



Universitas Sumatera Utara  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI  
PROGRAM STUDI S-1 TEKNOLOGI INFORMASI

Alamat  
Jalan Universitas No. 9  
Kampus USU, Medan  
20155

Email: fasilkomti@usu.ac.id  
Telepon: (061) 8213793

## FORM PENGAJUAN JUDUL



Nama : Al Anhar Sufi

NIM : 211402045

Judul diajukan oleh\* : ☐ Dosen  
☒ Mahasiswa

Bidang Ilmu (tuliskan dua bidang) : 

1. Data Science and Intelligent System  
2. Computer Graphics and Vision

Uji Kelayakan Judul\*\* : ☐ Diterima ☐ Ditolak

Hasil Uji Kelayakan Judul :

Calon Dosen Pembimbing I:  
Prof. Dr. Romi Fadillah Rahmat B.Comp.Sc., M.Sc.

Calon Dosen Pembimbing II:  
Rossy Nurhasanah S.Kom., M.Kom

Paraf Calon Dosen Pembimbing I

Medan, .....

Ka. Laboratorium Penelitian,

\* Centang salah satu atau keduanya

\*\* Pilih salah satu

(Fanindia Purnamasari S.TI., M.IT.)

NIP. 198908172019032023





## RINGKASAN JUDUL YANG DIAJUKAN

\*Semua kolom di bawah ini diisi oleh mahasiswa yang sudah mendapat judul

<b>Judul / Topik Skripsi</b>	<b>Segmentasi dan Klasifikasi Tahapan Diferensiasi Kanker Kolorektal Menggunakan Segment Anything Model (SAM) dan ConvNeXtV2 pada Citra Histopatologi</b>
<b>Latar Belakang dan Penelitian Terdahulu</b>	<p><b>Latar Belakang</b></p> <p>Kanker kolorektal merupakan salah satu jenis kanker yang paling umum dan mematikan di dunia. Berdasarkan data World Health Organization (WHO) tahun 2020, tercatat lebih dari 1,9 juta kasus baru dan sekitar 930.000 kematian akibat kanker kolorektal di seluruh dunia. Angka tersebut menempatkan kanker kolorektal sebagai penyebab kematian tertinggi kedua akibat kanker, setelah kanker paru-paru(WHO, 2020). Berdasarkan data Global Cancer Observatory (Globocan) tahun 2022, kanker kolorektal di Indonesia menempati peringkat keempat tertinggi dalam jumlah kasus kanker. Tren kasus menunjukkan peningkatan setiap tahun, dengan 35.676 kasus baru dan 19.255 kematian tercatat pada tahun 2022 (Globocan, 2022). Data global maupun nasional tersebut menunjukkan bahwa kanker kolorektal masih menjadi permasalahan kesehatan yang serius dan memerlukan upaya penanganan lebih lanjut, baik dari sisi pencegahan, diagnosis dini, maupun strategi pengobatan yang lebih efektif.</p> <p>Dalam praktik diagnostik, analisis histopatologi tetap menjadi standar emas untuk deteksi kanker (Nagtegaal <i>et al.</i>, 2019). Selama ini, proses menganalisis citra histopatologi untuk mendiagnosis kanker kolorektal membutuhkan ketelitian tinggi, waktu yang lama, serta pemahaman yang mendalam. Meski demikian, analisis ini sangat penting dalam menentukan penanganan yang tepat bagi pasien kanker kolorektal. Namun, tingginya beban kerja para ahli patologi di fasilitas kesehatan dapat menyebabkan kesalahan diagnosis yang tidak disadari saat melakukan analisis gambar setiap harinya (Wang <i>et al.</i>, 2021).</p> <p>Perkembangan deep learning dalam klasifikasi kanker kolorektal telah menunjukkan kemajuan signifikan dalam beberapa tahun terakhir. Penelitian oleh Sarwindah <i>et al.</i> (2021) mengimplementasikan arsitektur ResNet-18 dan ResNet-50 untuk membedakan jaringan kolon jinak dan ganas. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ResNet-50 mencapai akurasi di atas 80% dengan sensitivitas 87% dan spesifisitas 83% pada pembagian data uji 20-25%, mengungguli ResNet-18. Temuan ini membuktikan bahwa model CNN yang lebih dalam dapat meningkatkan reliabilitas diagnosis histopatologis.</p> <p>Studi lain yang dilakukan oleh Merabet <i>et al.</i> (2024) melakukan analisis komparatif menggunakan dataset LC25000 yang terdiri dari 5 kelas, termasuk jaringan kolon</p>



adenokarsinoma dan jaringan normal. Penelitian ini membandingkan performa CNN, InceptionV3, dan ResNet50, serta mengusulkan integrasi InceptionV3-ResNet50 yang berhasil mencapai akurasi 99.2% dengan recall sempurna. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi arsitektur deep learning dapat menghasilkan klasifikasi yang lebih robust dibandingkan model tunggal.

Shi *et al.* (2023) memperkenalkan dataset spesialis EBHI-Seg yang berisi 4.456 citra hispatologis dengan anotasi lengkap untuk enam tahap diferensiasi tumor, mulai dari jaringan normal hingga adenokarsinoma. Penelitian mereka juga menguji dataset ini dengan berbagai pendekatan segmentasi, termasuk U-Net dan Medical Transformer (MedT), di mana hasilnya menunjukkan keunggulan metode deep learning dibandingkan teknik klasik seperti K-Means Clustering dengan peningkatan rata-rata Dice Score mencapai 25%. Ketersediaan dataset teranotasi semacam ini, sebagaimana ditegaskan oleh Shi *et al.* (2023), menjadi fondasi kritis bagi pengembangan model yang lebih akurat di masa depan.

Berdasarkan Mazurowski *et al.* (2023), Segment Anything Model (SAM) dirancang untuk melakukan segmentasi objek dalam sebuah gambar berdasarkan prompt yang diberikan oleh pengguna, seperti titik tunggal, sekumpulan titik, kotak pembatas, atau bahkan teks. Dengan fleksibilitas jenis prompt tersebut, SAM menunjukkan potensi besar untuk diterapkan dalam berbagai tugas segmentasi, termasuk dalam citra medis yang kompleks. Studi oleh Roy *et al.* (2023) juga menunjukkan bahwa SAM mampu melakukan segmentasi organ pada citra CT abdomen secara zero-shot, menjadikannya alat yang menjanjikan untuk segmentasi semi-otomatis dalam aplikasi klinis. Meski demikian, untuk mencapai performa optimal di ranah medis, masih diperlukan penyesuaian terhadap karakteristik spesifik dari data medis itu sendiri.

Berdasarkan Liu *et al.* (2023), ConvNeXtV2 adalah arsitektur jaringan saraf konvolusional yang dirancang untuk mengoptimalkan efisiensi dan kemampuan generalisasi. Model ini menggabungkan konsep-konsep dari model Transformer dengan peningkatan arsitektur CNN tradisional, yang memungkinkan performa yang lebih baik dalam berbagai tugas pengenalan citra. ConvNeXtV2 telah diuji pada dataset seperti ImageNet dan COCO, dan hasilnya menunjukkan keunggulan signifikan dalam hal akurasi dan kecepatan dibandingkan dengan arsitektur konvolusional lainnya. Model ini menjadikannya pilihan yang sangat baik untuk aplikasi dalam citra medis, termasuk klasifikasi dan analisis citra histopatologi.

Berdasarkan urgensi permasalahan di atas dan perkembangan teknologi yang ada, maka penelitian ini mengangkat judul "**Segmentasi dan Klasifikasi Tahapan Diferensiasi Kanker Kolorektal Menggunakan Segment Anything Model (SAM) dan ConvNeXtV2 pada Citra**



**Histopatologi** ". Penelitian ini mengusulkan pendekatan hybrid yang mengintegrasikan Segment Anything Model (SAM) untuk segmentasi wilayah tumor dan ConvNeXtV2 untuk klasifikasi enam tahap diferensiasi pada citra histopatologi. Integrasi segmentasi dan klasifikasi dalam penelitian ini bertujuan untuk memberikan informasi yang lebih komprehensif kepada ahli patologi. Fokus utama penelitian adalah membangun sistem diagnostik otomatis yang mampu meningkatkan akurasi dan efisiensi analisis dibandingkan metode konvensional. Implementasi SAM diharapkan dapat mengatasi tantangan segmentasi pada variasi morfologi tumor yang kompleks, sementara ConvNeXtV2 akan memanfaatkan fitur hierarkis untuk klasifikasi tahapan diferensiasi yang lebih presisi. Evaluasi performa akan dilakukan menggunakan dataset EBHI-Seg dengan parameter utama meliputi akurasi segmentasi (Dice Score), akurasi klasifikasi (F1-Score), serta waktu komputasi, sekaligus menganalisis potensi peningkatan signifikan dalam mendukung keputusan klinis melalui uji statistik komprehensif.

#### Penelitian Terdahulu

No.	Penulis	Judul	Tahun
1.	Liyu Shi, Xiaoyan Li, Weiming Hu, Haoyuan Chen, Jing Chen, Zizhen Fan, Minghe Gao, Yujie Jing, Guotao Lu, Deguo Ma, Zhiyu Ma, Qingtao Meng, Dechao Tang, Hongzan Sun, Marcin Grzegorzec, Shouliang Qi, Yueyang Teng, dan Chen Li	EBHI-Seg: A novel enteroscopy biopsy histopathological hematoxylin and eosin image dataset for image segmentation tasks	2023
2.	Weiming Hu, Chen Li, Md Mamunur Rahaman, Haoyuan Chen, Wanli Liu, Yudong Yao, Hongzan Sun, Marcin Grzegorzec, Xiaoyan Li	EBHI: A new Enteroscopy Biopsy Histopathological H&E Image Dataset for image classification evaluation	2023



	3.	Devi Sarwinda, Radifa Hilya Paradisa, Alhadi Bustamam, dan Pinkie Anggia	Deep Learning in Image Classification using Residual Network (ResNet) Variants for Detection of Colorectal Cancer	2021
	4.	Asma Merabet, Asma Saighi, Mohamed Abderraouf Ferradji, dan Zakaria Laboudi	Enhancing Colon Cancer Prediction in Histopathology with Integrated Deep Learning Models: A Comparative Study on the LC25000 Dataset	2024
	5.	Amgad Muneer, Shakirah Mohd Taib, Mohd Hilmi Hasan, dan Alawi Alqushaibi	Colorectal Cancer Recognition Using Deep Learning on Histopathology Images	2023
	6.	Usama Zidan, Mohamed Medhat Gaber, dan Mohammed M. Abdelsamea	SwinCup: Cascaded swin transformer for histopathological structures segmentation in colorectal cancer	2023
	7.	M. Siva Naga Raju dan Dr. B. Srinivasa Rao	Classification of Colon Cancer through analysis of histopathology images using Transfer Learning	2022
	8.	Naglaa F. Noaman, Ahmad Al Smadi, Bassam M. Kanber, dan Ahed Abugabah	Hybrid ResNet-ViT Model for Lung Cancer Classification from Histopathology Images	2024



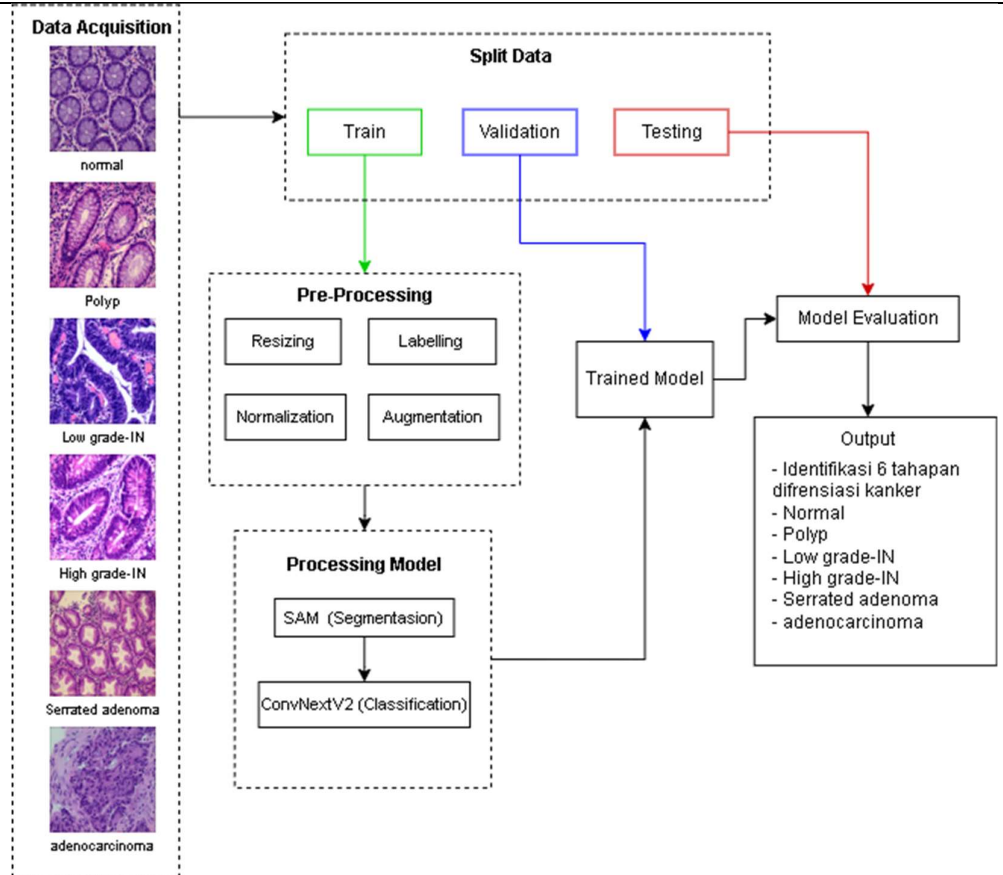
	9.	Chandrasekar Venkatachalam, Priyanka Shah, Karthik Raghunath K M, Sincy John, Renuka Devi P, dan Shanmugavalli Venkatachalam	Enhanced Diagnostic Precision for Lung Cancer: A Hybrid Deep Learning Model Combining Xception and EfficientNetB3	2024
	10.	Lubna Abdelkareim Gabralla, Ali Mohamed Hussien, Abdulaziz AlMohimeed, Hager Saleh, Deema Mohammed Alsekait, Shaker El-Sappagh, Abdelmgeid A. Ali, dan Moatamad Refaat Hassan	Automated Diagnosis for Colon Cancer Diseases Using Stacking Transformer Models and Explainable Artificial Intelligence	2023
	11.	R. Sujatha, Mahalakshmi K, dan Mohamed Sirajudeen Yoosuf	Colorectal cancer prediction via histopathology segmentation using DC-GAN and VAE-GAN	2024
<p><b>Pembeda dengan penelitian terdahulu :</b></p> <p>Berbeda dengan penelitian-penelitian sebelumnya yang umumnya menggunakan dataset seperti LC25000 dengan fokus pada klasifikasi biner antara jaringan normal dan kanker pada jaringan kolon maupun paru-paru, penelitian ini memanfaatkan dataset EBHI-Seg yang secara khusus berisi citra histopatologi dari jaringan kolon dengan anotasi enam tahap diferensiasi tumor, termasuk tahap awal seperti polip. Keberadaan kelas polip dalam dataset ini menjadi keunggulan tersendiri karena memungkinkan pendeteksian dini terhadap potensi kanker, yang krusial untuk pencegahan maupun intervensi awal. Selain itu, meskipun beberapa arsitektur deep learning seperti ResNet dan InceptionV3 telah banyak diteliti dalam konteks klasifikasi kanker kolorektal, penggunaan Segment Anything Model (SAM) untuk segmentasi akurat wilayah tumor dan ConvNeXtV2 untuk klasifikasi tahapan kanker yang lebih presisi belum banyak dieksplorasi. Dengan demikian, penelitian ini menawarkan kontribusi baru melalui kombinasi</p>				



	<p>dataset spesifik dan metode mutakhir yang belum banyak diterapkan pada studi sejenis, guna meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam segmentasi dan klasifikasi tahapan diferensiasi kanker kolorektal</p>
<b>Rumusan Masalah</b>	<p>Berdasarkan latar belakang, penelitian ini mengidentifikasi tiga permasalahan utama. Pertama, meskipun analisis histopatologi merupakan standar emas dalam diagnosis kanker kolorektal, proses identifikasinya masih bergantung pada observasi manual oleh ahli patologi, yang rentan terhadap subjektivitas, membutuhkan waktu lama, serta memiliki risiko kesalahan diagnosis akibat beban kerja yang tinggi. Kedua, penelitian terdahulu umumnya menggunakan dataset terbatas dengan pendekatan klasifikasi biner antara normal dan ganas, sehingga belum optimal dalam mendukung diagnosis tahapan kanker yang lebih rinci. Ketiga, meskipun berbagai arsitektur <i>deep learning</i> telah banyak diaplikasikan, pemanfaatan Segment Anything Model (SAM) untuk segmentasi akurat wilayah tumor dan ConvNeXtV2 untuk klasifikasi tahapan kanker yang lebih presisi belum banyak dieksplorasi untuk dataset multi kelas seperti EBHI-Seg yang mencakup anotasi lengkap tahapan diferensiasi tumor. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi performa SAM dan ConvNextV2 dalam segmentasi dan mengklasifikasikan enam tahap diferensiasi kanker kolorektal pada dataset EBHI-Seg serta mengukur potensinya dalam meningkatkan akurasi dan efisiensi diagnosis dibandingkan metode konvensional.</p>



## Metodologi



### Tahapan Penelitian :

#### Data Acquisition

Tahapan pertama dalam arsitektur ini adalah pengumpulan data atau *data acquisition*. Pada tahap ini, data berupa gambar histopatologi dikumpulkan dan terdiri dari enam kelas yang mencerminkan tahapan diferensiasi kanker kolorektal, yaitu *normal*, *polyp*, *low grade-IN*, *high grade-IN*, *serrated adenoma*, dan *adenocarcinoma*. Setiap gambar mewakili kondisi jaringan usus yang berbeda, dan digunakan sebagai dasar untuk pelatihan model klasifikasi.

#### Split Data

Setelah data terkumpul, langkah selanjutnya adalah membagi dataset menjadi tiga bagian, yaitu data *training*, *validation*, dan *testing*. Pembagian ini bertujuan agar proses pelatihan model dapat berlangsung dengan optimal. Data training digunakan untuk melatih model,





data validation digunakan untuk menyetel parameter model agar tidak mengalami overfitting, dan data testing digunakan untuk mengukur kinerja akhir model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

### **Pre Processing**

Data yang telah dibagi kemudian melewati tahap *pre-processing* atau pra-pemrosesan. Pada tahap ini dilakukan beberapa proses penting seperti *resizing* untuk menyesuaikan ukuran gambar agar seragam dan sesuai dengan kebutuhan model, *labelling* untuk memberikan label kelas pada setiap gambar, serta *augmentation* untuk memperkaya data dengan variasi buatan seperti rotasi, pencerminan, atau pergeseran. Selain itu, dilakukan juga proses *normalization* untuk mengubah rentang nilai piksel gambar agar berada dalam skala tertentu (misalnya 0 hingga 1) sehingga memudahkan dan mempercepat proses pelatihan model. Proses ini penting untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model saat berhadapan dengan data baru.

### **Processing Model**

Data training yang telah diproses kemudian dimasukkan ke dalam tahap pemrosesan menggunakan model deep learning. Pada tahap ini, pemrosesan dilakukan dalam dua langkah utama. Pertama, citra histopatologi yang telah melalui tahap pre-processing disegmentasi menggunakan Segment Anything Model (SAM) untuk mengekstraksi area-area penting dari jaringan yang relevan. Hasil segmentasi ini kemudian digunakan sebagai input untuk langkah kedua, yaitu proses klasifikasi menggunakan ConvNeXtV2. Model ConvNeXtV2 dipilih karena efisiensinya dalam penggunaan sumber daya komputasi serta performa yang tinggi dalam mengenali pola visual. Melalui tahapan ini, model dilatih untuk mengenali dan membedakan fitur-fitur spesifik dari setiap kelas tahapan diferensiasi kanker kolorektal.

### **Trained Model dan Detection**

Setelah pelatihan selesai, model yang telah dilatih atau *trained model* akan digunakan untuk melakukan proses *detection*. Data testing dimasukkan ke dalam model untuk menguji seberapa baik model tersebut mampu mengenali dan mengklasifikasikan gambar baru. Proses deteksi ini menghasilkan *output* berupa prediksi terhadap kelas dari gambar input, yang merepresentasikan tahap diferensiasi kanker kolorektal.



	<p><b>Output</b></p> <p>Hasil dari deteksi yang dilakukan oleh model akan menampilkan identifikasi dari enam tahapan diferensiasi kanker, yaitu</p> <ul style="list-style-type: none"><li>• Normal: Kondisi jaringan usus yang sehat, tanpa perubahan sel abnormal.</li><li>• Polyp: Pertumbuhan jaringan abnormal yang menonjol di permukaan usus. Belum tentu ganas, tapi bisa berkembang menjadi kanker</li><li>• low grade-IN: Perubahan awal pada sel usus yang menunjukkan kelainan pertumbuhan sel, namun masih terlokalisasi dan belum invasif</li><li>• High grade-IN: Sel-sel sudah menunjukkan ciri-ciri keganasan, tapi belum menembus lapisan bawah (belum invasif). Ini adalah tahap pra-kanker</li><li>• Serrated adenoma: Jenis polip yang memiliki potensi tinggi berubah menjadi kanker</li><li>• Adenocarcinoma : Kanker ganas yang berasal dari sel epitel kelenjar di usus besar. Sudah invasif, artinya sel kanker telah menyebar menembus lapisan usus dan bisa menyebar ke organ lain.</li></ul> <p>Informasi ini berguna dalam membantu proses diagnosis awal serta mendukung pengambilan keputusan medis secara lebih cepat dan akurat dengan memanfaatkan <i>deep learning</i>.</p>
<b>Referensi</b>	<p>Bray, F., Laversanne, M., Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R. L., Soerjomataram, I., &amp; Jemal, A. (2024). Global cancer statistics 2022: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries. <i>CA: A Cancer Journal for Clinicians</i>, 74(3), 229–263. <a href="https://doi.org/10.3322/caac.21834">https://doi.org/10.3322/caac.21834</a></p> <p>Chen, H., Li, C., Li, X., Rahaman, M. M., Hu, W., Li, Y., Liu, W., Sun, C., Sun, H., Huang, X., &amp; Grzegorzec, M. (2022). IL-MCAM: An interactive learning and multi-channel attention mechanism-based weakly supervised colorectal histopathology image classification approach. <i>Computers in Biology and Medicine</i>, 143, 105265. <a href="https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2022.105265">https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2022.105265</a></p> <p>Gabralla, L. A., Hussien, A. M., AlMohimeed, A., Saleh, H., Alsekait, D. M., El-Sappagh, S., Ali, A. A., &amp; Refaat Hassan, M. (2023). Automated Diagnosis for Colon Cancer Diseases Using Stacking Transformer Models and Explainable Artificial Intelligence. <i>Diagnostics</i>, 13(18), 2939. <a href="https://doi.org/10.3390/diagnostics13182939">https://doi.org/10.3390/diagnostics13182939</a></p> <p>Hu, W., Li, C., Rahaman, M. M., Chen, H., Liu, W., Yao, Y., Sun, H., Grzegorzec, M., &amp; Li, X. (2023). EBHI: A new Enteroscope Biopsy Histopathological H&amp;E</p>



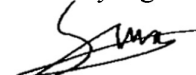
	<p>Image Dataset for image classification evaluation. <i>Physica Medica</i>, 107, 102534. <a href="https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2023.102534">https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2023.102534</a></p> <p>Iizuka, O., Kanavati, F., Kato, K., Rambeau, M., Arihiro, K., &amp; Tsuneki, M. (2020). Deep Learning Models for Histopathological Classification of Gastric and Colonic Epithelial Tumours. <i>Scientific Reports</i>, 10(1), 1504. <a href="https://doi.org/10.1038/s41598-020-58467-9">https://doi.org/10.1038/s41598-020-58467-9</a></p> <p>Mazurowski, M. A., Dong, H., Gu, H., Yang, J., Konz, N., &amp; Zhang, Y. (2023). Segment anything model for medical image analysis: An experimental study. <i>Medical Image Analysis</i>, 89, 102918. <a href="https://doi.org/10.1016/j.media.2023.102918">https://doi.org/10.1016/j.media.2023.102918</a></p> <p>Merabet, A., Saighi, A., Ferradji, M. A., &amp; Laboudi, Z. (2024). Enhancing Colon Cancer Prediction in Histopathology with Integrated Deep Learning Models: A Comparative Study on the LC25000 Dataset. <i>2024 6th International Conference on Pattern Analysis and Intelligent Systems (PAIS)</i>, 1–7. <a href="https://doi.org/10.1109/PAIS62114.2024.10541219">https://doi.org/10.1109/PAIS62114.2024.10541219</a></p> <p>Muneer, A., Taib, S. M., Hasan, M. H., &amp; Alqushaibi, A. (2023). Colorectal Cancer Recognition Using Deep Learning on Histopathology Images. <i>2023 13th International Conference on Information Technology in Asia (CITA)</i>, 25–30. <a href="https://doi.org/10.1109/CITA58204.2023.10262551">https://doi.org/10.1109/CITA58204.2023.10262551</a></p> <p>Naga Raju, M. S., &amp; Srinivasa Rao, Dr. B. (2022). Classification of Colon Cancer through analysis of histopathology images using Transfer Learning. <i>2022 IEEE 2nd International Symposium on Sustainable Energy, Signal Processing and Cyber Security (ISSSC)</i>, 1–6. <a href="https://doi.org/10.1109/iSSSC56467.2022.10051631">https://doi.org/10.1109/iSSSC56467.2022.10051631</a></p> <p>Nagtegaal, I. D., Odze, R. D., Klimstra, D., Paradis, V., Rugge, M., Schirmacher, P., Washington, K. M., Carneiro, F., &amp; Cree, I. A. (2020). The 2019 WHO classification of tumours of the digestive system. <i>Histopathology</i>, 76(2), 182–188. <a href="https://doi.org/10.1111/his.13975">https://doi.org/10.1111/his.13975</a></p> <p>Noaman, N. F., Al Smadi, A., Kanber, B. M., &amp; Abugabah, A. (2024). Hybrid ResNet-ViT Model for Lung Cancer Classification from Histopathology Images. <i>2024 25th International Arab Conference on Information Technology (ACIT)</i>, 1–5. <a href="https://doi.org/10.1109/ACIT62805.2024.10877013">https://doi.org/10.1109/ACIT62805.2024.10877013</a></p> <p>Roy, S., Wald, T., Koehler, G., Rokuss, M. R., Disch, N., Holzschuh, J., Zimmerer, D., &amp; Maier-Hein, K. H. (2023). <i>SAM.MD: Zero-shot medical image segmentation capabilities of the Segment Anything Model</i>. arXiv preprint. <a href="https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.05396">https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.05396</a></p> <p>Sarwinda, D., Paradisa, R. H., Bustamam, A., &amp; Anggia, P. (2021). Deep Learning in Image Classification using Residual Network (ResNet) Variants for Detection of Colorectal Cancer. <i>Procedia Computer Science</i>, 179, 423–431. <a href="https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.025">https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.025</a></p> <p>Shi, L., Li, X., Hu, W., Chen, H., Chen, J., Fan, Z., Gao, M., Jing, Y., Lu, G., Ma, D., Ma, Z., Meng, Q., Tang, D., Sun, H., Grzegorzec, M., Qi, S., Teng, Y., &amp; Li, C.</p>
--	---





	<p>(2023). EBHI-Seg: A novel enteroscope biopsy histopathological hematoxylin and eosin image dataset for image segmentation tasks. <i>Frontiers in Medicine</i>, 10. <a href="https://doi.org/10.3389/fmed.2023.1114673">https://doi.org/10.3389/fmed.2023.1114673</a></p> <p>Sujatha, R., K, M., &amp; Yoosuf, M. S. (2024). Colorectal cancer prediction via histopathology segmentation using DC-GAN and VAE-GAN. <i>EAI Endorsed Transactions on Pervasive Health and Technology</i>, 10. <a href="https://doi.org/10.4108/eetpht.10.5395">https://doi.org/10.4108/eetpht.10.5395</a></p> <p>Venkatachalam, C., Shah, P., M, K. R. K., John, S., P, R. D., &amp; Venkatachalam, S. (2024). Enhanced Diagnostic Precision for Lung Cancer: A Hybrid Deep Learning Model Combining Xception and EfficientNetB3. <i>2024 4th International Conference on Mobile Networks and Wireless Communications (ICMNWC)</i>, 1–6. <a href="https://doi.org/10.1109/ICMNWC63764.2024.10872176">https://doi.org/10.1109/ICMNWC63764.2024.10872176</a></p> <p>Wahid, R. R., Nisa', C., Amaliyah, R. P., &amp; Puspaningrum, E. Y. (2023). <i>Lung and colon cancer detection with convolutional neural networks on histopathological images</i>. 020020. <a href="https://doi.org/10.1063/5.0114327">https://doi.org/10.1063/5.0114327</a></p> <p>Wang, K. S., Yu, G., Xu, C., Meng, X. H., Zhou, J., Zheng, C., Deng, Z., Shang, L., Liu, R., Su, S., Zhou, X., Li, Q., Li, J., Wang, J., Ma, K., Qi, J., Hu, Z., Tang, P., Deng, J., ... Deng, H. W. (2021). Accurate diagnosis of colorectal cancer based on histopathology images using artificial intelligence. <i>BMC Medicine</i>, 19(1), 76. <a href="https://doi.org/10.1186/s12916-021-01942-5">https://doi.org/10.1186/s12916-021-01942-5</a></p> <p>Woo, S., Debnath, S., Hu, R., Chen, X., Liu, Z., Kweon, I. S., &amp; Xie, S. (2023). ConvNeXt V2: Co-designing and Scaling ConvNets with Masked Autoencoders. <i>2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)</i>, 16133–16142. <a href="https://doi.org/10.1109/CVPR52729.2023.01548">https://doi.org/10.1109/CVPR52729.2023.01548</a></p> <p>Zhou, C., Jin, Y., Chen, Y., Huang, S., Huang, R., Wang, Y., Zhao, Y., Chen, Y., Guo, L., &amp; Liao, J. (2021). Histopathology classification and localization of colorectal cancer using global labels by weakly supervised deep learning. <i>Computerized Medical Imaging and Graphics</i>, 88, 101861. <a href="https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2021.101861">https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2021.101861</a></p> <p>Zidan, U., Gaber, M. M., &amp; Abdelsamea, M. M. (2023). SwinCup: Cascaded swin transformer for histopathological structures segmentation in colorectal cancer. <i>Expert Systems with Applications</i>, 216, 119452. <a href="https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119452">https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119452</a></p>
--	---

Medan, 8 Mei 2025  
Mahasiswa yang mengajukan,

  
(Al Anhar Sufi)

NIM. 211402045