

SEGMENTASI SEL *PAP SMEAR* SERVIKS BERTUMPUK MENGGUNAKAN *LOCAL ADAPTIVE THRESHOLDING* DAN *WATERSHED*

Qonita Lutfia¹, Eka Prakarsa Mandyartha², Agung Mustika Rizqi³

¹ Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Indonesia

² Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Indonesia

³ Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Indonesia

Received: 10 Juli 2024

Accepted: 31 Juli 2024

Published: 7 Agustus 2024

Keywords:

Local Adaptive Thresholding, Watershed, Cervical Cancer, Pap Smear

Correspondent Email:

20081010252@student.upnjatim.ac.id

eka_prakarsa.fik@upnjatim.ac.id

agung.mustika.if@upnjatim.ac.id

Abstrak. Kanker serviks merupakan ancaman kesehatan global serius, dengan WHO melaporkan sekitar 604.000 kasus baru dan 342.000 kematian pada tahun 2020. Penelitian ini mengeksplorasi kombinasi metode *local adaptive threshold* dan segmentasi *watershed* untuk meningkatkan akurasi deteksi dini kanker serviks dengan lebih akurat mengidentifikasi sel-sel yang saling tumpang tindih pada *Pap Smear*. Metode *Local Adaptive Threshold* menyesuaikan nilai ambang berdasarkan karakteristik lokal gambar, dan segmentasi *watershed* diaplikasikan untuk memisahkan sel-sel yang saling tumpang tindih. Kombinasi ini menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam meningkatkan efisiensi dan akurasi skrining kanker serviks, mendukung strategi WHO untuk eliminasi kanker serviks. Namun, adopsinya menghadapi tantangan di negara berkembang karena keterbatasan sumber daya dan kesenjangan digital. Tes menggunakan K-Fold Cross Validation (5 dan 7) menunjukkan akurasi 90.93% untuk $k=5$, dengan rata-rata precision 97.97%, recall 49.22%, dan F1-Score 65.50%. Pada $k=7$, hasil sedikit meningkat dengan precision 97.99%, recall 49.24%, dan F1-Score 65.53%. Rata-rata PSNR adalah 43.4341 dB dan MSE 3.45061, menegaskan efektivitas metode.

Abstract. Cervical cancer is a serious global health threat, with WHO reporting an estimated 604,000 new cases and 342,000 deaths by 2020. This study explores the combination of local adaptive threshold and watershed segmentation methods to improve the accuracy of early detection of cervical cancer by more accurately identifying stacked cells in Pap smears. The Local Adaptive Threshold method adjusts the threshold value based on the local characteristics of the image, and watershed segmentation is applied to separate the stacked cells. This combination shows promising results in improving the efficiency and accuracy of cervical cancer screening, supporting the WHO strategy for cervical cancer elimination. However, its adoption faces challenges in developing countries due to limited resources and the digital divide. Tests using K-Fold Cross Validation (5 and 7) showed an accuracy of 90.93% for $k=5$, with an average precision of 97.97%, recall of 49.22%, and F1-Score of 65.50%. At $k=7$, the results improved slightly with precision 97.99%, recall 49.24%, and F1-Score 65.53%. The average PSNR is 43.4341 dB and MSE is 3.45061, confirming the effectiveness of the method.

1. PENDAHULUAN

Kanker serviks merupakan salah satu kanker yang umum ditemukan pada perempuan dan

merupakan kasus kanker ke-3 terbanyak di seluruh dunia [1]. Kanker serviks adalah kanker yang menyerang pada organ reproduksi perempuan yaitu pada leher rahim serviks yang mana serviks merupakan jalur utama kearah rahim dan serviks terletak di antara rahim (uterus) dengan liang senggama (vagina) [2]. Menurut informasi dari World Health Organization (WHO), sebanyak 843.000 perempuan di Indonesia meninggal karena kanker serviks pada tahun 2019. Setiap tahunnya, sekitar 32.469 perempuan di negara ini didiagnosis dengan penyakit ini, dan dari jumlah tersebut, 18.279 perempuan meninggal dunia akibat penyakit tersebut [3]. Tingginya angka kematian akibat kanker serviks ini sebagian besar disebabkan oleh keterlambatan dalam diagnosis dan penanganan untuk mencegah kanker serviks menjadi kanker lanjut [4]. Deteksi dini melalui skrining rutin merupakan kunci utama dalam menurunkan angka kematian akibat kanker serviks. Salah satu metode skrining yang telah terbukti efektif dan banyak digunakan adalah tes *Pap smear*.

Tes *Pap smear* mampu mendeteksi perubahan sel serviks pada tahap pra-kanker, sehingga penanganan dapat dilakukan sebelum sel abnormal berkembang menjadi kanker invasif [5]. Analisis manual dari hasil tes *Pap Smear* seringkali menghadapi berbagai hambatan, termasuk kemungkinan terjadinya kesalahan manusia atau adanya kekacauan pada citra sel itu sendiri. Terutama, ketika sel-sel tumpang tindih satu sama lain, hal ini dapat mengaburkan citra dan membuat analisis lebih sulit. Kasus-kasus dimana citra sel yang abnormal—di mana sel-sel saling tumpang tindih—dapat memberikan tantangan tambahan bagi tenaga medis dalam menganalisis hasil tes. Kondisi ini seringkali memperlambat proses diagnostik dan meningkatkan risiko kesalahan dalam interpretasi hasil. Oleh karena itu, pengembangan sistem komputerisasi untuk deteksi kanker serviks berbasis analisis citra *Pap Smear* menjadi sangat penting. Sistem seperti ini dapat meningkatkan keakuratan dan efisiensi dalam mendiagnosis kondisi ini, mengurangi beban kerja para profesional medis dan meningkatkan hasil pengobatan bagi pasien.

Penelitian yang dilakukan oleh [6] yang berjudul "Deteksi Tumor Otak Menggunakan Metode Watershed dan Thresholding Pada

Citra MRI", telah mengaplikasikan teknik Watershed dan Thresholding untuk mengidentifikasi tumor otak dalam citra MRI. Dalam studi ini, dilakukan pelatihan menggunakan 213 sampel data dan diuji dengan 25 sampel data. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode ini mencapai Akurasi sebesar 88%, Presisi 92%, F1-Skor 88%, dan Recall 85%. Berdasarkan hasil tersebut, penelitian ini menyimpulkan bahwa sistem yang dikembangkan berhasil mencapai efisiensi sebesar 91%.

Penelitian selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh [7] Penelitian yang berjudul "Local Adaptive Thresholding Menggunakan Metode Sauvola sebagai Tahapan Pra Pengolahan pada Data Citra Isyarat EKG (Elektrokardiogram)" membandingkan efektivitas dua metode thresholding, yaitu Local Threshold (Sauvola) dan Global Threshold (Otsu, T-point), yang diperkuat dengan penggunaan filter morfologi matematika top hat. Hasilnya menunjukkan bahwa metode Local Threshold (Sauvola) memberikan performa yang lebih baik pada citra isyarat EKG dibandingkan dengan Global Threshold. Keunggulan metode Sauvola didukung oleh nilai MSE dan PSNR yang lebih optimal. Pada citra EKG04, metode Sauvola menghasilkan MSE 0,986 dan PSNR 48,225, sedikit lebih baik daripada Global Threshold yang mencatat MSE 0,988 dan PSNR 48,21. Demikian pula, pada citra EKG05, metode Sauvola mencatat MSE 0,972 dan PSNR 48,286, mengungguli Global Threshold dengan MSE 0,973 dan PSNR 48,282.

Pada penelitian ini dikembangkan sebuah sistem berbasis komputer yang bertujuan untuk mensegmentasi citra sel serviks dan nantinya diperoleh daerah sel serviks yang pada proses selanjutnya dapat digunakan dalam mengidentifikasi sel kanker serviks berbasis komputer.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kanker Serviks

Kanker serviks adalah jenis kanker yang menyerang leher rahim, bagian dari organ reproduksi perempuan yang terletak di antara rahim (uterus) dan vagina. Leher rahim berfungsi sebagai pintu masuk ke rahim. Kanker ini disebabkan oleh infeksi virus Human Papilloma Virus (HPV) [2].

Meskipun sebagian besar infeksi HPV tidak berbahaya dan dapat sembuh sendiri, beberapa tipe virus dapat menyebabkan perubahan selular pada leher rahim, yang jika tidak ditemukan dan diobati, dapat berkembang menjadi kanker. Pentingnya pencegahan tidak bisa diabaikan dalam menghadapi kanker serviks. Vaksinasi terhadap HPV telah terbukti efektif dalam mengurangi risiko infeksi oleh tipe virus yang paling sering menyebabkan kanker serviks. Vaksin ini idealnya diberikan pada remaja putri dan putra sebelum mereka mulai aktif secara seksual. Screening reguler, seperti tes *Pap Smear* dan tes HPV, juga krusial karena bisa mendeteksi perubahan pra-kanker pada sel-sel leher rahim sebelum berkembang menjadi kanker.

2.2. Citra Digital

Citra digital, yang berasal dari penggabungan kata "citra" dan "elemen," merupakan representasi objek yang diproses dan direkonstruksi di dalam komputer, diperoleh melalui perangkat digital. Data yang terkandung dalam citra digital ini menyimpan beragam informasi [8]. Citra ini diperoleh melalui perangkat digital, seperti kamera atau scanner, yang menangkap gambar fisik dan mengubahnya menjadi format digital. Data dalam citra digital ini mengandung informasi yang luas, mulai dari warna, intensitas, dan tekstur, hingga detail spasial yang memungkinkan berbagai aplikasi mulai dari analisis visual hingga pengolahan lanjutan menggunakan teknologi pengenalan pola dan kecerdasan buatan. Informasi yang terkandung dalam citra digital dapat digunakan dalam berbagai bidang, termasuk kedokteran untuk diagnosa penyakit, di industri keamanan untuk pengenalan wajah, atau dalam ilmu geospasial untuk analisis penginderaan jauh.

2.3. Local Adaptive Thresholding

Local adaptive thresholding adalah metode segmentasi yang sangat efektif untuk analisis citra pap smear, membantu mengatasi variasi pencahayaan dan kontras yang umum terjadi. Metode ini menyesuaikan nilai ambang batas (threshold) berdasarkan karakteristik lokal citra, yang sangat berguna dalam situasi di mana sel-sel memiliki intensitas yang bervariasi. Arti dari thresholding itu sendiri adalah proses mengubah gambar grayscale menjadi gambar biner dengan menetapkan semua nilai piksel menjadi nol jika berada di

bawah nilai ambang (threshold) dan menjadi satu jika berada di atas nilai ambang tersebut [12]. Menurut [9] *Local Adaptive Thresholding* mencakup berbagai metode, seperti metode *Niblack* yang diperkenalkan pada tahun 1986, metode *Sauvola* yang dikembangkan pada tahun 2000, serta metode *Bernsen* yang juga berasal dari tahun 1986. Setiap metode ini memiliki tujuan dan perhitungan yang spesifik, dirancang untuk memenuhi kebutuhan pengolahan citra tertentu berdasarkan kondisi gambar yang berbeda.

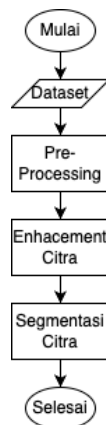
2.4. Watershed

Metode *Watershed* merupakan teknik segmentasi berbasis region yang menganalogikan citra sebagai permukaan topografi, di mana intensitas piksel dianggap sebagai ketinggian. Algoritma ini kemudian "membanjiri" permukaan dari titik-titik minimum, membentuk "danau" yang terpisah. Batas antara danau-danau ini membentuk garis watershed yang memisahkan objek-objek dalam citra. Rumus *Watershed* sebagai berikut

$$[n] = \{(s, t) | f(x, y) < n\} \quad (2.2)$$

3. METODE PENELITIAN

Penelitian dimulai dengan melakukan studi kepustakaan (*library research*) terhadap berbagai referensi yang berkaitan dengan segmentasi citra khususnya pada metode *Local Adaptive Thresholding* dan *Watershed*. Beberapa gambar citra sampel akan dipersiapkan untuk pelatihan serta pengujian perangkat lunak. Selanjutnya, perangkat lunak akan dirancang dan dikembangkan untuk mengimplementasikan segmentasi citra menggunakan metode *Local Adaptive Thresholding* dan *Watershed*. Pengujian akan dilakukan pada aplikasi yang telah dibuat dan kesalahan yang ditemukan akan diperbaiki.

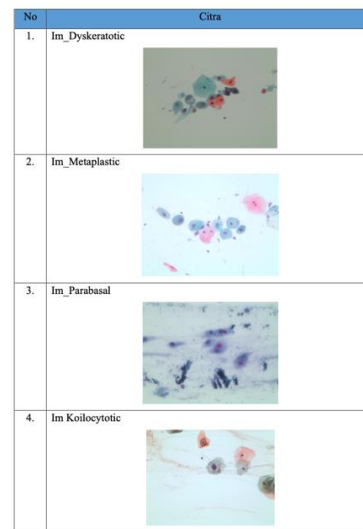


Gambar 3.1 Bagan Alir Penelitian

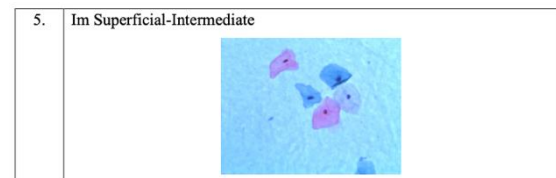
Pada gambar 3.1 dapat terlihat bagan alir Penelitian. Pada tahap awal, input data citra diambil dan dimasukkan ke dalam sistem. Data citra ini kemudian melalui tahap pra-pengolahan yang mencakup berbagai teknik untuk meningkatkan kualitas citra dan menghilangkan noise. Tahap pra-pengolahan ini sangat penting untuk memastikan bahwa citra yang digunakan dalam proses segmentasi memiliki kualitas yang optimal, sehingga hasil segmentasi dapat lebih akurat. Setelah tahap pra-pengolahan, data citra diproses menggunakan metode segmentasi watershed. Metode ini digunakan untuk membedakan dan mengidentifikasi batas-batas antara objek yang ada dalam citra. Proses ini melibatkan berbagai algoritma dan teknik yang dirancang untuk mendeteksi tepi dan memisahkan objek dengan presisi tinggi. Segmentasi watershed sangat efektif dalam menangani citra yang kompleks dengan objek yang saling tumpang tindih. Tahap terakhir adalah keluaran hasil segmentasi. Data yang telah diproses dan di-segmentasi kemudian dievaluasi untuk memastikan keakuratannya. Hasil segmentasi ini digunakan untuk analisis lebih lanjut atau aplikasi spesifik lainnya.

3.1. Dataset

Sebanyak 35 citra sel pap smear serviks diperoleh secara online dan bersifat dari situs *open source* kaggle.com. Data terdiri atas 5 kelas, yaitu *im_dyskeratotic*, *im_metaplastic*, *im_superficial_intermediate*, *im_koilocytotic*, dan *im_parabasal*, dengan masing-masing kelas terdiri dari 7 citra. Dimensi tiap citra adalah 256 x 256 piksel dengan tipe data BMP.



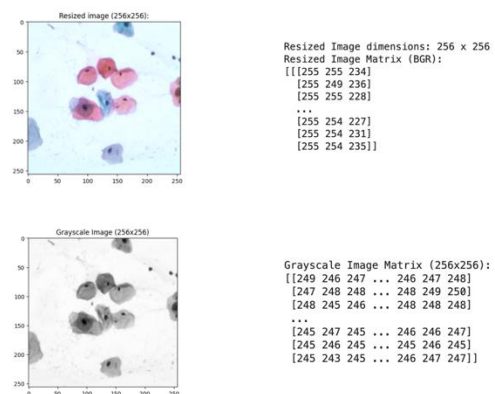
Gambar 3.2 Dataset Citra



Gambar 3.3 Lanjutan Dataset Citra

3.2. Pre-Processing

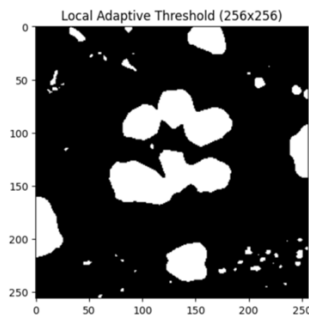
Pada tahapan pre-processing ini dimulai dengan citra RGB yang diubah menjadi citra *grayscale* dengan ukuran citra yang seragam yaitu 256 x 256 piksel dan selanjutnya dirubah menjadi citra *grayscale*.



Gambar 3.4 RGB menjadi Grayscale

3.3. Enhancement Citra

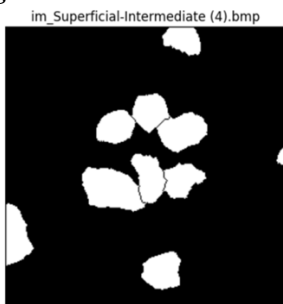
Tahapan selanjutnya merupakan tahapan paling penting yaitu tahapan pemakaian algoritma *Local Adaptive Thresholding* dan didapatkan hasil sebagai berikut



Gambar 3.5 Local Adaptive Thresholding

Local Adaptive Thresholding teknik pemrosesan gambar yang menyesuaikan gambar berwarna atau abu-abu menjadi gambar biner seperti yang terlampir pada gambar 3.5 berdasarkan kondisi pencahayaan lokal. Teknik ini membagi gambar menjadi blok-blok kecil, dan nilai ambang (*threshold*) untuk setiap blok ditentukan secara terpisah berdasarkan statistik intensitas piksel di dalamnya, seperti rata-rata atau median. Dengan cara ini, teknik ini dapat menangani variasi pencahayaan di berbagai bagian gambar, menghasilkan output yang lebih detail dan akurat dibandingkan dengan thresholding global yang menggunakan satu nilai ambang untuk seluruh gambar.

3.4. Segmentasi Citra



Gambar 3.6 Hasil Segmentasi Citra

Hasil akhir dari tahapan segmentasi citra seringkali berupa gambar biner, di mana piksel-piksel yang merepresentasikan objek diberi nilai 1 dan berwarna putih, sementara latar belakang diberi nilai 0 dan berwarna hitam, seperti yang digambarkan dalam gambar 3.6. Segmentasi ini memfasilitasi pemisahan visual antara objek dan latar belakang, memungkinkan analisis lebih lanjut atau pengolahan gambar yang spesifik terhadap objek yang telah diidentifikasi. Citra biner ini sangat berguna dalam aplikasi-aplikasi yang memerlukan identifikasi dan ekstraksi cepat objek dari latar belakangnya, seperti dalam pengenalan pola, analisis medis, atau aplikasi pemantauan dan

keamanan.

3.5. Pengujian K-Fold Cross Validation

Pengujian K-Fold Cross Validation merupakan langkah krusial dalam memvalidasi efektivitas model klasifikasi. Dalam penelitian ini, pengujian tersebut dilakukan dengan menggunakan metode 5-fold dan 7-fold cross validation, seperti yang digambarkan dalam Gambar 3.7 dan 3.8. Teknik ini memungkinkan penilai untuk menguji kinerja model menggunakan metrik penting seperti akurasi, presisi, recall, dan f1-score, yang memberikan gambaran komprehensif tentang efisiensi model dalam mengklasifikasikan data.

Dengan menggunakan K-Fold Cross Validation, setiap sampel data memiliki kesempatan untuk digunakan baik dalam pelatihan maupun pengujian model, yang meminimalkan bias yang mungkin terjadi dan meningkatkan keandalan hasil. Teknik ini sangat bermanfaat dalam menilai kemampuan model untuk generalisasi, yaitu kemampuannya untuk bekerja efektif pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya, memastikan bahwa model tidak hanya berkinerja baik pada data terlatih tetapi juga mempertahankan efektivitasnya di luar sampel aslinya.

Secara keseluruhan, K-Fold Cross Validation adalah instrumen yang tak ternilai dalam pengembangan model klasifikasi. Dengan memvalidasi model secara ekstensif melalui berbagai subset dari dataset, penelitian ini dapat lebih yakin dalam kekuatan dan keandalan model yang dikembangkan, serta potensinya dalam aplikasi dunia nyata. Ini memastikan bahwa model tidak hanya teoritis yang kuat tetapi juga praktis dan dapat diandalkan dalam jberbagai kondisi pengujian.

P1	7	7	7	7
P2				
P3				
P4				
P5				

Gambar 3.7 Ilustrasi 5-Fold Cross Validation

Dalam metode K-Fold Cross Validation, dataset dibagi menjadi k segmen yang sama besar. Setiap segmen, satu per satu, dijadikan sebagai data uji, dengan segmen-segmen lainnya berfungsi sebagai data latihan. Untuk penelitian ini, nilai k ditetapkan pada 5, artinya setiap fold terdiri dari 7 gambar citra. Proses ini berlangsung dengan memilih satu subset secara bergiliran sebagai data uji dan menggunakan

empat subset lainnya untuk pelatihan. Iterasi ini dilakukan sebanyak 5 kali, memastikan bahwa setiap gambar citra mendapatkan kesempatan untuk diuji sekali.

P1	5	5	5	5	5	5	5
P2		5					
P3			5				
P4				5			
P5					5		
P6						5	
P7							5

Gambar 3.8 Ilustrasi 7-Fold Cross Validation

Untuk memberikan perbandingan terhadap performa dari 5-fold cross validation, penelitian ini juga mengimplementasikan 7-fold cross validation. Proses ini melibatkan pembagian dataset menjadi tujuh segmen yang sama besar, dengan setiap segmen secara bergantian dijadikan sebagai data uji dan sisanya sebagai data latihan. Iterasi ini diulang sebanyak tujuh kali, memastikan setiap segmen digunakan sebagai data uji satu kali, dan sebagai data latihan enam kali. Ini memungkinkan analisis yang lebih komprehensif terhadap kestabilan dan keakuratan model dalam berbagai kondisi pengujian.

3.6. Kualitas Hasil Segmentasi

Efektivitas hasil segmentasi citra seringkali diukur dengan menggunakan metode *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR), yang merupakan indikator penting dalam menilai kualitas segmentasi. Nilai PSNR yang tinggi menandakan bahwa gambar yang dihasilkan oleh proses segmentasi sangat mirip dengan gambar asli atau yang dikenal sebagai ground truth, sehingga mengindikasikan segmentasi yang berkualitas tinggi.

Untuk menghitung PSNR, langkah pertama adalah mengestimasi *Mean Square Error* (MSE) antara gambar hasil segmentasi dan gambar asli. MSE ini menghitung kesalahan piksel secara kuadrat antara kedua gambar tersebut, memberikan gambaran numerik mengenai tingkat kesalahan atau distorsi yang dihasilkan oleh proses segmentasi. Semakin rendah nilai MSE, semakin kecil perbedaan antara gambar segmentasi dan gambar asli, yang berarti kualitas segmentasi lebih baik. Setelah nilai MSE diperoleh, PSNR dihitung untuk memberikan penilaian kuantitatif yang lebih jelas tentang kualitas segmentasi yang

telah dilakukan. Penggunaan PSNR sangat berguna terutama dalam aplikasi-aplikasi dimana keakuratan visual sangat penting, seperti dalam pengolahan citra medis dan pemantauan kualitas visual.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengujian K-Fold Cross Validation

Pengujian menggunakan *5-fold cross validation* setiap bagian secara bergantian digunakan sebagai data uji, dengan empat bagian lainnya sebagai data pelatihan. Metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, dan recall digunakan untuk menilai seberapa baik model memprediksi data pengujian [11].

FOLD	ACCURACY	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
1	0.9132	0.9923	0.5211	0.6833
2	0.9139	0.9757	0.5067	0.6670
3	0.9079	0.9756	0.4552	0.6208
4	0.9049	0.9787	0.4832	0.6470
5	0.9068	0.9764	0.4947	0.6567
Rata Rata	0.9093	0.9797	0.4922	0.6550

Tabel 4.1 5-fold cross validation

dan *7-fold cross validation* menerapkan konsep yang serupa tetapi dengan pembagian menjadi tujuh bagian sebagai data pelatihan. Pada *5-fold cross validation* didapatkan rata rata *accuracy* sebesar 90.93%, rata rata *precision* 97.97%, rata rata *recall* 49.22% dan rata rata F1-Score 65.50% sedangkan pada *7-fold cross validation* didapatkan rata rata *accuracy* sebesar 90.93%, rata rata *precision* sebesar 97.99%, rata rata *recall* sebesar 49.24% dan rata rata F1-Score sebesar 65.53%. Hal ini berarti menunjukkan bahwa model sedikit lebih akurat dalam memprediksi kelas positif pada metode 7-fold, meskipun perbedaannya tidak signifikan.

FOLD	ACCURACY	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
1	0.9146	0.9924	0.5119	0.6754
2	0.9077	0.9787	0.5079	0.6687
3	0.9128	0.9758	0.4907	0.6530
4	0.9099	0.9761	0.4710	0.6354
5	0.9051	0.9797	0.4743	0.6392
6	0.9101	0.9788	0.4987	0.6607
7	0.9051	0.9779	0.4924	0.6551
Rata Rata	0.9093	0.9799	0.4924	0.6553

Tabel 4.2 7-Fold Cross Validation

4.2. Perhitungan Kualitas Hasil Segmentasi

Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) dan Mean Squared Error (MSE) adalah dua metrik utama yang digunakan untuk menilai kualitas hasil segmentasi citra. PSNR mengukur seberapa baik citra segmentasi mereplikasi citra asli dengan mempertimbangkan perbedaan intensitas dan noise, dengan nilai PSNR yang lebih tinggi menunjukkan

kualitas segmentasi yang lebih baik. Sebaliknya, MSE menghitung rata-rata dari kuadrat perbedaan intensitas piksel antara citra segmentasi dan citra asli, dengan nilai MSE yang lebih rendah menunjukkan kesalahan yang lebih sedikit dan segmentasi yang lebih akurat.

Kedua metrik ini saling berkaitan; penurunan dalam nilai MSE biasanya akan meningkatkan nilai PSNR, menunjukkan peningkatan kualitas citra segmentasi. Analisis ini penting karena memungkinkan evaluasi yang komprehensif terhadap efektivitas teknik segmentasi dalam menjaga keakuratan dan kualitas visual citra asli.

Menggunakan PSNR dan MSE dalam evaluasi algoritma segmentasi memastikan bahwa teknik tersebut efektif dalam memisahkan objek dari latar belakang sambil mempertahankan integritas informasi visual. Evaluasi ini kritis dalam aplikasi yang memerlukan tingkat keakuratan dan kejelasan citra yang tinggi, seperti di bidang medis dan keamanan.

NO	NAMA CITRA	PSNR	MSE
1	IM_PARABASAL(1)	40,0289	6,4593
2	IM_PARABASAL(2)	41,8050	4,2912
3	IM_PARABASAL(3)	45,6276	1,7796
4	IM_PARABASAL(4)	44,8451	2,1309
5	IM_PARABASAL(5)	46,7742	1,3667
6	IM_PARABASAL(6)	43,1281	3,1642
7	IM_PARABASAL(7)	49,8127	0,6789
8	IM_DYSKERATOTIC (1)	42,9235	3,3169
9	IM_DYSKERATOTIC (2)	42,6051	3,5692
10	IM_DYSKERATOTIC (3)	41,7407	4,3552
11	IM_DYSKERATOTIC (4)	40,6079	5,6532
12	IM_DYSKERATOTIC (5)	41,0598	5,0945
13	IM_DYSKERATOTIC (6)	43,9825	2,5992
14	IM_DYSKERATOTIC (7)	44,5326	2,2899
15	IM_SUPERFICIAL-INTERMEDIATE (1)	40,9872	5,1803
16	IM_SUPERFICIAL-INTERMEDIATE (2)	36,8386	13,4655
17	IM_SUPERFICIAL-INTERMEDIATE (3)	41,295	4,826
18	IM_SUPERFICIAL-INTERMEDIATE (4)	42,7313	3,467
19	IM_SUPERFICIAL-INTERMEDIATE (5)	44,6715	2,2178
20	IM_SUPERFICIAL-INTERMEDIATE (6)	44,3879	2,3675
21	IM_SUPERFICIAL-INTERMEDIATE (7)	40,0162	6,4782
22	IM_METAPLASTIC (1)	43,3216	3,0264
23	IM_METAPLASTIC (2)	43,1551	3,1446
24	IM_METAPLASTIC (3)	44,38	2,3718
25	IM_METAPLASTIC (4)	42,9812	3,2731
26	IM_METAPLASTIC (5)	47,5824	1,1346
27	IM_METAPLASTIC (6)	43,8514	2,6788
28	IM_METAPLASTIC (7)	42,8774	3,3523
29	IM_KOILCYTOTIC (1)	42,763	3,4417
30	IM_KOILCYTOTIC (2)	42,7058	3,4874
31	IM_KOILCYTOTIC (3)	45,4056	1,8729
32	IM_KOILCYTOTIC (4)	44,1686	2,4901
33	IM_KOILCYTOTIC (5)	44,7303	2,188
34	IM_KOILCYTOTIC (6)	44,2834	2,4252
35	IM_KOILCYTOTIC (7)	47,5874	1,1333
RATA RATA		43,4341	3,450611

Tabel 4.3 PSNR dan MSE

Penelitian ini menguji kinerja algoritma segmentasi gambar dengan menggunakan dua metrik standar: Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) dan Mean Squared Error (MSE). Hasil yang diperoleh sangat menjanjikan. Rata-rata PSNR mencapai 43.4341 dB, yang menandakan kualitas gambar yang sangat tinggi. Nilai PSNR ini penting karena menunjukkan seberapa baik gambar yang

dihasilkan algoritma dibandingkan dengan gambar aslinya, dengan skala yang lebih tinggi menunjukkan kualitas yang lebih baik. Sementara itu, MSE yang dicatat memiliki rata-rata 3.450611MSE ini mengukur rata-rata dari kuadrat kesalahan antara gambar asli dan gambar hasil segmentasi. Nilai MSE yang rendah menunjukkan bahwa perbedaan antara gambar asli dan hasil segmentasi sangat kecil, yang mengkonfirmasi efektivitas algoritma dalam mempertahankan detail gambar asli sambil mengurangi distorsi atau *noise*.

Hasil yang diperoleh menjelaskan bahwa algoritma segmentasi yang dikembangkan sangat akurat dan efisien, mampu mempertahankan kejelasan dan detail gambar asli sambil mengurangi *noise* yang tidak diinginkan. Keakuratan ini sangat krusial untuk aplikasi yang memerlukan tingkat detail yang tinggi dan keakuratan gambar yang maksimal.

5. KESIMPULAN

Segmentasi sel Pap smear menggunakan metode kombinasi local adaptive threshold dan watershed adalah pendekatan yang menjanjikan untuk meningkatkan akurasi deteksi dini kanker serviks. Teknologi ini membantu mengatasi tantangan dalam interpretasi hasil Pap smear, khususnya pada sel-sel yang saling tumpang tindih. Implementasi teknologi ini berpotensi meningkatkan efektivitas program skrining kanker serviks secara global, sejalan dengan target WHO untuk mengeliminasi kanker serviks sebagai masalah kesehatan masyarakat. Namun, adopsi teknologi ini perlu disertai dengan integrasi dalam strategi komprehensif, termasuk vaksinasi HPV, edukasi masyarakat, dan peningkatan akses terhadap layanan kesehatan. Kolaborasi antar berbagai pihak dan upaya untuk mengatasi kesenjangan digital akan menjadi kunci keberhasilan implementasi teknologi ini, terutama di negara-negara berkembang. Dengan pendekatan holistik ini, diharapkan beban kanker serviks dapat dikurangi secara signifikan dalam dekade mendatang. Penelitian ini menggunakan 5-fold cross-validation dan 7-fold cross-validation untuk mengevaluasi kinerja segmentasi. Pada 5-fold cross-validation, diperoleh rata-rata akurasi sebesar 90.93%, dengan rata-rata precision 97.97%, recall 49.22%, dan F1-Score 65.50%. Sedangkan pada 7-fold cross-validation, akurasi mencapai 90.93%, dengan precision rata-rata 97.99%, recall rata-rata 49.24%, dan F1-Score rata-rata 65.53%. Hasil ini menunjukkan bahwa model sedikit lebih baik dalam memprediksi kelas positif pada metode 7-fold, meskipun perbedaannya tidak signifikan. Untuk mengevaluasi kualitas segmentasi, digunakan metrik PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) dan MSE (Mean

Squared Error). Rata-rata PSNR dari seluruh citra adalah 43.4341 dB, menunjukkan kualitas segmentasi yang baik, sementara rata-rata MSE sebesar 3.45061 menunjukkan perbedaan kecil antara gambar asli dan hasil segmentasi, dengan kedua metode ini berhasil mempertahankan detail gambar asli tanpa mengorbankan distorsi atau noise yang berarti.

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji dan syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa menyampaikan rasa terima kasih saya kepada semua yang telah mendukung dan membimbing saya selama proses pembuatan karya tulis ilmiah ini. Bantuan dan dukungan mereka sangat berarti dalam membantu saya menyelesaikan karya ini dengan sukses. Saya menyadari adanya kekurangan dalam karya tulis ini dan saya terbuka terhadap segala kritik serta saran yang konstruktif untuk perbaikan di masa yang akan datang. Terima kasih sekali lagi kepada semua yang telah berkontribusi dalam penyelesaian karya ini. Saya berharap karya tulis ini dapat memberi manfaat bagi yang memerlukannya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Bedell, S. L., Goldstein, L. S., Goldstein, A. R., & Goldstein, A. T. (2020). Cervical Cancer Screening: Past, Present, and Future. In *Sexual Medicine Reviews* (Vol. 8, Issue 1, pp. 28–37). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.sxmr.2019.09.005>
- [2] Setianingsih, E., Astuti, Y., Aisyaroh, N., Studi Kebidanan Program Sarjana dan Pendidikan Profesi Bidan, P., & Kedokteran Universitas Islam Sultan Agung, F. (2022). LITERATURE REVIEW: FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI TERJADINYA KANKER SERVIKS.
- [3] HPV Information Center. (2018). Indonesia Human Papilloma Virus and Related Cancers, Fact Sheet. By https://hpcvcentre.net/statistics/reports/IDN_FS.pdf
- [4] Siboro, R. T., & Martha, E. (2024). AKURASI INSPEKSI VISUAL DENGAN ASAM ASETAT UNTUK SKRINING KANKER SERVIKS: SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW. <http://journal.universitaspahlawan.ac.id/index.php/ners>
- [5] Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R. L., Laversanne, M., Soerjomataram, I., Jemal, A., & Bray, F. (2021). Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, 71(3), 209–249. <https://doi.org/10.3322/caac.21660>
- [6] Prayogi, A., Cendekia Siregar, A., Wahid, R., & Insani, S. (2023). Deteksi Tumor Otak Menggunakan Metode Watershed dan Thresholding Pada Citra MRI.
- [7] Rofi', M., Diah, D., & Ningtias, R. (2022). Local Adaptive Thresholding Menggunakan Metode Sauvola sebagai Tahapan Pra Pengolahan pada Data Citra Isyarat EKG (Elektrokardiogram). In *Jurnal Teori dan Aplikasi Fisika* (Vol. 10, Issue 01).
- [8] H. A. A. P. K. Khairunnisak Nur Isnaini, "Analisis Forensik Untuk Mendeteksi Keaslian Citra Digital Menggunakan Metode NIST," *Jurnal Resistor*, vol. Vol. 3 No 2, no. Oktober 2020, pp. 72–81, 2020.
- [9] Mellyssa, W., Misriana, M., Suryati, S., Milawarni, M., & Teknik Elektro Politeknik Negeri Lhokseumawe Jln, J. B. (2020). Perbandingan Penggunaan Metode Otsu Thresholding dan Adaptive Thresholding pada Proses Binerisasi Sistem Dokumentasi Buku Tugas Akhir.
- [10] Halim, F., Wijaya, E., & Stmik Mikroskil, J. (2011). *Perangkat Lunak Segmentasi Citra Dengan Metode Watershed* (Vol. 12, Issue 2).
- [11] Muchtar, M., & Muchtar, R. A. (2024). Perbandingan Metode Knn Dan Svm Dalam Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Citra Hsv Dan Fitur Statistik. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 12(2). <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i2.4010>
- [12] Rofi', M., Diah, D., & Ningtias, R. (2022). Local Adaptive Thresholding Menggunakan Metode Sauvola sebagai Tahapan Pra Pengolahan pada Data Citra Isyarat EKG (Elektrokardiogram). In *Jurnal Teori dan Aplikasi Fisika* (Vol. 10, Issue 01).