



## Klasifikasi Alexnet dan Deteksi Tepi Canny untuk Identifikasi Citra Repomedunm

Dwiza Riana<sup>✉</sup>, Daniati Uki Eka Saputri, Sri Hadiani, Daniati Uki Eka Saputri

Universitas Nusa Mandiri

[dwiza@nusamandiri.ac.id](mailto:dwiza@nusamandiri.ac.id)

### Abstrak

Deteksi dini kanker serviks dapat mencegah dan menunda kematian, salah satunya dengan memanfaatkan teknologi komputer untuk mendiagnosa berbagai jenis sel kanker serviks. Penelitian dilakukan terhadap citra Pap smear yang diambil dari RepomedUNM dengan tujuan mengklasifikasikan citra Pap smear menjadi dua kelas yaitu sel normal dan sel abnormal dengan menggunakan metode AlexNet. Proses awal klasifikasi citra terdiri dari mengubah ukuran dan mengubah citra asli menjadi skala abu-abu. Penelitian ini juga bertujuan untuk mendeteksi tepi citra pap smear yang terdiri dari dua kelas yaitu sel normal dan sel koilocyt. Deteksi tepi menggunakan metode Canny untuk mendapatkan nilai luas, keliling dan diameter sel sitoplasma dan inti sel (nukleus). Proses deteksi tepi Canny terdiri dari proses cropping, mengubah citra asli menjadi grayscale, dan segmentasi citra menggunakan metode thresholding. Hasil klasifikasi 2000 citra Pap smear menghasilkan akurasi sebesar 97,66% dan hasil deteksi tepi dari 50 citra Pap smear dengan metode Canny mampu memberikan hasil yang baik dengan mendeteksi tepi citra sebenarnya dan hasilnya.

**Kata kunci:** Kanker Serviks, Deteksi Tepi, Canny, Alexnet, Repomedunm.

JIDT is licensed under a Creative Commons 4.0 International License.



### 1. Pendahuluan

Kanker serviks merupakan salah satu penyakit berbahaya dan mengancam hidup wanita hingga menyebabkan kematian [1]. Kanker serviks banyak menelan korban jiwa, kanker serviks tumbuh dan berkembang di bagian bawah antara rahim dan vagina wanita yang disebut dengan leher rahim [2]. Kanker serviks disebut juga sebagai *silent killer* karena penyakit tersebut tidak memiliki gejala atau tanda pada stadium awal kanker [3].

Upaya pendeteksian dini kanker serviks gencar dilakukan oleh pemerintah sebagai pengendalian dan pencegahan dini kanker serviks di Indonesia, upaya tersebut dilakukan sebagai salah satu cara meningkatkan kualitas kesehatan masyarakat dan menekan jumlah perempuan terkena kanker serviks [4]. Upaya lain dapat dilakukan dengan melakukan pemeriksaan tes Pap smear [5]. Tes Pap smear dapat memberikan informasi apakah seseorang mengidap penyakit kanker serviks atau tidak [6]. Hal tersebut dapat membantu menentukan langkah pencegahan yang tepat bagi penderita secara efektif meskipun pada saat pengamatan masih terdapat kesulitan [7].

Pemanfaatan teknologi komputer dalam peningkatan mutu kesehatan sudah banyak diterapkan, salah satunya yaitu *Artificial Intelligence (AI)* yang memiliki fungsi beragam pada bidang kesehatan, khususnya penyakit kanker seperti diagnosis penyakit, prediksi, klasifikasi kanker dan fungsi patologi yang beragam, hal tersebut dapat menjadi sebuah solusi dalam menangani masalah di bidang kesehatan dan mampu mengurangi waktu analisa citra kanker sehingga lebih efisien [8].

Pemanfaatan teknologi *AI* mengenai identifikasi citra Pap smear sudah dilakukan peneliti pada penelitian untuk melakukan ekstraksi fitur dan pelatihan *deep learning network* pada klasifikasi citra Pap smear RepomedUNM. Penelitian ini menggunakan metode VGG16, VGG19, dan ResNet50 dalam mempresentasikan analisa dataset RepomedUNM [9]. Penelitian tentang fitur tekstur pada citra RepoMedUNM yang terdiri dari empat kelas, normal, *L-Sil*, *H-Sil*, dan *Koilocyt* juga disegmentasi menggunakan *K-means* [10]. Hasil ekstraksi fitur dan klasifikasi dapat digunakan sebagai referensi evaluasi pada teknik klasifikasi masa depan, namun penggunaan AlexNet belum pernah digunakan untuk klasifikasi citra RepoMedUNM.

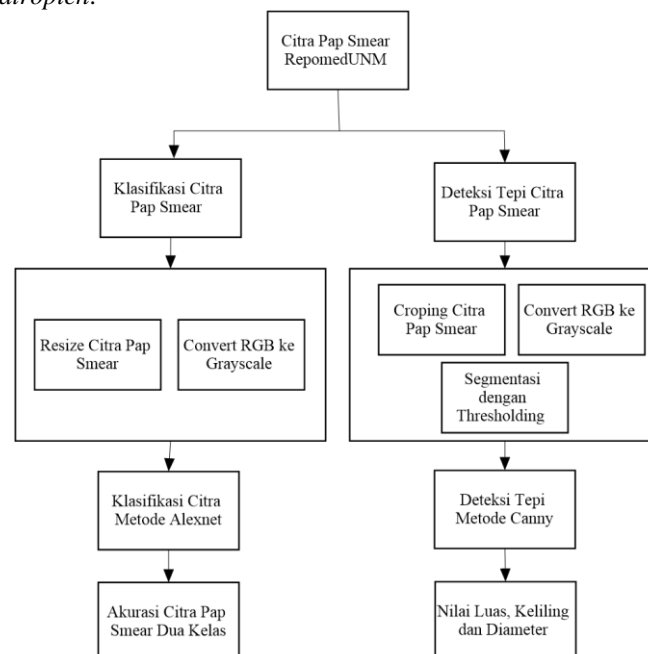
Pengolahan citra digital (*Image processing*) merupakan salah satu bidang ilmu dari *Artificial Intelligence (AI)* [11]. Proses *image processing* dengan teknik deteksi tepi merupakan proses yang digunakan untuk menghasilkan garis batas atau tepi-tepi dari objek citra untuk menandai bagian citra secara lebih detail dan memperbaiki detail citra yang kabur sehingga dapat menentukan jenis informasi awal terkait suatu penyakit [12]. Penelitian mengenai deteksi tepi sudah dilakukan [13] dimana proses deteksi dapat memudahkan dalam melakukan segmentasi, penelitian lain juga dilakukan [14] dimana menghasilkan segmentasi yang bagus setelah dilakukan deteksi tepi.

Peneliti sebelumnya juga pernah melakukan deteksi tepi pada citra Pap smear [15], [16] Untuk RepoMedUNM belum pernah dilakukan deteksi tepi Selain itu, dengan adanya *image processing* dapat membantu mengenali atau mengklasifikasi citra secara efisien yaitu cepat dan tepat [17].

Penelitian ini merupakan pengembangan penelitian sebelumnya terhadap dataset citra Pap smear RepomedUNM [9][18] yang melakukan ekstraksi fitur dan pelatihan menggunakan *deep learning network* yaitu VGG16, VGG19, dan ResNet50 dalam mempresentasikan analisa dataset RepomedUNM. Tujuan penelitian ini untuk melakukan identifikasi citra *Pap smear* RepoMedUNM dengan metode yang berbeda, yaitu berupa klasifikasi menggunakan metode *AlexNet* dengan jumlah dua kelas yaitu sel normal dan abnormal. Tujuan lain yaitu untuk melakukan deteksi tepi citra terhadap dua kelas yaitu sel normal dan sel *koilocyt* menggunakan metode *Canny* dengan proses *pre-processing* berupa *cropping* untuk memisahkan sel sitoplasma dan nukleus, merubah citra asli ke *grayscale* dan segmentasi citra dengan metode *thresholding*. Selanjutnya diperoleh nilai luas, keliling serta diameter sel sitoplasma dan sel nukleus.

## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggabungkan metode klasifikasi citra *Pap smear* menggunakan metode *AlexNet* dan deteksi tepi *Canny*. Berikut ini merupakan tahapan penelitian yang dilakukan oleh peneliti disajikan pada Gambar 1. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari RepoMedUNM yang berisi dataset citra *Pap smear* untuk proses sebuah identifikasi dini kanker serviks. RepoMedUNM menyediakan jenis citra yaitu citra *Thinprep* sebanyak 2346 dan non *Thinprep* sebanyak 3793 [18]. Dataset yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 2000 citra yang terdiri dari 500 citra sel normal dan 1500 citra abnormal yang terdiri dari 5 jenis sel yaitu jenis sel *L-Sil*, *H-Sil*, *Koilocyt*, *Parabasal* dan *atropich*.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

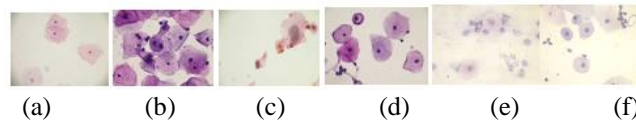
Penelitian ini mengimplementasikan metode *AlexNet* untuk proses klasifikasi dan metode *Canny* untuk proses deteksi tepi. Proses klasifikasi dengan metode *AlexNet* dilakukan terhadap 2000 citra tunggal yang diambil dari jenis sel normal sebanyak 500 citra dan sel abnormal sebanyak 1500 citra. Model arsitektur *AlexNet* terdiri dari 8 lapisan yaitu 5 lapisan konvolusi yang mengekstrak fitur dan 3 lapisan mengklasifikasi citra yang terhubung secara penuh [19]. Sebelum proses klasifikasi, citra terlebih dahulu dilakukan proses *resize* dari ukuran semula 1026x1024 menjadi 227x227x3 sesuai dengan ukuran dan input pada arsitektur *AlexNet*. Tahap selanjutnya adalah merubah citra asli *RGB* menjadi *grayscale* yang kemudian diklasifikasi menggunakan metode *AlexNet* untuk mendapatkan akurasi citra *Pap smear* dari dua kelas.

Proses deteksi tepi citra *Pap smear* dengan metode *Canny* dilakukan terhadap 50 citra tunggal yang diambil dari jenis sel normal dan sel *koilocyt*. Penelitian ini merupakan penelitian awal dalam deteksi sel pada citra RepomedUNM. Sebelum proses deteksi tepi *Canny* terlebih dahulu dilakukan proses *pre-processing* citra yaitu melakukan pemisahan atau *cropping* untuk mendapatkan sel sitoplasma dan nukleus, kemudian mengubah citra asli *RGB* menjadi *grayscale*, dan melakukan segmentasi citra dengan metode *thresholding*. Setelah proses *pre-processing* dilakukan, tahap selanjutnya yaitu melakukan deteksi tepi citra menggunakan metode *Canny* untuk mendapatkan nilai luas, keliling dan diameter dari sel nukleus dan sel sitoplasma.

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### A. Citra RepomedUNM

Gambar 2 merupakan contoh masing-masing citra yang digunakan pada penelitian ini, dimana Gambar 2(a) adalah jenis sel normal, Gambar 2(b) adalah jenis sel *L-Sil*, Gambar 2(c) adalah jenis sel *H-Sil*, Gambar 2(d) adalah jenis sel *Koilocyt*, Gambar 2(e) adalah jenis sel *atropich* dan Gambar 2(f) adalah jenis sel *parabasal*. Proses pengambilan citra *Pap smear* RepomedUNM dilakukan atas kerjasama tim laboratorium patologi dan kelompok riset dari Universitas Nusa Mandiri dan dari mitra luar negeri menggunakan bantuan mikroskop optik *OLYMPUS CX33RTFS2* dan mikroskop *X52-107BN* dengan kamera *Logitech* [21] [9].



Gambar 2. Citra RepomedUNM yang digunakan untuk penelitian

#### B. Klasifikasi Citra Pap smear

##### 1. *Resize Citra Pap Smear*

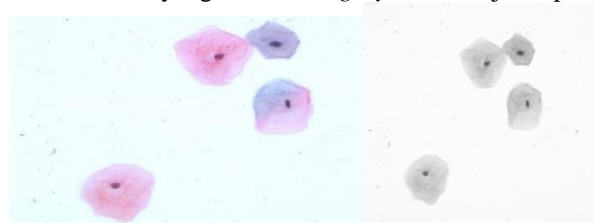
Proses *resize* citra pada penelitian ini dilakukan untuk proses klasifikasi citra *Pap smear*. Proses *resize* secara otomatis merubah ukuran citra yang semula 1026x1024 menjadi ukuran 227x227x3 menyesuaikan dengan *input* arsitektur *AlexNet*. Pada Gambar 3 merupakan *setting* yang dilakukan terhadap citra *Pap smear* sel normal dan abnormal pada aplikasi Matlab.



Gambar 3. Citra hasil *Resize* citra Pap smear

##### 2. *Convert Citra RGB ke Grayscale* pada Proses Klasifikasi

Proses selanjutnya adalah merubah citra asli *RGB* yang semula citra *true color* terdiri dari warna *Red(R)*, *Green(G)*, dan *Blue(B)* menjadi *grayscale* (abu-abu) bervariasi pada warna hitam pada bagian yang intensitas terlemah dan warna putih pada intensitas terkuat sehingga citra *grayscale* berbeda dengan citra hitam-putih. Di bawah ini adalah contoh hasil citra asli yang dirubah ke *grayscale* disajikan pada Gambar 4.



(a) Citra Normal



(b) Citra Abnormal

Gambar 4. Citra Normal Abnormal dan Hasil *convert* ke *Grayscale* Pada Proses Klasifikasi

Gambar 4(a) adalah citra sel normal, Gambar 4(b) adalah citra sel abnormal dimana keduanya adalah salah satu contoh citra asli yang diubah menjadi citra *grayscale*.

##### 3. Klasifikasi Citra Menggunakan Alexnet

Proses klasifikasi menggunakan metode *AlexNet* dilakukan terhadap 2 jenis sel yaitu sel normal sebanyak 500 citra dan sel abnormal sebanyak 1500 citra yang terdiri dari 300 sel *L-Sil*, 300 sel *H-Sil*, 300 sel *Koilocyt*, 300

sel Parabasal, dan 300 sel *atropich*. Proses klasifikasi diawali dengan ekstraksi citra melalui *convolution layer* dan *max pooling layer* untuk mendapatkan hasil ekstraksi fitur dan memaksimalkan hasil dengan mengaktifasi *fully connected layer* agar saling terhubung penuh. Fungsi *softmax layer* yang bekerjasama dengan *classification output layer* akan bekerja menghasilkan model modifikasi dengan layer terbaik.

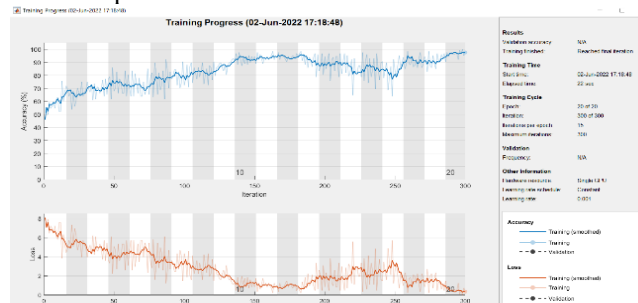
#### 4. Akurasi Citra Pap Smear Dua Kelas

Model klasifikasi terhadap 2 jenis sel citra *Pap smear* tersebut dapat diketahui hasil akurasi terbaiknya ketika menentukan parameter secara tepat. Berdasarkan beberapa kali uji coba, parameter terbaik diperoleh ketika menggunakan *learning rate* sebesar 0,001 dan *epoch* sebesar 20 dengan parameter tambahan *mini-batch accuracy*, *training-progress*, *plot confusion matrix* dan *deep network designer*. Berikut ini adalah hasil akurasi klasifikasi citra *Pap smear* dengan *epoch* sebesar 20 terlihat pada Gambar 5 dan pada Gambar 6 merupakan hasil dari *training progress*.

Epoch	Iteration	Time Elapsed (hh:mm:ss)	Mini-batch Accuracy	Mini-batch Loss	Base Learning Rate
1	1	00:00:03	46.09%	8.1473	0.0010
4	50	00:00:07	67.97%	5.1065	0.0010
7	100	00:00:10	72.66%	4.3592	0.0010
10	150	00:00:13	94.53%	0.8718	0.0010
14	200	00:00:16	94.53%	0.8718	0.0010
17	250	00:00:19	83.59%	2.6155	0.0010
20	300	00:00:22	97.66%	0.3736	0.0010

Gambar 5. Hasil akurasi klasifikasi citra *Pap smear*

Terlihat pada Gambar 5 adalah hasil akurasi citra *Pap smear* 2 kelas dengan 20 epoch menghasilkan akurasi sebesar 97.66% ketika iterasi mencapai 300.



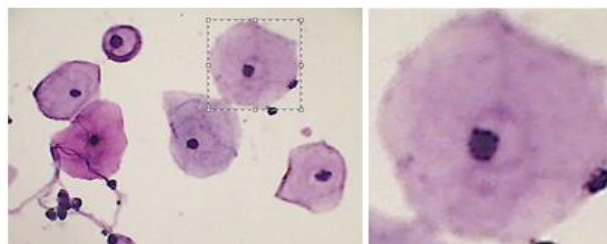
Gambar 6. Hasil Training Progress

Terlihat pada Gambar 6 adalah nilai *training progress* terhadap citra *Pap smear* 2 kelas menunjukkan bahwa nilai grafik *loss* semakin menurun dan nilai akurasi semakin naik. Nilai tersebut menunjukkan bahwa nilai kesalahan semakin menurun dan nilai akurasi semakin meningkat ketika berada di iterasi ke 300.

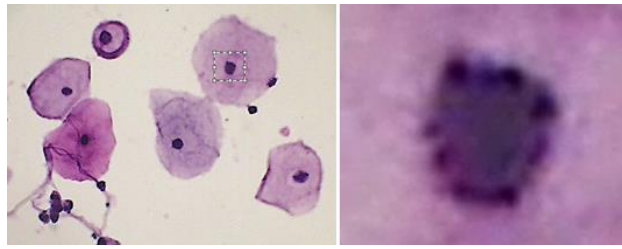
#### Deteksi Tepi Citra Pap Smear

##### 1. Cropping Citra

Tahap *cropping* bertujuan untuk memisahkan sel sitoplasma dengan inti sel (nukleus) agar mempermudah saat melakukan proses deteksi tepi. Metode *cropping* yang digunakan adalah *rectangle* yaitu memotong citra yang berbentuk persegi panjang agar memudahkan memilih dua koordinat pada sebuah citra sesuai kebutuhan. Proses *cropping* dilakukan untuk jenis sel normal dan *koilocyt* yang digunakan untuk deteksi tepi citra. Berikut ini adalah contoh hasil *cropping* dengan metode *rectangle* untuk memisahkan sel sitoplasma dengan inti sel (nukleus) seperti terlihat pada Gambar 7 adalah hasil *cropping* citra sel sitoplasma dan Gambar 8 adalah hasil *cropping* citra sel nukleus.

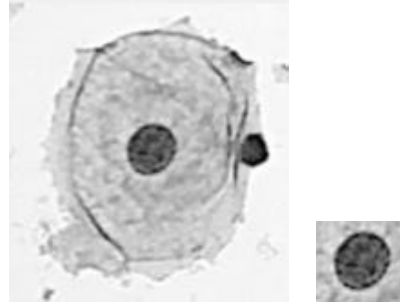


Gambar 7. *Cropping* sel sitoplasma

Gambar 8. *Cropping* inti sel (nukleus)

## 2. Convert Citra menjadi Grayscale pada Proses Deteksi Tepi

Pada tahap ini dilakukan proses merubah citra asli RGB citra sitoplasma dan citra nukleus menjadi citra abu-abu. Gambar 9 adalah contoh hasil citra sitoplasma dan citra nukleus yang dirubah ke *grayscale*.



(a) Citra Sitoplasma (b) Citra Nukleus

Gambar 9. (a) dan (b) Adalah Citra hasil *convert* menjadi *greyscale*

Gambar 9(a) adalah citra sel sitoplasma dan Gambar 9(b) adalah citra nukleus yang berhasil diubah menjadi *grayscale*.

## 3. Segmentasi Citra Pap Smear

Proses segmentasi dilakukan untuk mendeteksi tepi citra *Pap smear* menggunakan metode *thresholding*. Tujuan dari segmentasi yaitu memisahkan objek sitoplasma dan sel inti nukleus. Citra menjadi tanpa latar belakang (*background*) serta melakukan proses operasi komplementer agar objek yang bernilai 1 (berwarna putih), sedangkan latar belakangnya bernilai 0 (berwarna hitam). Terakhir yang dilakukan pada proses segmentasi adalah melakukan operasi morfologi yaitu menyempurnakan masing-masing bentuk objek sitoplasma dan nukleus pada citra biner dari hasil segmentasi. Di bawah ini adalah hasil segmentasi citra menggunakan *thresholding* seperti disajikan pada Gambar 10.



(a) Segmentasi Sitoplasma (b) Segmentasi Nukleus




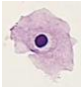


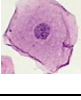





Gambar 10. Citra Hasil Segmentasi dengan *Thresholding*

## 4. Deteksi Tepi Citra Pap Smear Menggunakan Metode Canny

Proses deteksi tepi citra dilakukan setelah beberapa tahapan *cropping* citra, *convert* citra asli *RGB* menjadi *grayscale* dan segmentasi dengan metode *thresholding* selesai dilakukan. Proses deteksi tepi menggunakan metode *Canny* menghasilkan tepi-tepi dari citra *Pap smear*. Tepi tersebut yang menandai bagian dari detail citra yang berbentuk relief bayangan terang dan gelap. Tabel 1 merupakan hasil deteksi tepi citra sel sitoplasma dan sel nukleus dengan metode *Canny*.

TABEL 1. CONTOH CITRA HASIL DETEKSI TEPI MENGGUNAKAN METODE *CANNY*

No	Citra Awal	Sitoplasma	Hasil	Nukleus	Hasil
----	------------	------------	-------	---------	-------




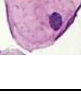
1			Terdeteksi Baik		Terdeteksi Baik
2			Terdeteksi Kurang Baik		Terdeteksi Baik
3			Terdeteksi Baik		Terdeteksi Kurang Baik
4			Terdeteksi Kurang Baik		Terdeteksi Kurang Baik

Terdapat 19 citra sel sitoplasma berhasil terdeteksi dengan baik dan 31 citra sel sitoplasma tidak terdeteksi dengan baik. Deteksi tepi citra sel nukleus pada penelitian ini dapat terdeteksi sebanyak 50 sel nukleus. Sehingga diperoleh nilai akurasi keberhasilan deteksi tepi citra sel sitoplasma sebesar 38% dan inti sel (nukleus) memiliki akurasi keberhasilan sebesar 100%. Tentu saja perlu dilakukan peningkatan keberhasilan deteksi tepi sitoplasma dengan metode lain dan jumlah citra yang lebih banyak.

#### 5. Nilai Luas, Keliling, dan Diameter



Setelah proses deteksi tepi citra sel sitoplasma dan sel nukleus dilakukan, selanjutnya adalah melakukan perhitungan nilai luas, keliling dan diameter pada masing-masing citra sel. Berikut adalah contoh hasil nilai luas, keliling dan diameter menggunakan metode *Canny* terlihat pada Tabel 2 dan Tabel 3.

TABEL 2. NILAI LUAS, KELILING, DAN DIAMETER SITOPLASMA MENGGUNAKAN METODE *CANNY*



No	Nama Citra	Luas	Keliling	Diameter
1		39367	838.56	223.88
2		-	-	-
3		119846	1368.73	390.63
4		-	-	-

Tabel 2 Merupakan contoh hasil perhitungan luas, keliling, dan diameter terhadap citra Sitoplasma menggunakan metode *Canny*, dari keseluruhan citra yang digunakan pada proses deteksi tepi masih terdapat citra yang tidak berhasil terdeteksi dengan baik seperti terlihat pada tabel diatas. Citra sitoplasma pada nomor 2 dan nomor 4 tidak memiliki nilai luas, keliling dan diameter karena gagal terdeteksi dengan metode *Canny*.

TABEL 3. NILAI LUAS, KELILING, DAN DIAMETER NUKLEUS MENGGUNAKAN METODE *CANNY*

No	Nama Citra	Luas	Keliling	Diameter
1		2306	176.50	54.19
2		8764	351.07	105.63



3		6190	317.02	88.78
4		12039	422.75	123.81

Tabel 3 merupakan contoh hasil perhitungan luas, keliling, dan diameter terhadap citra nukleus menggunakan metode Canny, dari keseluruhan citra berhasil terdeteksi sempurna dengan metode Canny.

#### 4. Kesimpulan

Penelitian yang dilakukan terhadap citra *Pap smear* yang diambil dari RepomedUNM untuk klasifikasi citra dan deteksi tepi citra berhasil dilakukan. Proses klasifikasi terhadap citra *Pap smear* RepomedUNM dengan metode *AlexNet* menghasilkan akurasi klasifikasi citra sebesar 97,66% untuk 2 kelas normal dan abnormal. Hal ini merupakan hasil klasifikasi yang baru pada dataset RepomedUNM. Penelitian lanjutan dapat dilakukan dengan melibatkan jenis kelas yang lebih banyak seperti sel normal, sel *L-Sil*, sel *H-Sil*, sel *Koilocyt*, sel *atropich* dan sel *parabasal*. Tahapan deteksi tepi menggunakan metode *Canny* pada penelitian ini baru menghasilkan deteksi sempurna untuk citra nukleus, sedangkan deteksi sitoplasma belum mendapatkan hasil yang sempurna. Penelitian awal ini perlu ditindaklanjuti dengan penelitian deteksi tepi sitoplasma menggunakan metode deteksi tepi yang lain dan menggunakan jumlah citra yang lebih banyak. Pada akhirnya penelitian ini memberikan kontribusi pada analisa dataset baru RepomedUNM. Sehingga upaya deteksi dini kanker serviks dapat terus dilakukan dengan dukungan analisa terhadap dataset baru citra *Pap smear*.

#### Ucapan Terimakasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi, Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi yang telah mendukung penelitian ini melalui Hibah Penelitian Terapan Kompetitif Nasional “*Repository Medical Imaging Citra Pap smear untuk Deteksi Dini Cervical Cancer*”, Tahun 2021-2022.

#### Daftar Rujukan

- [1] E. A. Osei and M. Ani-Amponsah, “Ghanaian women’s perception on cervical cancer threat, severity, and the screening benefits: A qualitative study at Shai Osudoku District, Ghana,” *Public Heal. Pract.*, vol. 3, no. January, p. 100274, 2022, doi: 10.1016/j.puhp.2022.100274.
- [2] D. S. P. D, “Knowledge And Practice Of Cervical Cancer Screening Among Women Visiting Specialist Hospital Jalingo , Taraba State,” vol. 05, no. 04, pp. 16–23, 2022.
- [3] S. Nurjanah, B. T. Carolin, and N. H. Lail, “Factors Related to Women of Childbearing Age (WUS) Participation in Performing a Visual Inspection of Acetic Acid (IVA) Pamulang Health Center in 2022,” *Nurs. Heal. Sci. J.*, vol. 2, no. 2, pp. 143–153, 2022, doi: 10.53713/nhs.v2i2.102.
- [4] P. Yuniar, “Contextualizing policy implementation , challenges , and plans for improving breast cancer early detection programs in Indonesia,” pp. 1–37.
- [5] W. T. Elgzar, M. A. Alshahrani, M. H. Nahari, and D. D. Al-, “Intention and self-efficacy for pap smear screening and Human Papilloma Virus vaccination among Saudi women at Najran city , KSA,” vol. 26, no. July, pp. 61–73, 2022, doi: 10.29063/ajrh2022/v26i7s.7.
- [6] M. Moudatsou, P. Vouyiouka, E. Karagianni-Hatziskou, M. Rovithis, A. Stavropoulou, and S. Koukouli, “Knowledge and Use of Cervical Cancer Prevention Services among Social Work and Nursing University Students,” *Healthc.*, vol. 10, no. 6, pp. 1–16, 2022, doi: 10.3390/healthcare10061140.
- [7] P. B. Shanthi, K. S. Hareesha, and R. Kudva, “Automated Detection and Classification of Cervical Cancer Using Pap Smear Microscopic Images : A Comprehensive Review and Future Perspectives,” pp. 20–41, 2022.
- [8] Z. Dlamini et al., “AI and precision oncology in clinical cancer genomics: From prevention to targeted cancer therapies-an outcomes based patient care,” *Informatics Med. Unlocked*, vol. 31, no. March, p. 100965, 2022, doi: 10.1016/j.imu.2022.100965.
- [9] D. Riana, S. Hadiani, S. Rahayu, Friyadie, and M. Hasan, “RepoMedUNM : A New Dataset for Extraction Feature and Train Deep Learning Network to Classify of Pap Smear Images,” in *International Conference on Neural Information Processing (ICONIP 2021)*, 2021.
- [10] D. Riana et al., “Identifikasi Citra Pap Smear RepoMedUNM dengan Menggunakan K-Means Clustering dan GLCM,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 1–8, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i1.3495.
- [11] M. M. Abdelsamea, U. Zidan, Z. Senousy, M. M. Gaber, E. Rakha, and M. Ilyas, “A survey on artificial intelligence in histopathology image analysis,” *Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov.*, no. June, pp. 1–44, 2022, doi: 10.1002/widm.1474.

- [12] X. Geng, X. Liu, S. Cheng, and S. Zeng, "Cervical cytopathology image refocusing via multi-scale attention features and domain normalization," *Med. Image Anal.*, vol. 81, no. July 2021, 2022, doi: 10.1016/j.media.2022.102566.
- [13] K. Hemalatha and K. U. Rani, "Feature Extraction of Cervical Pap Smear Images Using Fuzzy Edge Detection Method," 2018, doi: 10.1007/978-981-10-3223-3.
- [14] M. K. Soumya, K. Sneha, and C. Arunvinodh, "Cervical cancer detection and classification using texture analysis," *Biomed. Pharmacol. J.*, vol. 9, no. 2, pp. 663–671, 2016, doi: 10.13005/bpj/988.
- [15] D. Riana, D. Ekashanti, O. Dewi, D. H. Widyantoro, and T. L. R. Mengko, "Segmentation and Area Measurement in Abnormal Pap Smear Images Using Color Canals Modification with Canny Edge Detection," *Int. Conf. Women's Heal. Sci. Eng.*, pp. 1–4, 2012.
- [16] D. Riana, D. E. O. Dewi, D. H. Widyantoro, and T. L. R. Mengko, "Color canals modification with canny edge detection and morphological reconstruction for cell nucleus segmentation and area measurement in normal Pap smear images," *AIP Conf. Proc.*, vol. 1589, no. Icmns 2012, pp. 414–417, 2014, doi: 10.1063/1.4868832.
- [17] T. Xu *et al.*, "RACNet: risk assessment Net of cervical lesions in colposcopic images," *Conn. Sci.*, vol. 34, no. 1, pp. 2139–2157, 2022, doi: 10.1080/09540091.2022.2085665.
- [18] D. Riana, S. Hadiani, S. Rahayu, F. Aziz, Frieyadie, and O. Kalsoem, "Deeprepomedunm: a Train Deep Learning Network and Extraction Feature for the Classification of Pap Smear Images," *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 100, no. 19, pp. 5787–5800, 2022.
- [19] D. Riana *et al.*, "Repository Medical Imaging Citra Pap Smear," 2021. .
- [20] A. S. B. Karno, W. Hastomo, Y. Efendi, and D. R. I. Irawati, "Arsitektur Alexnet Convolution Neural Network (CNN) Untuk Mendeteksi Covid-19 Image Chest-Xray," *Konf. Nas. Ilmu Komput.*, pp. 482–485, 2021.
- [21] H. Akbar and S. Sandfreni, "Klasifikasi Kanker Serviks Menggunakan Model Convolutional Neural Network (Alexnet)," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 4, no. 1, pp. 44–51, 2021, doi: 10.33387/jiko.v4i1.2606.