Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi

p-ISSN: 2460-3562 / e-ISSN: 2620-8989

DOI: 10.26418/justin.v12i4.82903 Vol. 12, No. 4, Oktober 2024

Klasifikasi Kolitis Ulseratif pada Citra Endoskopi menggunakan Support Vector Machine dengan Ekstraksi Citra Gray Level Co-Occurrence Matrix

Agni Nurrohman^{a1}, Irani Hoeronis^{a2}, Hen Hen Lukmana^{a3}

^aProgram Studi Informatika, Universitas Siliwangi Jl. Siliwangi No. 24 Kahuripan, Tasikmalaya, 46115, Indonesia

¹moocinnn@gmail.com
²iranihoeronis@unsil.ac.id
³henhenlukmana@unsil.ac.id

Abstrak

Kolitis ulseratif atau peradangan pada usus besar adalah gangguan inflamasi kronis yang ditandai dengan peradangan mukosa yang melibatkan usus besar (kolon) dan mengarah ke anus (rektum). Jumlah kasus kolitis ulseratif berkisar antara 90-505 orang dari 100.000 orang di Eropa Utara dan Amerika Utara, lebih jarang terjadi di daerah Eropa Barat dan Selatan juga sekurangnya 10 kali lebih kurang di Asia, Afrika dan Populasi Oriental. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi citra endoskopi dengan metode *Support Vector Machine* dengan hasil ekstraksi fitur menggunakan *Gray Level Co-Occurrence Matrix*. Dataset yang digunakan adalah dataset kvasir dengan jumlah dataset yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 1990 dengan masing-masing kelas yaitu kelas sehat dan kelas kolitis ulseratif memiliki citra berjumlah 995 citra. Hasil endoskopi berupa citra digital ditangkap dengan menggunakan kamera kecil yang dimasukkan ke dalam saluran cerna pasien. Pada penelitian ini dilakukan perhitungan model akurasi klasifikasi Kolitis Ulseratif menggunakan hasil ekstrasi fitur citra endoskopi dengan ekstraksi fitur GLCM dengan menggunakan klasifikasi SVM dengan kernel RBF. Pencarian nilai hyperparameter dilakukan untuk mencari nilai C dan gamma terbaik sehingga penelitian ini memiliki hasil akurasi model yang sebelumnya memiliki akurasi 86,45% menjadi 90,85%, nilai presisi sebesar 91,58%, nilai recall sebesar 90,68% dan nilai f1-score sebesar 91,12%.

Kata kunci: Endoskopi, *Gray Level Co-Occurrence Matrix*, Klasifikasi Citra, Kolitis Ulseratif, *Support Vector Machine*

Ulcerative Colitis Classification on Endoscopy Image using Support Vector Machine with Image Extraction using Gray Level Co-Occurrence Matrix

Abstract

Ulcerative colitis or inflammation of the colon is a chronic inflammatory disorder characterized by mucosal inflammation involving the large intestine (colon) and leading to the anus (rectum). The number of cases of ulcerative colitis ranges from 90-505 people out of 100,000 people in Northern Europe and North America, less common in Western and Southern European regions as well as at least 10 times less in Asia, Africa and Oriental populations. This study aims to classify endoscopic images with the Support Vector Machine method with the results of feature extraction using Gray Level Co-Occurrence Matrix. The dataset used is the kvasir dataset with the number of datasets used in this study totaling 1990 with each class, namely the healthy class and the ulcerative colitis class, having 995 images. Endoscopy results in the form of digital images captured using a small camera inserted into the patient's gastrointestinal tract. In this study, the accuracy model of Ulcerative Colitis classification was calculated using the results of endoscopy image feature extraction with GLCM feature extraction using SVM classification with RBF kernel. The search for hyperparameter values is carried out to find the best C and gamma values so that this study has model accuracy results which previously had an accuracy of 86.45% to 90.85%, a precision value of 91.58%, a recall value of 90.68% and an f1-score value of 91.12%.

Keywords: Endoscope, Gray Level Co-Occurrence Matrix, Image Classification, Support Vector Machine, Ulcerative Colitis

I. PENDAHULUAN

Kolitis ulseratif merupakan gangguan inflamasi kronis yang ditandai dengan peradangan mukosa yang melibatkan usus besar (kolon) dan mengarah ke anus (rektum) [1]. Penyakit ini dapat mengganggu pencernaan serta penyerapan nutrisi di dalam tubuh. Peradangan ini ditandai dengan perubahan bentuk kolon yang lebih pendek, dinding usus yang menebal dan membesar, perubahan warna menjadi merah, peningkatan berat, serta peningkatan jumlah jaringan limfatik [2]. Kemungkinan kolitis ulseratif harus ditingkatkan khususnya dengan riwayat diare berdarah yang berkepanjangan dan adanya buang air besar di malam hari [3].

Pencegahan kolitis ulseratif masih belum diketahui secara pasti, sehingga bagi yang terkena, terapi seumur hidup mungkin diperlukan. Insiden kolitis ulserativa bervariasi dari 90 hingga 505 kasus per 100.000 penduduk di Eropa Utara dan Amerika Utara, dan cenderung lebih rendah di Eropa Barat dan Selatan dan secara signifikan lebih rendah di Asia, Afrika, dan juga Amerika Utara. yaitu, setidaknya sepuluh kali lebih sedikit [4]. Kolitis ulseratif sangat terkait dengan komplikasi akut dan berkelanjutan yang dapat mengancam jiwa. Perinefritis merupakan komplikasi paling berbahaya dan menjadi penyebab 50% kematian pada pasien kolitis kolitis ulseratif [5], [6].

Kolitis ulseratif bisa terdeteksi melalui pemeriksaan medis yang disebut endoskopi. Pada prosedur ini, dokter menggunakan alat berupa selang yang dilengkapi dengan kamera untuk memeriksa saluran pencernaan. Namun, pelayanan endoskopi hanya tersedia melalui peralatan khusus dan harus dilakukan oleh dokter yang memiliki keahlian di bidang gastroenterologi untuk menafsirkan hasilnya [7], [8]. Hasil berupa gambar digital dapat diekstrak dengan algoritma ekstraksi fitur dan digunakan untuk proses klasifikasi agar bisa mempermudah identifikasi jenis penyakit secara otomatis, sehingga diagnose dapat dilakukan secara cepat dan tepat.

GLCM adalah salah satu teknik ekstraksi ciri tekstur dalam pendekatan citra untuk memperoleh nilai fitur, GLCM merupakan yang paling terkenal dan banyak digunakan untuk mengekstrak fitur tekstur [9]. SVM adalah salah satu algoritma klasifikasi dalam supervised learning karena proses pelatihannya dilakukan terlebih dahulu sebelum klasifikasi. SVM beroperasi dengan mencari hyperplane optimal sebagai pemisah antara dua kelas yang berbeda. SVM telah terbukti memberikan hasil yang superior dibandingkan dengan metode klasifikasi lainnya [10]. Sebelum dilakukan proses klasifikasi SVM, citra endoskopi dari dataset diekstraksi terlebih dahulu dengan menggunakan GLCM. Hasil dari proses ekstraksi tersebut akan menghasilkan beberapa nilai yang akan dijadikan sebagai nilai fitur dalam proses klasifikasi.

Penggunaan klasifikasi SVM dengan hasil ekstraksi GLCM sudah dilakukan oleh [11] dengan objek klasifikasinya yaitu pengenalan motif batik bekasi dengan menggunakan ekstraksi fitur GLCM menghasilkan akurasi klasifikasi sebesar 83%. Penelitian yang dilakukan [12] mencoba membandingkan performa klasifikasi SVM dan KNN pada data Microarray kanker dengan mendeteksi kanker payudara, leukimia, kolon dan paru-paru

menghasilkan akurasi sebesar 85,71% pada deteksi kanker kolon dibandingkan dengan KNN yang menghasilkan akurasi yang sedikit lebih kecil yaitu sebesar 85,48%.

Penelitian untuk mendeteksi kolitis ulseratif pada dataset ksavir dengan menggunakan GLCM dan SVM belum dilakukan dan tidak diketahui bagaimana performanya, khususnya citra hasil endoskopi kolitis ulseratif. Penelitian ini akan membuat model untuk menghitung akurasi deteksi kolitis ulseratif menggunakan pada hasil ekstraksi fitur tekstur citra endoskopi dengan memanggunakan algoritma GLCM dan algoritma SVM dimana kedua algoritma ini sudah terbukti akurat dan sangat direkomendasikan untuk klasifikasi citra yang berpacu pada tingkat kecerahan.

II. METODOLOGI

Tahapan penelitian akan dijelaskan secara detail melalui penggunaan flowchart yang ditunjukkan pada Gambar 1 mengadopsi pendekatan penelitian kuantitatif. Diagram alur akan dipergunakan untuk mempermudah penyampaian informasi mengenai langkah-langkah yang akan dilaksanakan dalam studi ini.



Gambar 1. Metode Penelitian

A. Studi Literatur

Studi literatur yang mendukung penelitian mencakup topik-topik seperti ekstraksi citra, GLCM, dan SVM. Sumber literatur yang digunakan berasal dari jurnal-jurnal dan buku yang dianggap kredibel.

B. Pengumpulan Bahan dan Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh melalui situs https://datasets.simula.no/kvasir/. *Dataset* Kvasir merupakan sekumpulan data citra tentang hasil endoskopi yang ditangkap menggunakan peralatan endoskopi di Norwegia oleh institusi *Vestre Viken Health Trust* (VV). Citra-citra tersebut diberi label secara hati-hati oleh para ahli dari *Cancer Registry of Norway*. Kumpulan data ini meiliki resolusi gambar berkisar antara 720×576 piksel hingga 1920×1072 piksel. Setiap gambar memiliki sudut kamera, resolusi, kecerahan, zoom, dan titik tengah yang berbeda. Dataset Kvasir memiliki beberapa kelas yang terdiri dari landmark anatomi yang menunjukkan

beberapa bagian dari usus dan temuan patalogis menunjukkan ketidaknormalan pada usus. Jumlah dataset yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 1990 dengan masing-masing kelas yaitu kelas sehat dan kelas kolitis ulseratif memiliki citra berjumlah 995 citra. Berikut adalah contoh dari dataset kyasir:

1) *Z-Line: Z-Line* menandakan lokasi transisi antara kerongkongan dan lambung. Ketika dilakukan endoskopi terlihat sebagai batas yang jelas dimana mukosa putih di kerongkongan bertemu dengan mukosa lambung merah. Bentuk dari Z-Line ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Temuan Z-Line

2) *Pilorus: Pilorus* merupakan daerah sekitar pembukaan dari lambung ke bagian awal dari usus kecil. Bagian ini terdiri dari otot melingkar yang mengatur pergerakan makanan dari perut. Gambar 3 menunjukkan gambar hasil endoskopi pilorus normal.



Gambar 3. Temuan Pilorus

3) *Cecum: Cecum* atau sekum adalah bagian paling pangkal dari usus besar. Gambar 4 menunjukkan bagaimana bentuk sekum.



Gambar 4. Temuan Cecum

4) Esofagitis: Esofagitis adalah suatu penyakit yang ditandai adanya peradangan kerongkongan pada mukosa esofagus. Gambar 5 menunjukkan lidah mukosa merah menonjol di lapisan esofagus putih.



Gambar 5. Temuan Esofagitis

5) *Polip: Polip* adalah gumpalan kecil sel yang terbentuk di bagian usus besar. Polip umumnya tidak berbahaya, tetapi ada beberapa polip yang dapat berpotensi menjadi kanker usus. Gambar 6 menunjukkan bagaimana usus yang menderita polip.



Gambar 6. Temuan Polip

6) Ulcerative Colitis: Ulcerative Colitis (Kolitis Ulseratif) merupakan penyakit yang disebabkan oleh peradangan mukosa yang mempengaruhi usus besar. Penyakit ini belum ada obatnya dan penderita akan memiliki penyakit ini seuumur hidup. Gambar 7 menunjukkan bagaimana usus yang mengalami kolitis ulseratif.



Gambar 7. Temuan Ulcerative Colitis

C. Praproses Data

Langkah praproses data memiliki peranan vital dalam penelitian untuk memastikan kualitas dan validitas data yang akan dipakai pada tahap selanjutnya. Tahapan ini akan melakukan konversi citra dari format RGB menjadi citra *Grayscale* dan juga proses resizing menjadi 0.5 lebih kecil agar proses komputasi menjadi lebih kecil.

D. Ekstraksi Data dengan GLCM

Ekstraksi data dengan GLCM adalah proses mengekstrak suatu informasi dari objek yang terdapat pada citra. Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) akan mencari nilai fitur *energy*, *homogeneity*, *contrast* karena fitur tersebut merupakan fitur yang sering digunakan [13] *ASM* yang merepresentasikan keseragaman distribusi

tingkat keabuan dalam citra dan *dissimilarity* yang digunakan untuk mengukur perbedaan rata-rata tingkat keabuan dalam citra.

1) *Energy: Energy* adalah jumlah yang terkait dengan variasi intensitas abu-abu dalam piksel. Persamaan untuk mendapatkan nilai energy ditunjukkan pada Persamaan 1.

$$Energy = \sum_{i}^{m} \sum_{i}^{n} P(i, j)^{2}$$
 (1)

2) Contrast: Contrast adalah atribut yang digunakan untuk menggambarkan seberapa besar perbedaan intensitas di antara berbagai bagian dalam sebuah gambar. Tingkat kontras akan meningkat ketika variasi intensitas di dalam gambar adalah tinggi, dan akan menurun jika variasinya rendah. Perhitungan nilai contrast dapat dicari dengan menggunakan Persamaan 2.

$$Contrast = \sum_{i=0}^{m} \sum_{j=0}^{n} P_{(i,j)}(i-j)^{2}$$
 (2)

3) Homogeneity: Homogeneity adalah indikator untuk menaksir seberapa seragam variasi intensitas dalam gambar. Jika semua nilai piksel memiliki nilai yang sama, homogenitas akan mencapai nilai maksimal. Persamaan untuk menghitung nilai homogeneity ditunjukkan pada Persamaan 3.

$$Homogeneity = \sum_{i}^{m} \sum_{j}^{n} \frac{p(i,j)}{1 + (i-j)^{2}}$$
 (3)

4) Dissimilarity: Dissimilarity adalah fitur untuk mengukur perbedaan rata-rata tingkat keabuan dalam distribusi citra. Nilai dissimilarity dapat diketahui dengan menggunakan Persamaan 4.

Dissimilarity =
$$-\sum_{i}^{m}\sum_{i}^{n}|i-j|P(i,j)$$
 (4)

5) ASM: ASM merupakan fitur untuk mewakili keseragaman distribusi tingkat keabuan dalam citra. Nilai ASM dapat dicari dengan menggunakan persamaan dalam Persamaan 5.

$$ASM = \sum_{i}^{m} \sum_{i}^{n} (P(i,j))^{2}$$
(5)

E. Klasifikasi dengan SVM

Proses klasifikasi dengan SVM menggunakan konsep mencari hyperplane yang memiliki margin terbesar antara data dari dua kelas yang berbeda, margin besar akan memiliki performa yang lebih baik dari kelas yang lain. Hyperplane yang telah dicari tadi kemudian akan digunakan untuk membuat model klasifikasi. Studi ini akan melakukan proses klasifikasi SVM dengan kernel Gaussian Radial Basic Function dengan Persamaan 6.

$$K(x_i, x) = \exp(-y||x_i - x||^2), y > 0$$
 (6)

Pemilihan kernel ini dilakukan karena dapat menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi daripada penggunaan fungsi kernel lainnya [14]. Setelah hasil akurasi keluar, maka selanjutnya dilakukan proses hyperparameter tuning untuk meningkatkan nilai akurasi. Pada kernel RBF variabel yang dapat dicari nilai terbaiknya adalah nilai C dan gamma, dimana variabel gamma terdapat pada Persamaan 6 dan variabel C berasal dari persamaan Soft Margin.

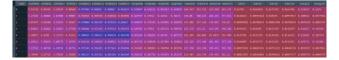
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset Kvasir yang berupa sekumpulan data citra tentang hasil endoskopi yang ditangkap menggunakan peralatan endoskopi di Norwegia oleh institusi Vestre Viken Health Trust (VV). Citra-citra tersebut diberi keterangan secara hati-hati oleh para ahli dari Cancer Registy of Norway (CRN). CRN bertanggung jawab untuk skrining kanker nasional di Norwegia dengan tujuan untuk mencegah kematian akibat kanker dengan menemukan kanker sedini mungkin. Berikut merupakan contoh dataset yang karakteristiknya sangat penting sebagai titik referensi untuk menggambarkan lokasi temuan

B. Ekstraksi dengan GLCM

Langkah pertama untuk mengekstrasi fitur menggunakan GLCM adalah mengubah citra berwarna menjadi citra keabuan. Setelah itu menentukan jarak dari piksel yang akan dicari beserta sudut atau kearah mana ekstraksi citra dilakukan. Data yang digunakan dalam penilitian ini hanya menggunakan citra endoskopi normal cecum dan ulcerative colitis yang berjumlah 1.990 untuk data latih dan data uji. Ekstraksi fitur citra dilakukan dengan menggunakan bahasa Python. Penelitian ini menggunakan parameter jarak 1 piksel dan sudut yang dicari adalah 0, 45, 90 dan 135. Hasil dari penghitungan oleh program, kemudian disimpan ke dalam dataframe dengan sudut dan fitur yang sesuai. Dataframe tersebut kemudian disimpan ke format csv. File csv yang disimpan memuat fitur GLCM yang dicari beserta sudutnya untuk setiap citra, beserta labelnya. Hasil dari ekstraksi GLCM dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Hasil Ekstraksi GLCM

C. Klasifikasi dengan SVM

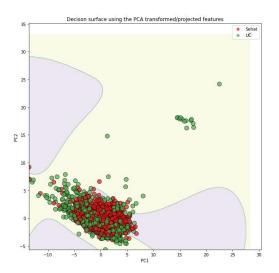
Model SVM yang dibuat menggunakan kernel RBF. Kernel ini merupakan salah satu kernel yang memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan kernel lainnya. Perbandingan data uji dan data latih yang dilakukan adalah dengan perbandingan 80:20. Pembagian data menjadi 80% data latih dan 20% untuk data uji didasari dari prinsip Pareto [15]. Septhya dkk. [16] melakukan penelitian dengan algoritma SVM dengan hasil terbaik yang didapat adalah dengan perbandingan data 80:20. Proses klasifikasi yang dilakukan menghasilkan akurasi sebesar 86.43%. Cross Validation dapat dilakukan agar mendapatkan akurasi yang lebih tinggi dengan mencari parameter terbaik untuk nilai C dan gamma. Nilai C dan gamma dicari karena variabel tersebut adalah variabel yang dapat diubah nilainya pada kernel RBF. Nilai C berfungsi untuk menentukan berapa banyak sampel data yang diizinkan untuk ditempatkan pada kelas yang berbeda, sedangkan nilai gamma menentukan jarak sampel tunggal

memberikan pengaruh, dengan kata lain parameter gamma menentukan berapa kelengkungan pada batas Keputusan. Fungsi GridSearchCV digunakan karena terdapat 2 parameter yang harus dicari. Rentang nilai C yang dicari adalah 0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100, 1000, sedangkan untuk rentang nilai gamma adalah 0.0001, 0.001, 0.01, 1, 10, 100, 1000. GridSearchCV mencari nilai terbaik untuk masingmasing parameter diantara nilai tersebut. Proses pencarian nilai parameter C dan gamma dapat dilihat pada Gambar 9.

Fitting 10 folds for each of 49 candidates, totalling 490 fits {'C': 100, 'gamma': 0.01, 'kernel': 'rbf'}

Gambar 9. Proses Pencarian Nilai C dan gamma

Hasil akurasi menjadi naik setelah dilakukan proses pencarian nilai C dan gamma menjadi sebesar 90.95%. Posisi hyperplane dari model yang telah dibuat dapat ditampilkan dengan bantuan library PCA. PCA digunakan untuk mengabungkan seluruh fitur yang digunakan menjadi 2 *orthogonal features* yang digunakan untuk dijadikan sumbu. Visualiasi data dari model yang telah dibuat dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 10. Visualisasi Hyperplane

D. Uji Coba dan Evaluasi

Uji coba dilakukan pada data uji dengan kategori citra normal cecum dan kolitis ulseratif. Confussion Matrix digunakan dalam proses evaluasi. Proses uji coba dilakukan terhadap citra yang sudah dibagi oleh fungsi train_test_split dengan rasio 80:20 dengan menggunakan model SVM yang telah dibuat. Model tersebut melakukan prediksi terhadap citra yang ada pada data uji. Pada kategori sehat, terdapat 185 yang diprediksi benar dan 17 dengan prediksi salah. Pada kategori UC, terdapat 177 citra dengan prediksi benar dan 19 citra dengan prediksi salah. Tabel 1. menunjukkan data yang lebih rinci dari hasil pengetesan.

TABEL I HASIL PENGUJIAN SVM

No	Label	Benar	Salah	Total
1	Sehat	185	17	202
2	UC	177	19	196

Total 362 36 398

Langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi dari hasil prediksi yang telah dilakukan untuk melihat bagaimana performa model SVM berjalan. Confussion Matrix digunakan dalam proses evaluasi untuk mencari nilai akurasi, presisi, recall dan f1-score. Proses pencarian nilai akurasi dilakukan untuk menghitung persentase jumlah benar dari klasifikasi yang dilakukan. Mencari nilai akurasi bisa dilakukan dengan menggunakan Persamaan 7.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$
 (7)

Presisi adalah ukuran yang digunakan untuk memahami perbandingan antara prediksi yang akurat dan yang tidak tepat dalam model klasifikasi. Formula untuk mencari nilai presisi ditunjukkan pada Persamaan 8.

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} x 100\%$$
 (8)

Recall merupakan nilai yang berguna dalam menghitung jumlah klasifikasi yang benar dengan membandingkan jumlah entri. Ini dihitung menggunakan persamaan dalam Persamaan 9.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \tag{9}$$

F1-score adalah indikator yang digunakan untuk mengevaluasi efektivitas model yang dibuat, dengan menggabungkan nilai presisi dan recall. Formula untuk mencari nilai *f1-score* ditunjukkan pada Persamaan 10.

$$F1 - Score = 2 x \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \times 100\%$$
 (10)

Sebelum mencari nilai True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN), perlu dilakukan identifikasi kelas positif dan negatif. Jika proses klasifikasi hanya melibatkan dua kelas, penentuan kelas negatif dan positif menjadi lebih mudah. Jumlah nilai TP, TN, FP dan FN dapat dilihat pada Tabel 2.

TABEL II HASIL PENGUJIAN SVM

Hasil Prediksi	Sehat	UC
Sehat	185	17
UC	19	177

Berdasarkan tabel 2, nilai TP adalah 185, TN berjumlah 177, FP berjumlah 17 dan FN berjumlah 19. Nilai akurasi, presisi, *recall* dan *f1-score* dari hasil prediksi tersebut menunjukkan bahwa nilai presisi mencapai tingkat yang cukup tinggi, yaitu 90,95%. Nilai presisi menunjukkan nilai sebesar 91,58%. Nilai recall juga menunjukkan tingkat yang memadai, dengan mencapai 91,58%. Nilai f1-score yang didapatkan dapat merepresentasikan efektivitas dari model yang dibuat dengan tingkat efektivitas senilai 91,12% sehingga model ini dapat digunakan untuk proses yang lain. Hasil komprehensif dari perhitungan yang dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model SVM yang telah dikembangkan ditampilkan pada Tabel 3.

TABEL III
NILAI PERFORMA MODEL SVM

No	Performa	Nilai
1	Akurasi	90,95%
2	Presisi	91,58%
3	Recall	90,68%
4	F1-Score	91,12%

Hasil tersebut menunjukkan bahwa model SVM yang telah dibuat memiliki kinerja yang cukup baik dalam klasifikasi citra endoskopi antara citra normal-cecum dan kolitis ulseratif.

IV. KESIMPULAN

Hasil penelitian deteksi Kolitis ulseratif pada citra endoskopi menggunakan Support Vector Machine dengan ekstraksi fitur ciri tekstur dengan Gray Level Cooccurrence Matrix dengan model SVM dengan nilai parameter C = 100, gamma = 0.01 dengan kernel RBF menghasilkan nilai akurasi sebesar 90,95%, yang menunjukkan bahwa nilai parameter C dan gamma berpengaruh terhadap hasil akurasi yang akan dihasilkan. Hasil uji coba dan evaluasi terhadap 202 citra sehat dan 196 citra UC dengan jumlah citra berjumlah 398 citra, menghasilkan nilai performa yang cukup tinggi dengan nilai akurasi sebesar 90,95%, nilai presisi sebesar 91,58%, nilai recall sebesar 90,68%, nilai f1-score sebesar 91,12%.

Saran untuk penelitian selanjutnya yaitu, dapat dilakukannya prediksi menggunakan citra baru yang berbeda sumber atau dapat diimplementasikan secara realtime detection. Penambahan fitur pada ekstraksi fitur GLCM dapat dilakukan agar dapat diketahui fitur mana yang paling berpengaruh terhadap hasil klasifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- M. Kayal dan S. Shah, "Ulcerative Colitis: Current and Emerging Treatment Strategies," *J Clin Med*, vol. 9, no. 1, hlm. 94, Des 2019, doi: 10.3390/jcm9010094.
- [2] A. Dewangga, C. Saputra, M. N. A. Sahid, dan A. P. Gani, "Ekstrak Etanolik Seledri (Apium graveolens L.) Memperbaiki Indeks Aktivitas Penyakit Kolitis Ulseratif dan Makroskopik Panjang Kolon Pada Tikus Yang di Induksi Asam Asetat," JPSCR: Journal of Pharmaceutical Science and Clinical Research, vol. 7, no. 1, hlm. 71, Mar 2022, doi: 10.20961/jpscr.v7i1.55884.
- [3] T. Kaenkumchorn dan G. Wahbeh, "Ulcerative Colitis: Making the Diagnosis," 1 Desember 2020, W.B. Saunders. doi: 10.1016/j.gtc.2020.07.001.
- [4] A. Amatullah dan S. Miro, "Pankolitis Akibat Kolitis Ulseratif," *Health and Medical Journal*, vol. 3, no. 2, hlm. 43–50, Jul 2021, doi: 10.33854/heme.v3i2.653.
- [5] L. Du dan C. Ha, "Epidemiology and Pathogenesis of Ulcerative Colitis," *Gastroenterol Clin North Am*, vol. 49, no. 4, hlm. 643–654, Des 2020, doi: 10.1016/j.gtc.2020.07.005.
- [6] S. Franjić, "Briefly about Ulcerative Colitis," *J Emerg Med OA*, vol. 1, no. 1, hlm. 1–5, Jul 2023, doi: 10.33140/JEMOA.
- [7] P. A. Wiratmo, Y. Hijriyati, dan E. Sumiati, "IDENTIFIKASI FAKTOR-FAKTOR YANG BERHUBUNGAN DENGAN KECEMASAN PASIEN DALAM MENJALANI ENDOSKOPI," *Journals of Ners Community*, vol. 13, no. 1, hlm. 7–17, Jun 2022, doi: 10.55129/jnerscommunity.v13i1.1645.
- [8] Zahrah Malidia, Yuni Susilowati, dan Siti Nurhasanah, "Pengaruh Edukasi Persiapan Endoskopi Terhadap Kepatuhan Pasien Melaksanakan Persiapan Endoskopi," *Jurnal*

- Kesehatan, vol. 8, no. 1, hlm. 87–99, Mei 2019, doi: 10.37048/kesehatan.v8i1.155.
- [9] S. Setiyono, H. M. Suud, H. A. Faizah, dan I. S. Helwandi, "Efektivitas Pengolahan Citra dengan Metode K-Nearest Neighbor dan Gray Level Co-Occurrence Matrix untuk Monitoring Pembajakan Tanah dengan Bajak Piring," Agroteknika, vol. 5, no. 1, hlm. 14–25, Jun 2022, doi: 10.55043/agroteknika.v5i1.125.
- [10] E. Suryati, A. Ari Aldino, N. Penulis Korespondensi, dan E. Suryati Submitted, "Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Ekstraksi Fitur Model Word2vec Text Embedding Dan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi, vol. 4, no. 1, hlm. 96–106, Mar 2023, doi: 10.33365/jtsi.v4i1.2445.
- [11] S. Handayani, A. Zudhi, dan R. Shofiati, "Implementation of Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and Support Vector Machine (SVM) Methods for Recognition of Batik Bekasi Motifs," *INTELMATICS*, hlm. 67–72, 2022.
- [12] S. A. Naufal, A. Adiwijaya, dan W. Astuti, "Analisis Perbandingan Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbors (KNN) untuk Deteksi Kanker dengan Data Microarray," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 7, no. 1, hlm. 162, Feb 2020, doi: 10.30865/jurikom.v7i1.2014.
- [13] F. Agustina dan Z. A. Ardiansyah, "Identifikasi Citra Daging Ayam Kampung dan Broiler Menggunakan Metode GLCM dan Klasifikasi-NN Image Identification of Local Chicken Meat and Broiler Chicken MeatUsing GLCM Method and K-NN Classification," 2020.
- [14] L. Luthfiana, J. C. Young, dan A. Rusli, "Implementasi Algoritma Support Vector Machine dan Chi Square untuk Analisis Sentimen User Feedback Aplikasi," *Ultimatics: Jurnal Teknik Informatika*, vol. 12, no. 2, hlm. 125–126, Des 2020, doi: 10.31937/ti.v12i2.1828.
- [15] V. R. Joseph, "Optimal ratio for data splitting," Statistical Analysis and Data Mining: The ASA Data Science Journal, vol. 15, no. 4, hlm. 531–538, Agu 2022, doi: 10.1002/sam.11583.
- [16] D. Septhya dkk., "Implementasi Algoritma Decision Tree dan Support Vector Machine untuk Klasifikasi Penyakit Kanker Paru," MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science, vol. 3, no. 1, hlm. 15–19, Mei 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i1.591.