingungan dengan hasil klasifikasi SVM terbaik

Data aktual	Hasil prediksi				
	Tahap Normal 1	Tahap 2	Tahap 3	Tahap 4	
Normal	16	1	3	—	—
Tahap 1	2	18	—	—	—
Tahap 2	—	1	17	2	—
Tahap 3	1	—	—	19	—
Tahap 4	—	—	—	—	20

Pada kolom ketiga, sebanyak 17 data prediksi benar yang masuk dalam kelompok stadium 2, kemudian 3 data yang seharusnya masuk dalam kelompok normal yang diprediksi masuk dalam kelompok stadium 2. Hasil pada kolom ketiga cukup baik, walaupun salah diagnosis tetapi tidak membahayakan pasien. Pada kolom keempat, sebanyak 19 data prediksi benar yang masuk dalam stadium 3 dan 2 data yang seharusnya masuk dalam stadium 2 diprediksi masuk dalam kategori stadium 3. Pada tabel keempat, sebanyak 20 data prediksi benar yang masuk dalam stadium 4. Pada kolom pertama, terdapat 1 data stadium 3 yang terdeteksi normal, dan juga dua data stadium 1 yang terdeteksi normal. Hal ini lebih berbahaya karena mengakibatkan pasien tidak mengetahui kondisi sebenarnya bahwa dirinya menderita kanker serviks.

Beberapa penelitian menyebutkan bahwa terdapat metode lain yang dapat digunakan untuk proses ekstraksi ciri, yaitu metode GLRLM. Pada penelitian ini, hasil ekstraksi ciri menggunakan GLRLM memiliki tingkat akurasi sebesar 99,5% dan GLCM yang memiliki tingkat akurasi sebesar 97,75%. Hal ini berarti bahwa GLRM memiliki nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan menggunakan GLCM [19]. Sehingga diharapkan pada penelitian selanjutnya mengenai deteksi kanker serviks dapat menggunakan GLRLM sebagai ekstraksi ciri.

V. KESIMPULAN

Hasil penelitian identifikasi dini kanker serviks menggunakan metode GLCM dan SVM adalah parameter akurasi, sensitivitas, dan spesifikasi. Hasil ini diharapkan dapat diaplikasikan pada suatu aplikasi dengan menggunakan metode yang sama untuk memudahkan pihak medis mengenali serviks yang normal, bahkan untuk menentukan stadium kanker. Penelitian ini menghasilkan akurasi terbaik sebesar 90% yang diperoleh

melalui GLCM 45o dan SVM menggunakan kernel polinomial. Berdasarkan hasil akurasi terbaik, maka akan dapat bekerja sama dengan pihak medis sehingga dapat diaplikasikan untuk membantu identifikasi dini kanker secara efisien tanpa meragukan hasilnya.

REFERENSI

[1] X. Meng, J. Zhong, S. Liu, M. Murray, dan AM Gonzalez-Angulo, "Sebuah hipotesis baru untuk mekanisme kanker," *Cancer Metastasis Rev.*, vol. 31, no. 1–2, hlm. 247–268, 2012.

[2] A. Sudhakar, "Sejarah Kanker, Metode Pengobatan Kuno dan Modern," *J. Cancer Sci. Ther.*, vol. 01, no. 02, hlm. i–iv, 2009.

[3] NN Abdullah, W. Al-Kubaisy, dan MM Mokhtar, "Perilaku Kesehatan Terkait Skrining Kanker Serviks di Kalangan Wanita Perkotaan di Malaysia," *Procedia - Soc. Behav. Sci.*, vol. 85, hlm. 110–117, tahun 2013.

[4] MJ Thun, JO DeLancey, MM Center, A. Jemal, dan EM Ward, "Beban kanker global: Prioritas pencegahan," *Karsinogenesis*, vol. 31, no. 1, hlm. 100–110, 2009.

[5] A. Jemal, F. Bray, MM Center, J. Ferlay, E. Ward, dan D. Forman, "Statistik kanker global. CA Cancer J Clin. 2011;," *Ca Cancer J Clin*, vol. 61, no. 1, hlm. 69–90, 2011.

[6] DA Dharmawan, "Deteksi Kanker Serviks Otomatis Berbasis Jaringan Saraf Tiruan LVQ dan DCT," vol. 03, tidak. 04, hal.3–6.

[7] J. Giftson Senapathy, P. Umadevi, dan PS Kannika, "Skenario pengendalian kanker serviks dan epidemiologi HPV di India saat ini: Garis besar," *Asian Pacific J. Cancer Prev.*, vol. 12, no. 5, hlm. 1107–1115, tahun 2011.

[8] P. Elayaraja dan M. Suganthi, "Pendekatan otomatis untuk deteksi dan segmentasi kanker serviks menggunakan pengklasifikasi jaringan saraf," *Jurnal Asia Pasifik tentang Kanker Prev.*, vol. 19, no. 12, hlm. 3571–3580, 2018.

[9] dan G. Jennifer, Lisa, Brooke, Jessica, Silvia, Rachel, "Distribusi Jenis Human Papillomavirus Pada Kanker Serviks Invasif dan Lesi Serviks Tingkat Tinggi," *Int. J. Cancer*, hlm. 621–632, 2007.

[10] HI Hyacinth, OA Adekeye, JN Ibeh, dan T. Osoba, "Kesadaran tentang Kanker Serviks dan Pap Smear serta Pemanfaatan Tes Pap Smear di kalangan Pegawai Negeri Sipil Federal di Nigeria Utara Tengah," *PLoS One*, vol. 7, no. 10, hlm. 1–8, 2012.

[11] F. Roberti de Siqueira, W. Robson Schwartz, dan H. Pedrini, "Matriks ko-kemunculan tingkat abu-abu multi-skala untuk deskripsi tekstur," *Neurokomputasi*, vol. 120, hlm. 336–345, 2013.

[12] M. Behzad, K. Asghari, M. Eazi, dan M. Palhang, "Kinerja generalisasi mesin vektor pendukung dan jaringan saraf dalam pemodelan limpasan," *Expert Syst. Appl.*, vol. 36, no. 4, hlm. 7624–7629, tahun 2009.

[13] I. Maglogiannis, E. Zafiroopoulos, dan I. Anagnostopoulos, "Sistem cerdas untuk diagnosis dan prognosis kanker payudara otomatis menggunakan pengklasifikasi berbasis SVM," *Appl. Intell.*, vol. 30, no. 1, hlm. 24–36, 2009.

[14] Yanuanga dan L. Zaman, "Deteksi Jerawat Otomatis Pada Citra Wajah Studi Kasus Pada Kulit Penduduk Jawa," *Semin. tidak. "Inovasi dalam Desain dan Teknol.*, hlm. 400–408, 2015.

[15] K. Machhale, HB Nandpuru, V. Kapur, dan L. Kosta, "Klasifikasi kanker otak MRI menggunakan pengklasifikasi hibrida (SVM-KNN)," *2015 Int. Konf. Ind.Instrum. Kontrol. ICIC 2015*, tidak. Es, hal. 60–65, 2015.

[16] AZ Foeady, DCR Novitasari, AH Asyhar, dan M. Firmansjah, "Sistem Diagnosis Otomatis Retinopati Diabetik"

Menggunakan Metode GLCM dan Pengklasifikasi SVM," *Konferensi Internasional ke-5 Tahun 2018*.

*Teknik Elektro. Komputer. Ilmu Informatika*, hlm. 154–160, 2019.

- [17] GA Mishra, SA Pimple, dan SS Shastri, "Tinjauan umum pencegahan dan deteksi dini kanker serviks," *Indian J. Med. Paediatr. Oncol.*, vol. 32, no. 3, hlm. 125–132, 2011.
- [18] W. Small *et al.*, "Kanker serviks: Krisis kesehatan global," *Cancer*, vol. 123, no. 13, hal. 2404–2412, 2017.
- [19] K. Bhattachan *et al.*, "Evaluasi Serviks Abnormal dengan Inspeksi Visual di Bawah Asam Asetat dan Kolposkopi," *J. Nepal Health Res. Counc.*, vol. 17, no. 1, hlm. 76–79, 2019.
- [20] N. Gopinath, "Metode Segmentasi Gambar Berbasis Grafik untuk Identifikasi Kanker pada Gambar MRI Prostat," *J. Comput. Appl.*, vol. IV, no. 4, hlm. 104–108, 2011.
- [21] Y. Zhu dan C. Huang, "Algoritma Penyaringan Median yang Ditingkatkan untuk Pengurangan Noise Gambar," *Phys. Procedia*, vol. 25, hlm. 609–616, 2012.
- [22] R. Dahiya, "Teknik Peningkatan Gambar Berbasis Persamaan Histogram untuk Pelestarian Kecerahan dan Peningkatan Kontras," *Int. J. Adv. Res. Educ. Technol.*, vol. 2, no. 2, 2015.
- [23] D. Gadkari, "Analisis Kualitas Gambar Menggunakan GLCM," Universitas Pune, 2004.
- [24] J. Nayak, B. Naik, dan HS Behera, "Survei Komprehensif tentang Support Vector Machine dalam Tugas Penambangan Data: Aplikasi & Tantangan," *Int. J. Database Theory Appl.*, vol. 8, no. 1, hlm. 169–186, tahun 2015.
- [25] Guneva Foundation, "Geneva Foundation for Medical Education and Research," 2018. [Online]. Tersedia: [www.gfmer.ch](http://www.gfmer.ch). [Diakses: 20-Sep-2019].