

Klasifikasi Sel Nukleus Pap Smear Menggunakan Metode *Backpropagation Neural Network*

Ni Putu Ayu Oka Wiastini, I Ketut Gede Darma Putra, Kadek Suar Wibawa

Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Udayana Bukit Jimbaran, Bali, Indonesia Telp. (0361) 701806

Email: ayuwiast@gmail.com, ikgdarmaputra@unud.ac.id, suar_wibawa@unud.ac.id

Abstrak

Kanker serviks merupakan salah satu penyakit berbahaya yang biasanya menyerang wanita. Kanker serviks dapat dicegah dengan melakukan deteksi dini, yaitu melalui tes pap smear untuk mengenali sel nukleus abnormal. Penyakit serviks secara teratur terbentuk dari perubahan prakanker lebih dari 10 hingga 20 tahun. Penelitian ini mengusulkan pembuatan aplikasi klasifikasi sel nukleus pap smear untuk mempermudah deteksi dini kanker serviks dengan menggabungkan teknik machine learning dan pengolahan citra digital. Aplikasi berfungsi mempermudah para patologi untuk mendeteksi sel nukleus pap smear normal dan abnormal. Tahap yang dilalui untuk memperoleh hasil klasifikasi, yaitu preprocessing, segmentasi, ekstraksi ciri dan klasifikasi. Dua jenis kelas diklasifikasikan pada penelitian ini, yaitu Sel Abnormal dan Sel Normal. Akurasi yang dihasilkan dari proses uji coba, yaitu sebesar 88.8% dan error rate sebesar 11.2%.

Kata Kunci : Neural Network, K-Means Clustering, Regionprops, GLCM, Pap Smear

Abstract

Cervical cancer is a dangerous disease that usually attacks women. Cervical cancer can be prevented by performing early detection, which is a pap smear test. Cervical disease is regularly formed from changes in precancerous more than 10 to 20 years. This research proposes making an application of pap smear cell classification to facilitate early detection of cervical cancer by combining machine learning techniques and digital image processing. The goal of application is to make it easier for pathologists to detect sel nukleus pap smear normal dan abnormal pap smear nucleus cells. The stage that is passed, namely preprocessing, segmentation, feature extraction and classification. Two types of classes will be classified in this study, which is Abnormal Cell and Normal Cell. The accuracy that generated from the testing process is about 88.8% and 11.2% of error rate.

Keywords: Neural Network, K-Means Clustering, Regionprops, GLCM, Pap Smear

1. Pendahuluan

Kanker merupakan penyakit yang berbahaya dan penyebab kematian tertinggi di Indonesia bahkan dunia. Penyakit kanker leher rahim atau kanker serviks merupakan kanker yang diderita kaum wanita, kanker ini disebabkan oleh *Human Papilloma Virus* (HPV) [1]. Salah satu penyebab tingginya angka kejadian kanker serviks adalah karena tidak adanya program pendeteksian dini yang efektif bagi wanita dengan sosial ekonomi rendah. Kendala lain adalah kurangnya kesadaran akan penyakit dan akses ke layanan kesehatan. Kanker serviks dapat dicegah jika terdeteksi dan diobati sejak dini, salah satunya adalah dengan melakukan tes pap smear. Tes pap smear dikenal sebagai salah satu metode yang efektif bagi wanita untuk mendeteksi kejadian kanker serviks [2]. Hasil pemeriksaan menunjukkan kondisi sel serviks normal atau abnormal. Pemeriksaan tersebut terdiri atas pengumpulan sampel sel dari daerah tertentu pada serviks, selanjutnya sampel sel tersebut akan diamati dengan bantuan mikroskop dan didiagnosis oleh ahli patologi secara manual [3]. Sistem skrining dengan bantuan komputer bermanfaat untuk mencegah terjadinya kesalahan pada saat analisis hasil pemeriksaan secara manual. Langkah pertama dan yang paling penting dari sistem identifikasi pap smear adalah segmentasi sel yang akurat bersama dengan inti dan sitoplasma.

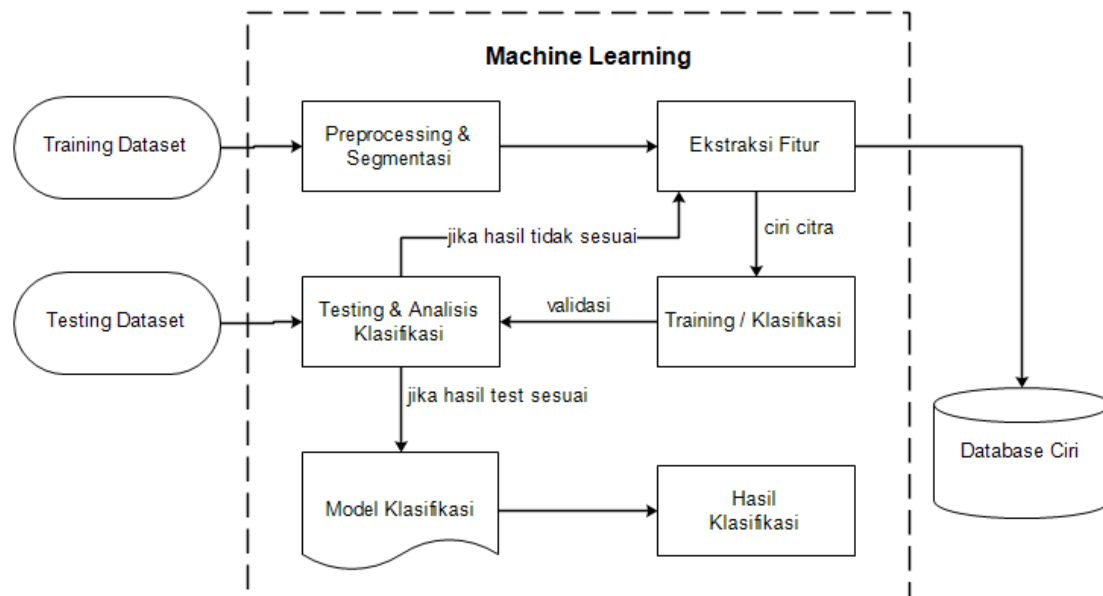
Masyarakat modern mulai serius memikirkan masalah kesehatan, karena di dalam tubuh yang sehat terdapat jiwa yang sehat [4]. Teknologi identifikasi telah banyak

dikembangkan saat ini [5], yang dapat mendukung kebutuhan manusia akan informasi. Beberapa penelitian sebelumnya yang telah mencoba untuk meneliti klasifikasi citra pap smear, yaitu dilakukan oleh Ayubu Hassan Mbaga dan Pei ZhiJun dengan judul penelitian *Pap Smear Images Classification for Early Detection of Cervical Cancer* [6], dimana citra pap smear diklasifikasikan menggunakan metode SVM (*Support Vector Machine*) dengan rata-rata akurasi sistem, yaitu sebesar 92.961%. Penelitian lainnya, dilakukan oleh Kangkana Bora, Manish Chowdhury, Lipi B. Mahanta, Malay K. Kundu dan Anup K. Das yang berjudul *Pap Smear Image Classification Using Convolutional Neural Network* [7], dimana penelitian ini melakukan klasifikasi citra pap smear menggunakan *Convolutional Neural Network*. Kinerja dua buah metode klasifikasi, yaitu *Least Square Support Vector Machine (LSSVM)* dan *Softmax Regression* dipantau pada saat pengujian citra pap smear menggunakan 1.611 citra. Penelitian ini mengungkapkan bahwa salah satu kelemahan *Deep Learning* adalah waktu pelatihannya tinggi dibandingkan dengan teknik konvensional karena dimensi set fitur yang besar. Teknik *feature selection* diusulkan pada penelitian ini untuk menyeksi fitur yang mengandung informasi berlebihan. Akurasi pengujian dari penerapan teknik *feature selection* berkisar antara 90% sampai dengan 95 %.

Penelitian ini mengusulkan pembuatan aplikasi untuk mendeteksi secara dini kanker serviks berdasarkan sel nukleus pap smear menggunakan teknik pengolahan citra digital serta metode *machine learning* yang berbeda dengan penelitian terdahulu. Tahap pengolahan citra yang dilakukan, yaitu berupa *preprocessing* dan segmentasi menggunakan metode *K-Means Clustering* serta *Morphological Operation*. Ekstraksi ciri yang diusulkan menggunakan dua buah analisis ciri, yaitu tekstur dengan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* dan bentuk dengan *Regionprops*, kemudian ciri yang telah diekstrak dapat digunakan untuk tahap klasifikasi menggunakan *Backpropagation Neural Network (BPNN)*. Aplikasi diharapkan dapat mempermudah patologi dalam mendeteksi kanker serviks melalui klasifikasi sel pap smear.

2. Metodologi Penelitian

Pembuatan deteksi kanker serviks melalui klasifikasi sel nukleus pap smear dilakukan dengan menggabungkan teknik pengolahan citra digital (*digital image processing*) dan *machine learning*. Gambaran umum dari sistem klasifikasi sel nukleus pap smear dibagi menjadi lima modul. Modul yang diusulkan adalah Pengumpulan Data, *Preprocessing*, Segmentasi dan *Postprocessing*, Ekstraksi Ciri serta Klasifikasi.



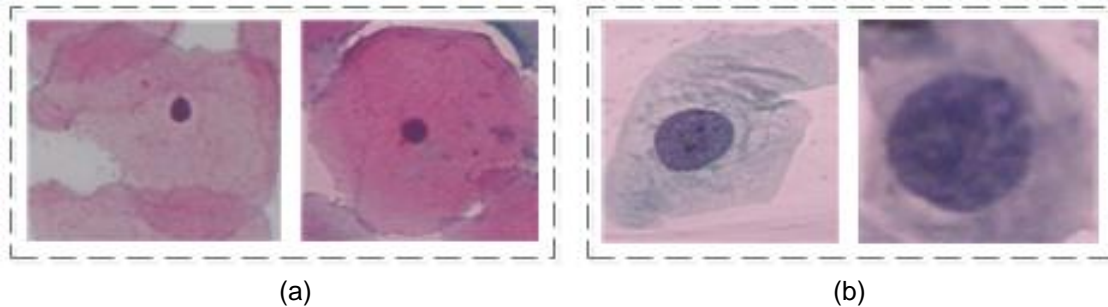
Gambar 1. Arsitektur sistem yang diusulkan

Gambar 1 menunjukkan proses pelatihan serta proses pengujian menggunakan metode yang diusulkan pada penelitian ini. Dataset yang telah didapatkan dibagi menjadi dua, yaitu

data latih dan data uji. Penelitian ini dibagi menjadi beberapa modul, yaitu modul *preprocessing*, segmentasi dan *post-processing*, modul ekstraksi ciri serta modul klasifikasi.

2.1 Tahap Pengumpulan Data

Citra *input* yang digunakan berupa citra sel nukleus pap smear sebanyak 28 citra yang terbagi atas 2 kelas, yaitu Sel Abnormal dan Sel Normal. Citra sel nukleus pap smear diambil dari *website* DTU Orbit dengan nama dataset Herlev yang terdiri dari citra pap smear dalam bentuk tunggal yang diakuisisi dan diidentifikasi secara manual oleh ahli patologi terampil menggunakan mikroskop yang terkoneksi dengan sebuah *frame grabber* [8].



Gambar 2. Citra Sel Nukleus Pap Smear, (a) Sel Normal, (b) Sel Abnormal

2.2 Tahap Preprocessing

Tahap *preprocessing* bertujuan untuk memperbaiki kontras dan kualitas dari citra *input*, dimana citra papsmear memiliki kontras yang sangat rendah. Perbaikan citra adalah proses meningkatkan kualitas visual suatu citra, sehingga hasilnya lebih sesuai dari pada citra aslinya [9]. Penelitian ini mengusulkan metode *Histogram Equalization* untuk meningkatkan kontras citra dan *Gaussian Filter* menghilangkan *noise*/derau.

2.3 Tahap Segmentasi

Segmentasi digunakan untuk memisahkan *foreground* dengan *background* citra, sedangkan *post-processing* digunakan untuk menyempurnakan hasil segmentasi. Metode segmentasi yang diusulkan adalah metode *K-Means Clustering* dan dilanjutkan dengan tahap *post-processing* dengan melakukan operasi morfologi pada citra biner.

2.4 Tahap Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan tahap mengekstrak ciri dari citra hasil segmentasi menggunakan ciri tekstur dengan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan bentuk dengan *Regionprops*. Ekstraksi ciri merupakan tahap yang paling penting untuk tahap klasifikasi, karena citra dapat dibedakan diantara kelas satu dengan kelas lainnya berdasarkan cirinya. Ciri yang telah diekstrak, kemudian disimpan di dalam *database* ciri yang selanjutnya digunakan dalam tahap identifikasi.

2.5 Tahap Klasifikasi

Tahap klasifikasi dibagi menjadi dua proses, yaitu proses pelatihan dan proses pengujian. Proses pelatihan merupakan tahap pembelajaran data latih dari citra pap smear menggunakan metode *Backpropagation Neural Network*, sehingga diperoleh model yang digunakan untuk menguji data uji baru yang telah disiapkan. Pengujian data uji dilakukan dengan memanggil model klasifikasi tersebut, sehingga tidak perlu melakukan tahap *training* kembali.

3. Kajian Pustaka

Kajian pustaka memuat materi yang menjadi referensi penelitian ini. Referensi yang dimuat, yaitu terkait metode yang digunakan untuk pengolahan citra digital dan *machine learning*. Metode yang dibahas adalah *K-Means Clustering*, *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM), *Regionprops*, dan *Backpropagation Neural Network*.

3.1 Machine Learning

Machine Learning atau pembelajaran mesin merupakan salah satu pendekatan yang ada pada *Artificial Intelligence* (AI), dimana digunakan untuk meniru perilaku manusia agar dapat menyelesaikan masalah [10]. *Machine Learning* mencoba untuk menirukan bagaimana proses manusia belajar dan mengambil keputusan. Metode *Machine Learning* (ML) lebih mudah untuk diimplementasikan dan berkinerja lebih baik daripada pendekatan statistik klasik [11].

3.2 Pap Smear

Sel nukleus pap smear biasanya dapat dilihat melalui mikroskop oleh ahli patologi atau ahli dibidang pap smear. Para ahli patologi mengungkapkan bahwa, metode pap smear merupakan sebuah metode yang digunakan untuk mendeteksi secara dini keberadaan virus HPV [12]. Tes pap smear adalah metode pendeteksian dini pada kanker serviks dengan mengambil sel serviks pada dinding rahim dan kemudian diperiksa dibawah mikroskop. Sel normal memiliki luas inti yang lebih kecil, sedangkan sel yang abnormal terjadi peningkatan luas nukleus.

3.3 K-Means Clustering

Segmentasi merupakan proses membagi citra ke dalam beberapa beberapa daerah atau objek yang memiliki kemiripan atribut (homogen) [13]. Segmentasi bertujuan untuk mengambil objek citra yang bermakna dan memisahkan dari objek yang tidak dikehendaki. *Clustering* merupakan proses pengelompokan sejumlah besar data menjadi beberapa kelas berdasarkan karakteristik masing-masing data [14]. *K-means Clustering* merupakan metode *unsupervised learning* yang digunakan untuk mengelompokkan suatu data menjadi beberapa kelompok (*cluster*) [15]. Algoritma yang digunakan pada metode *K-Means Clustering* adalah sebagai berikut [16] :

1. Menentukan jumlah *cluster* pada data, kemudian hitung nilai *centroid* secara acak.
2. Hitung jarak dari *pixel* ke *centroid*, serta lakukan pengelompokkan *pixel* berdasarkan jarak yang paling dekat.
3. Hitung kembali *centroid* melalui perhitungan rata-rata *pixel* tiap *cluster* dan jadikan sebagai *centroid* baru, kemudian *pixel* dikelompokkan kembali sesuai dengan *centroid* tersebut.
4. Perhitungan *centroid* baru dilakukan jika masih terdapat *pixel* yang berpindah *cluster*, namun apabila tidak ada nilai *pixel* yang berpindah *cluster*, maka proses *clustering* akan diakhiri.

3.4 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan langkah penting dalam proses klasifikasi, dimana tujuannya untuk mengekstraksi informasi yang relevan pada sebuah objek yang selanjutnya menjadi ciri pada setiap kelas [17]. Setiap gambar memiliki informasi fitur *low-level* yang unik [18]. Contoh fitur *low-level* adalah warna, tekstur, bentuk, dan sebagainya.

3.4.1 Regionprops

Region Properties (*regionprops*) adalah fungsi dalam *image processing toolbox* yang telah tersedia pada Matlab yang memungkinkan pengguna untuk mengukur/mengekstrak sekumpulan properti untuk sebuah gambar. Citra kemudian diberikan label menggunakan nilai yang diperoleh dari wilayah yang telah diukur sebelumnya. Fitur-fitur yang dapat diekstrak adalah *Area*, *Centroid*, *Orientation*, *Major Axis Length*, *Extrema*, *Minor Axis Length*, *Eccentricity* dan *Diameter* [19].

3.4.2 Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) merupakan metode analisis tekstur/ekstraksi ciri yang mempunyai sekumpulan informasi mengenai derajat keabuan (intensitas) suatu piksel dengan tetangganya pada jarak dan orientasi yang tepat. Metode GLCM umumnya menggunakan empat arah horizontal, vertical dan dua arah diagonal [20]. Fitur tekstur yang dapat diekstrak dari metode GLCM adalah *Contrast*, *Energy*, *Entropy* dan *Homogeneity*. Fitur yang digunakan pada penelitian ini adalah *contrast* dan *homogeneity*. Ciri *contrast* dan *homogeneity* dapat dihitung menggunakan Persamaan 1 dan 2 [21].

$$\text{Contrast} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j) \quad (1)$$

$$\text{Homogeneity} = \sum_i \sum_j \frac{P(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (2)$$

Variabel $P(i, j)$ menunjukkan matriks dari metode GLCM, dimana j menunjukkan nilai piksel ke- j , sedangkan i merupakan ruang warna ke- i . Fitur kontras (*contrast*) digunakan untuk menghitung tingkat keabuan pada suatu citra. Semakin besar perbedaan tingkat keabuan, maka akan semakin tinggi kontrasnya. Sebaliknya, semakin sedikit perbedaan tingkat keabuan antara dua piksel, maka semakin rendah kontrasnya. Fitur homogenitas (*homogeneity*) menghitung tingkat homogenitas dari warna abu-abu pada suatu citra. Nilai homogenitas akan lebih tinggi pada citra dengan tingkat keabuan yang homogen.

3.5 Backpropagation Neural Network (BPNN)

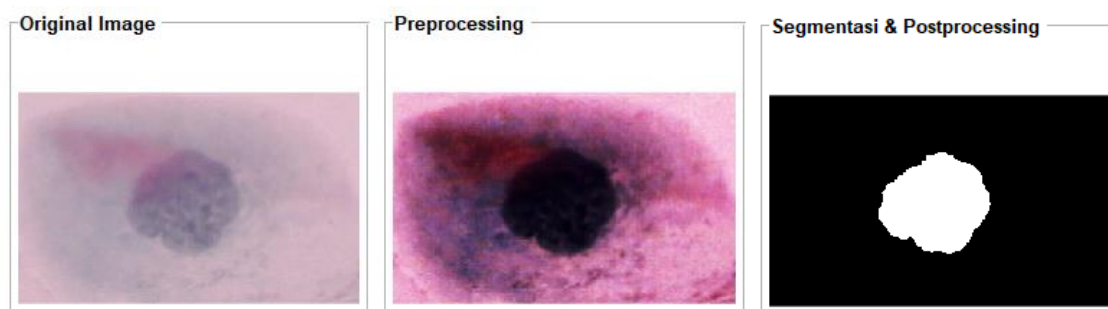
Algoritma *Backpropagation* adalah metode yang paling umum digunakan dalam pelatihan jaringan saraf tiruan [22]. Jaringan *Backpropagation* merupakan bagian dari jaringan *Multilayer Perceptron*, tetapi dengan algoritma pembelajaran yang berbeda. Pemrosesan jaringan syaraf tiruan dilakukan dalam tiga fase, yaitu pelatihan, validasi, dan pengujian. Model dari jaringan *Backpropagation* terdiri atas, *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Hasil klasifikasi semakin akurat, jika lebih banyak dataset *input* yang digunakan untuk pelatihan. Jaringan *Backpropagation* dapat lebih banyak melakukan proses pembelajaran dengan menggunakan data latih yang lebih banyak.

4. Hasil dan Pembahasan

Bagian hasil dan pembahasan membahas mengenai proses pengujian yang dilakukan pada GUI (*Graphical User Interface*) disertai dengan analisa dari proses pengujian. Pengujian dilakukan pada proses *load* citra uji, tahap *preprocessing*, segmentasi dan *postprocessing*, ekstraksi ciri serta pelatihan dan pengujian citra. Analisa dilakukan terhadap hasil pengujian yang diperoleh.

4.1 Proses Pengujian

Proses pengujian pada penelitian ini menggunakan sebanyak 9 citra uji, sedangkan untuk proses pelatihan menggunakan sebanyak 19 citra. Model *Backpropagation* diimplementasikan pada proses pengujian untuk menentukan kelas dari masing-masing data uji. Proses pengujian yang dibahas meliputi, pengolahan citra digital, ekstraksi ciri dan klasifikasi.



Gambar 3. Proses Pengolahan Citra Digital

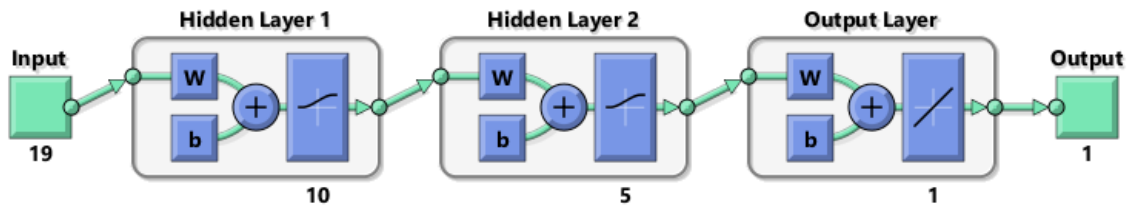
Proses pengolahan citra digital pada penelitian meliputi, *preprocessing* dan segmentasi. Gambar 3 menunjukkan 'Original Image' yang berupa citra asli, 'Preprocessing' yang merupakan hasil proses *preprocessing*, 'Segmentasi & Postprocessing' yang berupa citra hasil segmentasi dan juga hasil dari proses *postprocessing* yang berupa citra biner. Citra biner hasil tahap *postprocessing* diekstrak cirinya menggunakan ekstraksi ciri tekstur dengan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan bentuk dengan *regionprops*.

Feature Extraction

	Ciri	Nilai
1	Area	7144
2	Perimeter	324.614
3	Contrast	0.071138
4	Homogeneity	0.99183

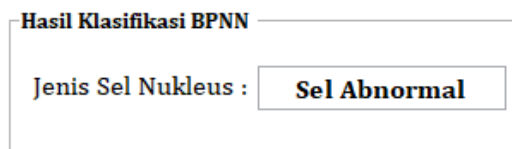
Gambar 4. Proses Ekstraksi Ciri

Penelitian ini menggunakan dua buah analisis ciri, yaitu analisis tekstur dengan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan analisis bentuk dengan *Regionprops*. Metode ekstraksi ciri tekstur menggunakan GLCM mengekstrak ciri *contrast* dan *homogeneity*, sedangkan metode ekstraksi ciri *regionprops* mengekstrak ciri bentuk *area* dan *perimeter* pada setiap citra uji. Total ciri yang dapat diekstrak dari satu buah citra adalah sebanyak empat buah ciri, dimana ditampilkan pada Gambar 4. Ciri yang paling terlihat berbeda antara sel nukleus pap smear normal dan abnormal adalah dari ciri bentuk, karena sel abnormal cenderung memiliki inti sel yang berukuran lebih besar dan sel normal memiliki ukuran sel yang lebih kecil.



Gambar 5. Model *Backpropagation Neural Network*

Arsitektur model dari metode klasifikasi *Backpropagation Neural Network* yang digunakan digambarkan pada Gambar 5. Model dari *Backpropagation* ditentukan pada saat *training* dataset, dimana model yang ditentukan berpengaruh terhadap akurasi pengenalan yang dihasilkan. Arsitektur yang dibangun, yaitu berupa *Input*, dua buah *hidden layer*, *output layer* dan hasil keluaran. *Hidden layer* pertama memuat sebanyak 10 buah neuron dengan fungsi aktivasi atau fungsi pembelajaran yang digunakan adalah sigmoid biner (logsig), sedangkan *hidden layer* kedua memuat sebanyak 5 buah neuron dengan fungsi aktivasi sigmoid biner (logsig). Fungsi aktivasi yang digunakan pada bagian *output layer* adalah fungsi *backpropagation* Levenberg-Marquardt (trainlm). Data dapat melakukan pembelajaran melalui model hasil *training* berdasarkan jumlah *epoch* atau iterasi yang ditentukan.



Gambar 6. Hasil Klasifikasi

Gambar 6 menunjukkan tampilan GUI pada saat proses klasifikasi data uji dilakukan. Hasil klasifikasi berdasarkan data uji yang diujikan sebelumnya menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* menunjukkan bahwa data uji dikenali sebagai kelas Sel Abnormal. Aplikasi akan memberikan hasil kelas *output* berupa 'Sel Abnormal' sebagai prediksi kelas data uji pada GUI, karena memiliki kemiripan ciri yang lebih besar daripada kelas Sel Normal.

4.2 Analisa

Analisa berdasarkan pengujian yang telah dilakukan sebelumnya bertujuan untuk mengetahui akurasi keseluruhan dari kinerja pengenalan citra sel nukleus pap smear menggunakan metode yang diusulkan serta mengetahui pengaruh dari ekstraksi ciri tekstur dan warna untuk proses pengenalan citra pap smear. Hasil pengujian menggunakan citra uji ditampilkan pada Tabel 1 dan Tabel 2.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

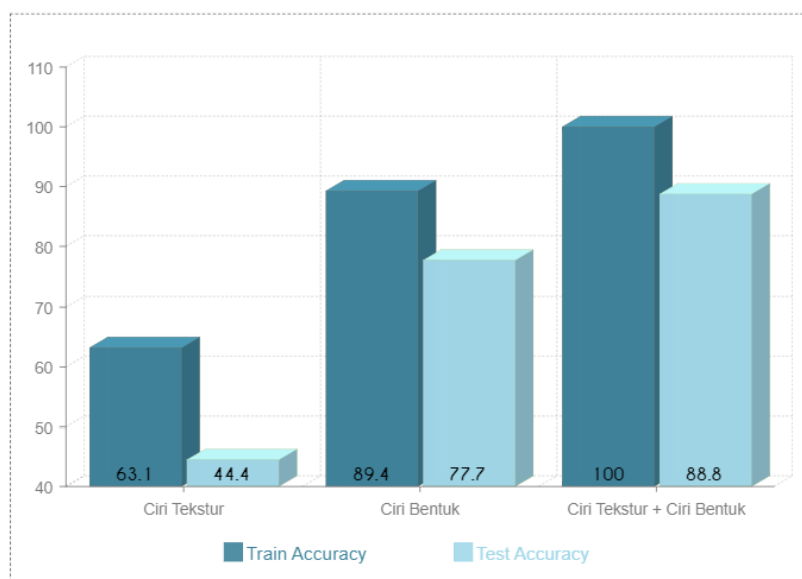
		Data Prediksi	
		Sel Normal	Sel Abnormal
Data Aktual	Sel Normal	3	1
	Sel Abnormal	0	5

Hasil pengujian yang ditampilkan dengan *confusion matrix* pada Tabel 1 dapat disimpulkan bahwa, kelas Sel Normal diklasifikasi dengan benar sebanyak 3 citra, sedangkan diklasifikasi sebagai Sel Abnormal sebanyak 1 citra. Kelas Sel Abnormal yang diklasifikasi dengan benar sebanyak 5 citra dan tidak ada citra yang salah terklasifikasikan. Akurasi yang dihasilkan dari hasil pengujian tersebut dengan menggunakan 9 citra uji, yaitu sebesar 88.8% dan *error rate* sebesar 11.2%.

Tabel 2. Pengaruh Ekstraksi Ciri

Ekstraksi Ciri	Akurasi (%)	
	Pelatihan	Pengujian
Ciri Tekstur (GLCM)	63.1	44.4
Ciri Bentuk (<i>Regionprops</i>)	89.4	77.7
Kombinasi Ciri Tekstur dan Bentuk	100	88.8

Tabel 2 menampilkan hasil uji coba pengaruh ekstraksi ciri tekstur menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM), ekstraksi ciri bentuk menggunakan *Regionprops* dan kombinasi kedua metode tersebut. Akurasi pengujian yang dihasilkan pada Tabel 2 menyatakan bahwa analisis ciri bentuk sangat besar pengaruhnya terhadap proses pengenalan citra sel nukleus pap smear, namun kombinasi dari kedua buah analisis ciri tersebut sangat membantu meningkatkan akurasi pengenalan.



Gambar 6. Grafik Pengaruh Ekstraksi Ciri

Skenario pengujian ekstraksi ciri yang paling optimal ditunjukkan pada penggunaan kombinasi ekstraksi ciri tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan ekstraksi ciri bentuk *Regionprops* secara bersamaan dengan akurasi pengujian 88.8%. Akurasi pengujian dipengaruhi oleh objek dataset sel nukleus pap smear yang digunakan. Ciri yang dapat dilihat dari objek sel nukleus pap smear yang digunakan pada penelitian ini adalah perbedaan bentuk dan juga teksturnya. Sel nukleus normal cenderung memiliki ukuran sel yang lebih kecil dan tekstur yang halus karena memiliki intensitas warna yang lebih homogen, sedangkan sel nukleus abnormal memiliki ukuran sel yang besar dan tekstur yang cenderung kasar.

5. Kesimpulan

Sistem deteksi dini pada kanker serviks berdasarkan analisis sel nukleus pap smear menggunakan teknik berbasis komputer dibutuhkan dalam dunia medis untuk mempermudah pendeteksian secara dini oleh ahli patologi dan menghemat waktu pada saat pengklasifikasian sel nukleus. Penelitian ini menggabungkan teknik *machine learning* dan pengolahan citra digital untuk mengidentifikasi sel nukleus pap smear normal dan abnormal. Kombinasi fitur tekstur GLCM dan bentuk *regionprops* berhasil meningkatkan akurasi pengenalan daripada hanya menggunakan salah satu fitur saja. Klasifikasi berbasis *Backpropagation Neural Network* (BPNN) mendapatkan akurasi pengenalan sebesar 88.8% dan *error rate* sebesar 11.2% dengan menguji 9 citra uji. Kesalahan deteksi dari beberapa data yang diujikan disebabkan oleh hasil segmentasi yang kurang sempurna.

Daftar Pustaka

- [1] Y. Kusumawati, R. W. Nugrahaningtyas, and E. N. Rahmawati, "Pengetahuan, Deteksi Dini dan Vaksinasi HPV sebagai Faktor Pencegah Kanker Serviks di Kabupaten Sukoharjo," *KESMAS: Jurnal Kesehatan Masyarakat*, vol. 11, no. 2, pp. 204–213, 2016.
- [2] H. Ashtarian, E. Mirzabeigi, E. Mahmoodi, and M. Khezeli, "Knowledge About Cervical Cancer and Pap Smear and The Factors Influencing The Pap Test Screening Among Women," *International Journal of Community Based Nursing and Midwifery*, vol. 5, no. 2, pp. 188–195, 2017.
- [3] M. Sholik and C. Fatichah, "Klasifikasi Sel Serviks pada Citra Pap Smear berdasarkan Fitur Bentuk Deskriptor Regional dan Fitur Tekstur Uniform Rotated Local Binary Pattern," *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, vol. 15, p. 214, Jul. 2017.
- [4] N. K. A. Wirdiani and A. Sudana, "Medicinal plant recognition of leaf shape using Localized Arc Pattern Method," *International Journal of Engineering and Technology*, vol. 8, no. 4, pp. 1847–1854, 2016.
- [5] I. K. S. Widiakumara, I. K. G. D. Putra, and K. S. Wibawa, "Aplikasi Identifikasi Wajah Berbasis Android," *Lontar Komputer: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, vol. 8, no. 3, pp. 200–207, 2017.
- [6] A. H. Mbaga and P. ZhiJun, "Pap Smear Images Classification for Early Detection of Cervical Cancer," *International Journal of Computer Applications*, vol. 118, no. 7, pp. 10–16, 2015.
- [7] K. Bora, M. Chowdhury, L. B. Mahanta, M. K. Kundu, and A. K. Das, "Pap Smear Image Classification using Convolutional Neural Network," in *Proceedings of the Tenth Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 2016, p. 55.
- [8] J. Jantzen and G. Dounias, "Analysis of Pap-Smear Image Data," in *Nature-Inspired Smart Information Systems 2nd Annual Symposium*, 2006.
- [9] A. A. Riadi, "Analisa Perbaikan Kualitas Kontras Citra X-Ray Menggunakan Metode Exposure Based Sub-Image Histogramequalization (ESIHE)" *Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 1, pp. 305–310, 2016.
- [10] A. Ahmad, "Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, Neural Network, dan Deep Learning," *Yayasan Cahaya Islam Jurnal Teknologi Indonesia*, 2017.
- [11] S. Loussaief and A. Abdelkrim, "Machine Learning Framework for Image Classification," *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, vol. 3, no. 1, pp. 1–10, 2018.
- [12] T. Hidayatulloh, A. Herliana, and T. Arifin, "Klasifikasi Sel Tunggal Pap Smear Berdasarkan Analisis Fitur Berbasis Naive Bayes Classifier dan Particle Swarm Optimization," *Suara Wawasan Sukabumi*, vol. 4, no. 2, pp. 186–193, 2016.

- [13] A. S. R. M. Sinaga, "Implementasi Teknik Thresholding pada Segmentasi Citra Digital," *Jurnal Mantik Penusa*, vol. 1, no. 2, pp. 48–51, 2017.
- [14] A. S. Devi, I. K. G. D. Putra, and I. M. Sukarsa, "Implementasi Metode Clustering DBSCAN pada Proses Pengambilan Keputusan," *Lontar Komputer: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, vol. 6, no. 3, pp. 185–191, 2015.
- [15] A. P. AM and M. Murinto, "Segmentasi Citra Batik Berdasarkan Fitur Tekstur Menggunakan Metode Filter Gabor dan K-Means Clustering," *Jurnal Informatika*, vol. 10, no. 1, pp. 1173–1179, 2016.
- [16] F. G. Febrinanto, C. Dewi, and A. T. Wiratno, "Implementasi Algoritme K-Means sebagai Metode Segmentasi Citra dalam Identifikasi Penyakit Daun Jeruk," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 11, pp. 5375–5383, 2018.
- [17] S. Medhi, C. Ahmed, and R. Gayan, "A Study on Feature Extraction Techniques in Image Processing," *International Journal of Computer Sciences and Engineering*, vol. 4, no. 7, pp. 89–93, 2016.
- [18] I. G. A. Triwayuni, I. K. G. D. Putra, and I. P. A. E. Pratama, "Content Based Image Retrieval Using Lacunarity and Color Moments of Skin Diseases," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 9, no. 1, pp. 243–248, 2018.
- [19] N. J. Shoumy, S. N. Yaakob, P. Ehkan, M. S. Ali, and S. Khatun, "Feature Extraction for Neural Network Pattern Recognition for Bloodstain Analysis," *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. 11, no. 15, pp. 8583–8589, 2016.
- [20] N. L. W. S. R. Ginantra, "Deteksi Batik Parang Menggunakan Fitur Co-Occurrence Matrix dan Geometric Moment Invariant dengan Klasifikasi KNN," *Lontar Komputer: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, vol. 7, no. 1, pp. 40–50, 2016.
- [21] S. H. S. Al-Kilidar and L. E. George, "Texture Recognition Using Co-Occurrence Matrix Features and Neural Network," *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, vol. 95, no. 21, pp. 5949–5961, 2017.
- [22] K. S. Harsh Kukreja, Bharath N, Siddesh C S, "An Introduction to Artificial Neural Network," *International Journal of Advance Research and Innovative Ideas in Education*, vol. 1, no. 5, pp. 27–30, Sep. 2016.