

MicroGraph

Pseudo-Annotasi Image-to-Graph Pada Citra Patch Sputum Dahak

Mirza Tsabita Wafa'Ana - 13524114

Program Studi Teknik Informatika

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

Institut Teknologi Bandung, Jalan Ganesha 10 Bandung

E-mail: mirzatsabita72@gmail.com , 13524114@std.stei.itb.ac.id

Abstract— Anotasi bakteri pada citra patch sputum dahak merupakan tahap penting dalam pengembangan sistem deteksi TB berbasis citra. Namun, proses anotasi manual membutuhkan waktu lama dan dapat menjadi tidak konsisten karena bakteri berukuran kecil, tipis, serta sering tampak terputus atau bercampur dengan latar belakang. Penelitian ini mengusulkan MicroGraph, yaitu metode pseudo-anotasi image-to-graph yang mengubah hasil segmentasi bakteri menjadi representasi graf. Pada pendekatan ini, pixel objek direpresentasikan sebagai node, sedangkan hubungan ketetanggaan antar pixel direpresentasikan sebagai edge dan disimpan dalam bentuk matriks ketetanggaan. Penelitian ini mengevaluasi beberapa metode pembentukan mask, yaitu RGB, OR, AND, XOR, XNOR, SAM, dan Proposed MicroGraph menggunakan metrik IoU dan mean IoU. Hasil ablasi menunjukkan bahwa metode Boolean memiliki karakteristik yang berbeda, dengan OR sebagai baseline terbaik, sedangkan SAM cenderung menghasilkan mask yang melebar pada objek kecil. Proposed MicroGraph dikembangkan untuk menghasilkan mask yang lebih terkontrol dan representasi graf yang lebih sesuai terhadap bentuk bakteri. Hasil ini menunjukkan bahwa konsep graf, matriks ketetanggaan, dan aljabar Boolean dapat digunakan sebagai dasar pseudo-anotasi yang ringan dan terstruktur untuk citra patch sputum dahak.

Keywords— *MicroGraph; pseudo-anotasi; image-to-graph; matriks ketetanggaan; mean IoU*

I. PENDAHULUAN

Pada tahun 2026, Indonesia sudah menjadi negara ke-2 terbesar prevalensi tertinggi di Dunia. Hal ini karena perhitungan bakteri Tuberculosis (TB) masih menggunakan system perhitungan bakteri tahan asam (BTA). Kelemahan dari uji BTA adalah, adanya subjektivitas dari laboran. Jika terjadi perbedaan angka antar laboran yang sangat mencolok, maka dapat terjadi adanya kesalahan jumlah bakteri terhitung. Jika terjadi kesalahan jumlah, berikutnya adalah masalah kesalahan diagnosis dokter, yang berakibat pada pasien yang akan menderita TB Resistan Obat (TB RO), dimana pengobatannya akan lebih Panjang dan keras, sehingga taruhannya adalah nyawa. Hal ini mengkhawatirkan, karena TB RO, akan menularkan TB ke orang lain yang langsung ke jenjang TB RO juga, sehingga akan makin sulit untuk mengendalikan

pertumbuhan penyakit TB di Indonesia. Walaupun sekarang, beberapa puskesmas sudah difasilitasi Test Cepat Molekuler (TCM), sebagai pengganti BTA, namun TCM ini juga belum terlalu akurat, karena fosil bakteri juga masih terhitung sebagai bakteri.

Bakteri TB mempunyai karakteristik berwarna merah, objek kecil, tipis, tidak selalu utuh, kadang miring, melengkung, bertumpuk dan berjajar. Proses deteksi Bakteri TB ini menjadi tidak sempurna. Beberapa penelitian sebelumnya mendeteksi TB menggunakan Deeplearning Yolo, namun metode ini sangat terpengaruh oleh latar belakang dari citra, yaitu adanya debris, artefak, dan terutama pada variasi warna yang sangat banyak, sehingga akurasi kecil. Untuk menurunkan masalah variasi warna, beberapa peneliti menggunakan citra patch. Citra patch ini merupakan citra potong dari bakteri, sehingga lebih minim variasi warna. Namun karena banyaknya bakteri yang harus diannotasi, maka akan sulit untuk melakukan anotasi citra bakteri, dimana proses manual akan memakan waktu lama, tidak seragam dan membutuhkan memori yang besar. Hal inilah yang menjadi acuan untuk membuat pseudo anotasi yang berbasis graph, karena graph mempunyai memori yang ringan, otomatis dan sangat praktis. Sistem yang digunakan adalah Image to Graph, dimana graph yang dihasilkan merupakan pencerminan dari citra-nya, sehingga Ketika graph diubah Kembali ke citra, maka akan menghasilkan citra sederhana yang mirip dengan citra aslinya.

Arah penelitian image-to-graph sendiri sudah berkembang cukup cepat. Relationformer, misalnya, memetakan citra menjadi graf dengan prediksi node dan edge secara bersama dalam satu kerangka transformer [1]. Pada domain medis, Vesselformer mengembangkan pembentukan graf pembuluh darah 3D dari citra [2]. Pada citra satelit, SAM-Road dan SAM-Road++ menggunakan pendekatan berbasis Segment Anything Model untuk menghasilkan graf jaringan jalan [3], [4]. Beberapa penelitian lain seperti RNGDet, Sat2Graph, DSGG, dan EGTR juga menunjukkan bahwa graf dapat menjadi representasi penting untuk memahami struktur dalam citra [5]-[8]. Tabel state of art (SOTA) sebagai pembandingan penelitian ini diperlihatkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Ringkasan SOTA image-to-graph dan gap terhadap MicroGraph

Paper/ Metode	Domain	Kedekatan dengan image-to-graph	Gap terhadap MicroGraph
Relationformer	Road network, vessel graph, scene graph	Citra langsung dipetakan menjadi graf $G=(V,E)$ dengan prediksi node dan edge secara bersama.	Tidak lossless terhadap mask pixel-level.
Vesselformer	Citra medis pembuluh darah 3D	Membangun vessel graph dari citra medis.	Domain 3D vessel, bukan patch bakteri 2D.
SAM-Road	Road graph citra satelit	Mengambil vertex dari probability mask lalu memprediksi edge antar vertex.	Domain jalan dan tidak diarahkan untuk rekonstruksi mask bakteri.
SAM-Road++	Road graph global-scale	Menggunakan node-guided resampling untuk memperbaiki ekstraksi graf jalan.	Sangat kuat untuk road graph, tetapi bukan anotasi graf bakteri.
RNGDet / RNGDet++	Road network graph	Mendeteksi graf jalan dari citra aerial melalui vertex dan edge.	Iteratif dan domainnya jalan.
Sat2Graph	Road graph satelit	Menggunakan graph-tensor encoding untuk struktur graf.	Landasan image-to-graph, tetapi bukan segmentasi bakteri.
DSGG	Scene graph	Direct graph prediction untuk relasi objek dalam citra.	Graf semantik, bukan pixel-level mask.
EGTR	Scene graph	Mengambil relation graph dari self-attention DETR decoder.	Fokus relasi objek, bukan anotasi mask.
Micrograph	Citra patch sputum dahak 2D	MicroGraph memetakan mask bakteri menjadi graf pixel-level. Setiap pixel objek menjadi node, sedangkan hubungan ketetanggaan antar pixel menjadi edge.	-

Dari Tabel 1, dapat dilihat bahwa Gap yang diisi oleh MicroGraph adalah kebutuhan pseudo-anotasi graf untuk objek kecil seperti bakteri, dengan representasi yang sederhana, ringan, dan reversible terhadap mask biner. MicroGraph dipilih karena kebutuhan pada citra patch sputum berbeda dari road graph, scene graph, atau vessel graph. Pada patch bakteri, objeknya sangat kecil dan detail pixel masih penting. Jika hanya memakai graf objek-relasi seperti pada scene graph, informasi bentuk bakteri bisa hilang. Sebaliknya, jika setiap pixel objek disimpan sebagai node beserta koordinatnya, maka bentuk mask masih dapat dikembalikan lagi. Oleh karena itu, MicroGraph diarahkan sebagai pseudo-anotasi graf berbasis pixel, bukan sekadar graf semantik. Pendekatan ini juga tetap dekat dengan matematika diskrit. Citra patch diubah menjadi mask biner, kemudian pixel objek menjadi himpunan node V dan hubungan ketetanggaan menjadi himpunan edge E . Setelah itu, hubungan antar node dapat disimpan dalam adjacency matrix atau adjacency list. Dengan struktur tersebut, anotasi menjadi lebih ringan, mudah dihitung, dan dapat digunakan sebagai bentuk label awal untuk pengembangan sistem berbasis graph neural network. Sehingga kontribusi utama dari artikel ini adalah sebagai berikut :

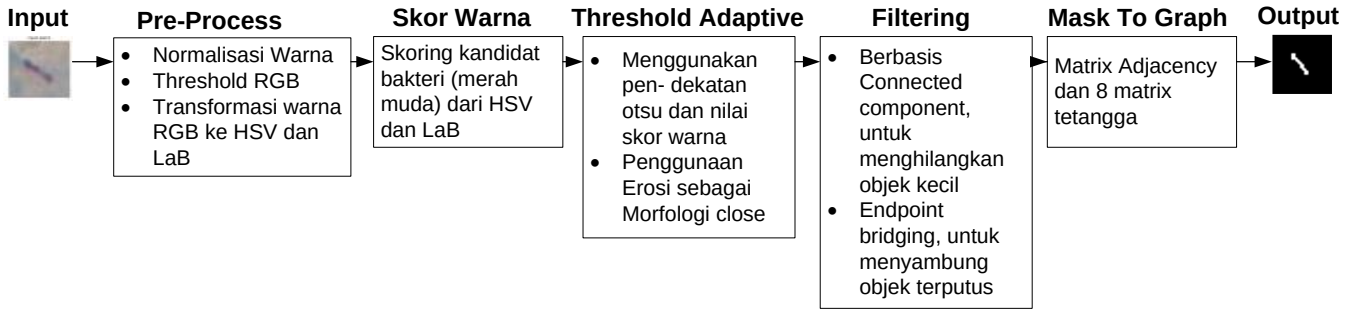
1. Penelitian ini mengembangkan MicroGraph sebagai metode pseudo-anotasi image-to-graph untuk citra patch sputum dahak, dengan merepresentasikan pixel objek bakteri sebagai node dan hubungan ketetanggaan antar pixel sebagai edge. Representasi ini memungkinkan hasil anotasi disimpan dalam bentuk graf dan matriks ketetanggaan, sehingga lebih ringan, terstruktur, dan sesuai dengan konsep matematika diskrit.

2. Penelitian ini mengevaluasi MicroGraph terhadap metode ablasi berbasis aljabar Boolean dan pendekatan SAM menggunakan mean IoU. Evaluasi ini menunjukkan bahwa MicroGraph diarahkan untuk menghasilkan mask yang lebih terkontrol dibandingkan SAM, serta memperbaiki kelemahan baseline Boolean seperti fragmentasi objek, noise kecil, dan mask yang terlalu melebar.

Sistematika penulisan artikel ini disusun menjadi empat bab. Bab 1 menyajikan pendahuluan yang mencakup latar belakang, permasalahan anotasi pada citra patch sputum dahak, posisi penelitian terhadap studi image-to-graph terdahulu, alasan pemilihan MicroGraph, dan kontribusi utama penelitian. Bab 2 membahas arsitektur MicroGraph, meliputi tahapan preprocessing, pembentukan mask, pemetaan pixel objek menjadi node, pembentukan edge berdasarkan hubungan ketetanggaan, serta representasi hasil dalam bentuk adjacency matrix. Bab 3 memaparkan tentang metode yang digunakan mulai dari dataset yang dipakai, alur eksperimen hingga pengujian. Bab 4 memaparkan hasil dan diskusi, termasuk evaluasi ablasi terhadap metode Boolean, perbandingan MicroGraph dengan SAM, analisis mean IoU, serta pembahasan kualitas hasil segmentasi dan anotasi graf. Bab 5 berisi penutup yang merangkum kesimpulan penelitian dan memberikan saran untuk pengembangan metode pada penelitian selanjutnya.e, that follow.

II. ARSITEKTUR MICROGRAPH

Pada dasarnya, MicroGraph merupakan metode pseudo-anotasi berbasis image-to-graph yang digunakan untuk mengubah citra patch sputum dahak menjadi representasi graf.



Gambar 1. Arsitektur Micrograph

Pada metode ini, area yang diduga sebagai bakteri terlebih dahulu diproses menjadi mask biner, kemudian setiap pixel objek pada mask direpresentasikan sebagai node. Hubungan ketetanggaan antar pixel tersebut direpresentasikan sebagai edge, sehingga bentuk bakteri tidak hanya disimpan sebagai citra, tetapi juga sebagai struktur graf yang dapat dianalisis menggunakan konsep matematika diskrit. Dengan pendekatan ini, MicroGraph dapat menghasilkan anotasi yang lebih ringan, terstruktur, dan dapat direkonstruksi kembali menjadi mask biner. Arsitektur Micrograph ditunjukkan pada Gambar 1. Satu patch citra sputum dahak ukurannya 40×40 . Karena citra berwarna RGB, maka citra ditulis seperti pada persamaan 1.

$$I \in \mathbb{R}^{40 \times 40 \times 3} \quad (1)$$

Setiap pixel punya 3 nilai warna, seperti ditunjukkan pada persamaan 2.

$$I(x, y) = [R(x, y), G(x, y), B(x, y)] \quad (2)$$

Dengan $0 \leq R(x, y), G(x, y), B(x, y) \leq 255$, Agar lebih mudah diproses, nilai RGB dinormalisasi diperlihatkan pada persamaan 3.

$$\begin{aligned} \tilde{R}(x, y) &= \frac{R(x, y)}{255} \\ \tilde{G}(x, y) &= \frac{G(x, y)}{255} \\ \tilde{B}(x, y) &= \frac{B(x, y)}{255} \end{aligned} \quad (3)$$

Berikutnya adalah proses baseline lama: Aljabar Boolean RGB. Dari setiap kanal warna dibuat mask biner, seperti ditunjukkan pada persamaan 4.

$$\begin{aligned} M_R(x, y) &= \begin{cases} 1, & R(x, y) \geq T_R \\ 0, & R(x, y) < T_R \end{cases} \\ M_G(x, y) &= \begin{cases} 1, & G(x, y) \geq T_G \\ 0, & G(x, y) < T_G \end{cases} \\ M_B(x, y) &= \begin{cases} 1, & B(x, y) \geq T_B \\ 0, & B(x, y) < T_B \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

Lalu dibuat kombinasi Boolean:

$$\begin{aligned} M_{OR} &= M_R \vee M_G \vee M_B \\ M_{OR} &= M_R \vee M_G \vee M_B \end{aligned}$$

$$M_{OR} = M_R \vee M_G \vee M_B$$

$$M_{OR} = M_R \vee M_G \vee M_B \quad (5)$$

Bagian ini bukan novelty utama, karena ini masih pengembangan dari metode sebelumnya. Ini dipakai sebagai baseline pembandingan. Metode usulan: Bacilli Color Score ditunjukkan pada persamaan 6. Karena bakteri biasanya tampak merah, ungu, tipis, dan agak gelap, maka dibuat skor kandidat bakteri. Pertama, hitung komponen warna merah:

$$E_R(x, y) = \max \left(0, \tilde{R}(x, y) - \frac{\tilde{G}(x, y) + \tilde{B}(x, y)}{2} \right) \quad (6)$$

Lalu hitung komponen ungu (Persamaan 7) :

$$E_P(x, y) = \max \left(0, \frac{\tilde{R}(x, y) + \tilde{B}(x, y)}{2} - \tilde{G}(x, y) \right) \quad (7)$$

Dari HSV diambil nilai saturasi (Persamaan 8):

$$S_{HSV}(x, y) \quad (8)$$

Dari Lab diambil kanal a^* , karena kanal ini menunjukkan kecenderungan warna merah. Dari Lab diambil kanal a^* , karena kanal ini menunjukkan kecenderungan warna merah (Persamaan 9) :

$$A_r(x, y) = \max \left(0, \frac{a^*(x, y) - 128}{127} \right) \quad (9)$$

Lalu kegelapan pixel dihitung dari nilai V pada HSV (Persamaan 10)

$$D(x, y) = 1 - V(x, y) \quad (10)$$

Kemudian skor kandidat bakteri dihitung (Pers. 11) :

$$S(x, y) = N(0.35A_r(x, y) + 0.20S_{HSV}(x, y) + 0.20E_R(x, y) + 0.15E_P(x, y) + 0.05D(x, y)) \quad (11)$$

Dimana $N(\cdot)$ adalah normalisasi ke rentang 0 sampai 1. Berikutnya Threshold adaptif ditunjukkan pada Pers. 12. Dari skor $S(x, y)$, dibuat threshold adaptif:

$$T = \max(T_{Otsu}, 0.85P_{80}(S)) \quad (12)$$

Dengan T_{Otsu} adalah threshold Otsu, sedangkan $P_{80}(S)$ adalah persentil ke-80 dari skor S . Mask awal dibuat sebagai (Pers. 13)

$$B_0(x, y) = \begin{cases} 1, & S(x, y) \geq T \\ 0, & S(x, y) < T \end{cases} \quad (13)$$

Artinya, pixel dengan skor tinggi dianggap sebagai kandidat bakteri. Morphological closing ditunjukkan pada Pers. 14. ntuk menyambung bagian kecil yang putus, dilakukan closing:

$$B_1 = (B_0 \oplus K) \ominus K(14)$$

Keterangan K adalah kernel ukuran 3×3 , $\oplus$ adalah dilasi, dan $\ominus$ adalah erosi. Tujuannya supaya bagian bakteri yang sedikit terputus bisa lebih menyatu. Berikutnya Connected component filtering ditunjukkan pada Pers. 15. Dari mask B_1 , dicari komponen terhubung :

$$C = \{C_1, C_2, C_3, \dots, C_k\} (15)$$

Setiap komponen memiliki himpunan node:

$$C_i = (V_i, E_i)(16)$$

Komponen kecil dianggap noise jika jumlah node-nya kurang dari ambang batas τ : Dimana C_i dihapus jika $|V_i| < \tau$ Dalam kode, nilai yang dipakai: $\tau = 3$. Maka mask setelah filtering (Pers. 17):

$$B_2(x, y) = \begin{cases} 1, & (x, y) \in C_i \text{ dan } |V_i| \geq \tau \\ 0, & (x, y) \in C_i \text{ dan } |V_i| < \tau \end{cases} (17)$$

Berikutnya Endpoint bridging dihitung dengan persamaan 18. Setelah filtering, masih mungkin bakteri terlihat putus. Maka dicari node ujung atau endpoint. Derajat sebuah node:

$$\deg(v) = |\{u: (u, v) \in E\}| (18)$$

Endpoint adalah node dengan derajat kecil v adalah endpoint jika $\deg(v) \leq 1$. Dua endpoint u dan v dari komponen berbeda akan disambungkan jika memenuhi 3 syarat:

1. Syarat 1: jaraknya dekat (Pers 18)

$$d(u, v) = \sqrt{(x_u - x_v)^2 + (y_u - y_v)^2} \leq d_{max} (18)$$

Dalam kode $d_{max} = 3$

2. Syarat 2: arah komponennya mirip (Pers 19)

$$|\theta_i - \theta_j| \leq \theta_{max} (19)$$

Dalam kode $\theta_{max} = 35^\circ$

3. Syarat 3: skor warna di antara dua endpoint masih cukup kuat (Pers 20 dan 21)

$$L(u, v) \geq \eta (20)$$

Dengan

$$L(u, v) = \frac{1}{|\ell(u, v)|} \sum_{(x, y) \in \ell(u, v)} S(x, y) (21)$$

Dengan $\ell(u, v)$ adalah garis pixel dari endpoint u ke endpoint v .

Jika semua syarat terpenuhi, maka dibuat edge baru yaitu $e(u, v) = 1$, Mask akhir menjadi: $B_f = B_2 \cup \ell(u, v)$.

Berikutnya Transformasi mask akhir menjadi graf ditunjukkan pada Pers 22. Dari mask akhir B_f , pixel objek dijadikan node:

$$V = \{(x, y) \mid B_f(x, y) = 1\} (22)$$

Hubungan antar pixel dijadikan edge. Jika memakai 8-ketetanggaan:

$$E = \{((x, y), (p, q)) \mid (x, y), (p, q) \in V, \max(|x - p|, |y - q|) = 1\} (23)$$

Maka graf anotasi Adalah $G = (V, E)$

Berikutnya Matriks ketetanggaan pada Pers. 24. Jika node diberi nomor:

$$V = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\} (24)$$

maka adjacency matrix ditulis $A \in \{0, 1\}^{n \times n}$, dengan:

$$A_{ij} = \begin{cases} 1, & (v_i, v_j) \in E \\ 0, & (v_i, v_j) \notin E \end{cases} (25)$$

Karena grafnya tidak berarah, maka $A_{ij} = A_{ji}$.

Berikutnya merupakan Rumus akhir anotasi graf (Pers 26).

Rumus akhir sistemnya bisa kamu tulis :

$$\mathcal{A}(I) = \{G, A, C\} (26)$$

Dengan

$$\begin{aligned} G &= (V, E) \\ A_{ij} &= \begin{cases} 1, & (v_i, v_j) \in E \\ 0, & (v_i, v_j) \notin E \end{cases} \\ C &= \{C_1, C_2, \dots, C_k\} \end{aligned} (26)$$

Dimana :

- I = citra patch sputum dahak
- G = graf hasil anotasi
- V = node/pixel objek bakteri
- E = edge/ketetanggaan antar pixel objek
- A = adjacency matrix
- C =kumpulan komponen graf yang merepresentasikan kandidat bakteri

Jadi alur formula akhirnya pada Pers 27:

$$I(x, y) \rightarrow S(x, y) \rightarrow B_0 \rightarrow B_1 \rightarrow B_2 \rightarrow B_f \rightarrow G = (V, E) \rightarrow A \rightarrow \mathcal{A}(I) (27)$$

III. METODE

3.1 Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah DDS1 (Dataset of Patch Images Derived from Sputum Smear Microscopy Images for the Development of Bacillus Detection Methods). Dataset ini merupakan dataset publik yang tersedia melalui Figshare dan berisi citra patch hasil pemotongan dari citra mikroskop sputum dahak. Dataset ini dipilih karena objek yang diteliti sesuai dengan fokus penelitian, yaitu bacillus pada citra sputum dahak yang berukuran kecil, tipis, dan memiliki warna khas merah atau ungu setelah proses pewarnaan Ziehl-Neelsen. Secara keseluruhan, DDS1 terdiri dari 31.484 citra patch warna, yang terbagi menjadi 2.636 patch positif dan 28.848 patch negatif. Patch positif adalah patch yang mengandung bacillus, sedangkan patch negatif adalah patch yang tidak mengandung bacillus. Selain citra patch warna, dataset ini juga menyediakan 2.636 mask biner untuk patch positif. Mask biner tersebut digunakan sebagai ground truth, dengan pixel putih menunjukkan area bacillus dan pixel hitam menunjukkan latar belakang.

Pada penelitian ini, data yang digunakan difokuskan pada patch positif karena tujuan utama MicroGraph adalah membentuk pseudo-anotasi graf dari objek bacillus. Citra patch warna digunakan sebagai input, sedangkan mask biner digunakan sebagai acuan evaluasi. Dengan demikian, pasangan data utama yang digunakan dalam pengujian adalah citra patch positif dan mask binernya. Patch negatif dapat digunakan sebagai data latar belakang, tetapi tidak menjadi fokus utama

dalam evaluasi segmentasi karena tidak memiliki objek bacillus. Ukuran asli patch pada DDS1 adalah 40×40 pixel. Namun, pada penelitian ini patch diproses menjadi ukuran 40×40 pixel agar sesuai dengan rancangan MicroGraph dan agar representasi graf yang dihasilkan tidak terlalu besar. Pemilihan ukuran kecil ini juga bertujuan untuk menjaga efisiensi pembentukan node, edge, dan adjacency matrix. Setelah citra diproses menjadi mask, setiap pixel objek pada mask direpresentasikan sebagai node, sedangkan hubungan ketetanggaan antar pixel direpresentasikan sebagai edge. Untuk kebutuhan visualisasi dan studi awal, penelitian ini menggunakan subset citra patch positif dari DDS1. Subset tersebut digunakan untuk menampilkan perbandingan antara citra warna, mask ground truth, hasil metode Boolean, hasil MicroGraph, dan hasil perbandingan berbasis SAM. Sementara itu, evaluasi kuantitatif dilakukan dengan membandingkan mask hasil prediksi terhadap mask biner ground truth menggunakan metrik segmentasi dan metrik berbasis graf. Ringkasan dataset yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Ringkasan dataset DDS1 yang digunakan.

Keterangan	Jumlah	Penjelasan
Total citra patch warna	31.484	Seluruh citra patch RGB pada DDS1.
Patch positif	2.636	Patch warna yang mengandung bacillus.

Dengan struktur dataset tersebut, DDS1 sesuai digunakan untuk penelitian MicroGraph karena menyediakan dua informasi penting sekaligus, yaitu citra warna sebagai input dan mask biner sebagai acuan evaluasi. Citra warna digunakan untuk membentuk mask kandidat melalui bacilli score, sedangkan mask biner digunakan untuk menghitung kualitas hasil segmentasi dan kesesuaian struktur graf.

3.2 Alur Eksperimen

Alur eksperimen pada penelitian ini disusun untuk mengevaluasi MicroGraph dari dua sisi, yaitu dari sisi pembentukan mask dan dari sisi pembentukan graf. Eksperimen tidak hanya bertujuan melihat apakah objek bakteri berhasil tersegmentasi, tetapi juga apakah hasil segmentasi tersebut dapat direpresentasikan menjadi graf yang terstruktur. Tahap pertama dimulai dari citra patch DDS1 sebagai input. Citra warna diproses untuk menghasilkan mask kandidat bakteri. Mask ini kemudian diubah menjadi graf, dengan pixel objek sebagai node dan hubungan ketetanggaan antar pixel sebagai edge. Dari graf tersebut, dibentuk adjacency matrix sebagai representasi hubungan antar node. Dengan demikian, hasil akhir MicroGraph bukan hanya berupa mask biner, tetapi juga struktur graf yang dapat dianalisis. Eksperimen pertama adalah ablasi metode pembentukan mask. Pada tahap ini, MicroGraph dibandingkan dengan beberapa pendekatan berbasis operasi citra dan aljabar Boolean, yaitu BW, XOR, XNOR, OR, dan AND, yang sudah pernah dilakukan sebelumnya ([https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2024-2025-2/Makalah2025/Makalah-Matdis-2025-IF-ITB%20\(115\).pdf](https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2024-2025-2/Makalah2025/Makalah-Matdis-2025-IF-ITB%20(115).pdf)). Perbandingan ini dilakukan untuk melihat apakah tahapan MicroGraph memberikan hasil yang lebih baik

dibandingkan metode pembentukan mask sederhana. Semua metode diuji pada citra yang sama dan dibandingkan terhadap ground truth mask yang sama. Metrik yang digunakan adalah mean IoU untuk menilai kualitas segmentasi dan Connected Component Error untuk menilai kesesuaian struktur objek.

Eksperimen kedua adalah perbandingan MicroGraph dengan SAM (melalui demo di <https://segment-anything.metademolab.com/demo#>). Segment Anything Model digunakan sebagai pembandingan modern karena SAM merupakan model segmentasi umum yang dapat membentuk mask objek dari citra. Pada eksperimen ini, hasil mask SAM dan hasil mask MicroGraph dibandingkan terhadap ground truth yang sama. Setelah itu, kedua mask juga sama-sama diubah menjadi graf agar dapat dibandingkan dari sisi struktur node, edge, dan komponen terhubung.

3.3 Pengujian

Pengujian pada penelitian ini dilakukan dalam dua arah, yaitu pengujian berbasis segmentasi dan pengujian berbasis graf. Pengujian berbasis segmentasi digunakan untuk menilai seberapa dekat mask hasil prediksi dengan mask ground truth. Sementara itu, pengujian berbasis graf digunakan untuk menilai apakah struktur graf yang dihasilkan sudah sesuai dengan bentuk objek bakteri. Metrik pengujian yang digunakan pada penelitian ini dapat diringkas pada Tabel 3.

Tabel 3. Jenis Pengujian

Jenis Pengujian	Metrik	Tujuan
Segmentasi	mean IoU	Mengukur rata-rata kualitas segmentasi secara keseluruhan.
Graf	Connected Component Error	Mengukur kesesuaian jumlah komponen graf terhadap ground truth.

Dengan kombinasi pengujian tersebut, hasil MicroGraph tidak hanya dinilai dari sisi visual, tetapi juga dari sisi segmentasi dan struktur graf. Hal ini penting karena tujuan utama MicroGraph bukan hanya menghasilkan mask, tetapi menghasilkan pseudo-anotasi berbasis graf yang ringan, terstruktur, dan dapat direkonstruksi kembali menjadi mask biner.

3.3.1 Pengujian Segmentasi

Pada pengujian segmentasi, metrik utama yang digunakan adalah Intersection over Union (IoU) dan mean IoU (mIoU). IoU digunakan untuk mengukur tingkat tumpang tindih antara mask hasil prediksi dan mask ground truth. Semakin besar nilai IoU, semakin baik hasil segmentasi. Karena objek bakteri berukuran kecil dan jumlah pixel latar belakang jauh lebih besar daripada pixel objek, IoU lebih sesuai digunakan dibandingkan akurasi biasa. Akurasi dapat terlihat tinggi hanya karena banyaknya pixel latar belakang yang benar, padahal objek bakteri belum tentu terdeteksi dengan baik.

$$IoU_{objek} = \frac{TP}{TP + FP + FN}$$

dengan TP atau true positive adalah jumlah pixel bakteri yang berhasil diprediksi sebagai bakteri, FP atau false positive adalah jumlah pixel latar belakang yang salah diprediksi sebagai bakteri, dan FN atau false negative adalah jumlah pixel bakteri yang tidak berhasil terdeteksi. Sementara itu, IoU untuk kelas latar belakang dihitung menggunakan persamaan 28.

$$IoU_{Latarbelakang} = \frac{TN}{TN + FP + FN} \quad (28)$$

dengan TN atau true negative adalah jumlah pixel latar belakang yang berhasil diprediksi sebagai latar belakang. Setelah nilai IoU untuk kedua kelas diperoleh, nilai mean IoU dihitung dengan mengambil rata-rata dari IoU objek dan IoU latar belakang, seperti pada persamaan 29.

$$mIoU = \frac{IoU_{Objek} + IoU_{latarbelakang}}{2} \quad (29)$$

Nilai mIoU berada pada rentang 0 hingga 1. Semakin mendekati 1, maka hasil segmentasi semakin mirip dengan mask acuan. Sebaliknya, semakin mendekati 0, maka hasil segmentasi semakin jauh dari mask acuan. Dalam konteks penelitian ini, metode yang memiliki mIoU lebih tinggi dianggap lebih baik karena mampu menghasilkan mask bakteri yang lebih sesuai dengan label acuan. Penggunaan mIoU juga membantu membandingkan metode baseline seperti RGB, OR, AND, XOR, XNOR, SAM, dan Proposed MicroGraph secara lebih adil. Hal ini penting karena jumlah pixel latar belakang pada citra patch lebih banyak dibandingkan pixel bakteri. Dengan demikian, mIoU memberikan penilaian yang lebih fokus terhadap kualitas segmentasi objek kecil.

3.3.2 Pengujian Graf

Selain IoU, penelitian ini juga menggunakan Connected Component Error (CCE) sebagai pengujian berbasis graf. CCE digunakan untuk membandingkan jumlah komponen terhubung pada graf hasil prediksi dengan graf ground truth. Jika ground truth memiliki satu objek bakteri, maka hasil yang baik seharusnya juga menghasilkan satu komponen graf utama. Jika hasil prediksi memecah satu bakteri menjadi beberapa bagian kecil, maka nilai CCE akan meningkat. Sebaliknya, semakin kecil nilai CCE, semakin baik kemampuan metode dalam mempertahankan struktur objek bakteri. Graf ground truth dinyatakan sebagai Persamaan 30.

$$G_{gt} = (V_{gt}, E_{gt}) \quad (30)$$

dan graf hasil prediksi dinyatakan sebagai (Pers 31)

$$G_{pred} = (V_{pred}, E_{pred}) \quad (31)$$

dengan (V) sebagai himpunan node dan (E) sebagai himpunan edge. Jumlah komponen terhubung pada suatu graf dinyatakan dengan fungsi sebagai $CC(G)$. Maka nilai Connected Component Gap untuk satu citra dihitung dengan Pers. 32.

$$CCG = |CC(G_{pred}) - CC(G_{GT})| \quad (32)$$

Untuk seluruh dataset yang terdiri dari (N) citra, nilai rata-rata CCG dihitung dengan Pers. 33.

$$\overline{CCG} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N |CC(G_{pred}^i) - CC(G_{GT}^i)|} \quad (33)$$

Semakin kecil nilai ($\overline{CCG}$), semakin baik metode dalam mempertahankan struktur objek bakteri. Nilai CCG sebesar 0 menunjukkan bahwa jumlah komponen graf hasil prediksi sama dengan jumlah komponen graf pada ground truth. Sebaliknya, nilai CCG yang besar menunjukkan bahwa objek bakteri terlalu banyak terpecah menjadi beberapa komponen, atau beberapa objek justru tergabung menjadi satu komponen yang tidak sesuai. Oleh karena itu, jumlah node dan edge digunakan sebagai informasi tambahan untuk memahami karakteristik graf yang dihasilkan.

IV. HASIL DAN DISKUSI

4.1 Studi Ablasi

Pada penelitian sebelumnya, transformasi citra ke graf sudah dilakukan melalui citra biner dan matriks ketetanggaan. Baseline yang dibandingkan adalah RGB langsung, OR, AND, XOR, dan XNOR. Hasil tersebut penting karena menunjukkan bahwa proses pembentukan mask sangat menentukan bentuk graf akhir. Jika mask terlalu kecil, node dan edge menjadi sedikit sehingga bentuk bakteri tidak lengkap. Jika mask terlalu lebar, graf menjadi terlalu padat dan dapat mengandung area yang bukan bakteri. Hasil dari studi ablasinya ini membandingkan antara penggunaan graf sederhana menggunakan variasi gerbang logika dibandingkan dengan graf dari micrograph sebagai proposed method, ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Studi Ablasi

Metode Ablasi	↑mIoU (%)	↓CCG	Interpretasi
Graf AND	0.753	0.5	Baik ke-2 dalam menangkap objek
Graf OR	0.700	1.1	Cukup baik, tetapi masih mudah menghasilkan fragmen.
Graf XOR	0.629	0.7	Lebih selektif, tetapi banyak bagian bakteri tidak tertangkap.
Graf RGB	0.610	0.8	Objek bakteri masih banyak yang hilang.
Graf XNOR	0.483	0.5	Tidak berhasil menangkap objek bakteri.
Proposed	0.844	0.2	Paling baik dalam menangkap objek bakteri.

Berdasarkan hasil ablasinya, metode Graf OR menjadi baseline Boolean terbaik dengan nilai mIoU sebesar 0,753 %. Oleh karena itu, MicroGraph dievaluasi dengan skema yang sama, yaitu menggunakan m IoU. Hasil MicroGraph berada di atas baseline terbaik tersebut karena metode ini tidak hanya menggunakan operasi Boolean sederhana, tetapi juga menam-

Warna										
GT										
BW										
XOR										
XNOR										
OR										
AND										
Prop										

Gambar 2. Hasil Mask Biner dari Studi Ablasi

bahkan bacilli score, penyaringan komponen kecil, serta pembentukan graf yang lebih terkontrol. Dengan demikian, nilai mIoU MicroGraph adalah 0,884 %, termasuk metode yang paling bagus dalam mendeteksi objek bakteri dalam citra patch. Sementara angka 0.2 pada CCG menunjukkan bahwa graf pada metode yang diusulkan Paling mendekati struktur komponen ground truth. Hasil mask dari setiap studi ablasinya ditunjukkan pada Gambar 2.

Berdasarkan hasil visual pada Gambar 2, setiap metode menghasilkan karakteristik mask yang berbeda. Metode BW mampu menangkap sebagian objek bakteri, tetapi pada beberapa patch objek menjadi terlalu kecil atau bahkan hampir hilang. Metode XOR cenderung menangkap lebih banyak bagian objek, namun hasilnya lebih mudah terpecah menjadi beberapa fragmen kecil. Metode XNOR dan AND mampu mempertahankan beberapa bentuk bakteri, tetapi masih menghasilkan mask yang kurang konsisten pada patch tertentu. Sementara itu, metode OR dapat menangkap area bakteri pada beberapa patch, tetapi pada beberapa citra hasilnya terlalu sedikit sehingga sebagian objek tidak terdeteksi. MicroGraph menunjukkan hasil yang paling stabil secara struktur graf. Mask yang dihasilkan cenderung membentuk satu objek utama yang lebih utuh, sehingga ketika ditransformasikan menjadi graf, jumlah komponen terhubung lebih mendekati ground truth. Hal ini penting karena tujuan MicroGraph bukan hanya menghasilkan mask segmentasi, tetapi membentuk pseudo-anotasi graf yang dapat mempertahankan struktur objek bakteri.

Dengan demikian, MicroGraph merupakan metode terbaik pada eksperimen ini, terutama dari sisi kestabilan struktur graf. Dibandingkan metode Boolean seperti BW, XOR, XNOR, OR, dan AND, MicroGraph lebih mampu menjaga objek bakteri sebagai satu kesatuan graf dan mengurangi fragmentasi. Walaupun pada beberapa patch mask MicroGraph tampak

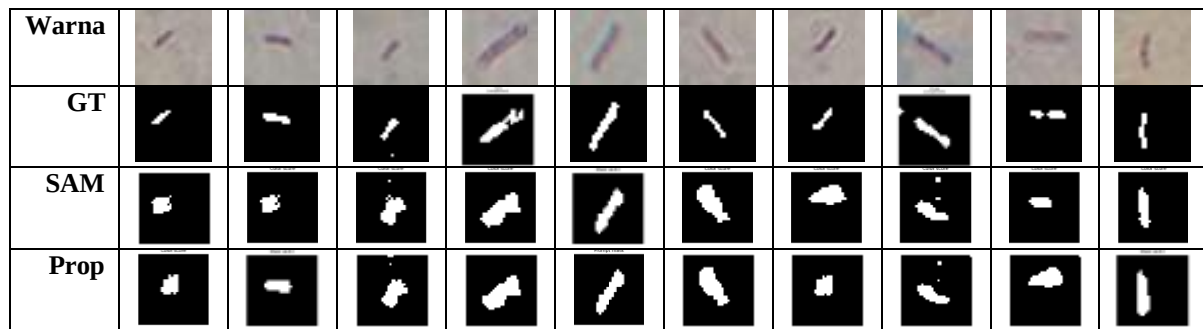
lebih tebal daripada ground truth, hasil tersebut masih lebih menguntungkan untuk pembentukan graph annotation karena konektivitas objek lebih terjaga. Namun, MicroGraph tetap memiliki keterbatasan. Pada beberapa patch dengan latar belakang kuat atau artefak warna, bacilli score dapat meningkat pada area non-bakteri. Hal ini dapat membuat mask melebar dan graf menjadi lebih padat. Karena itu, MicroGraph lebih tepat dipahami sebagai pseudo-anotasi awal yang masih dapat diperbaiki dengan validasi manual atau penyaringan tambahan, bukan sebagai anotasi final tanpa kesalahan.

4.2 Perbandingan dengan SOTA

Sebagai pembandingan modern, SAM digunakan sebagai tahap pre-processing untuk membentuk kandidat mask. SAM memang kuat sebagai model segmentasi berbasis prompt [9]. Akan tetapi, pada patch sputum 28×28, objek bakteri sangat kecil dan sering tidak memiliki batas yang tegas. Karena itu, SAM cenderung menghasilkan mask yang lebih tebal atau melebar, terutama ketika area prompt juga ikut melebar. Dari hasil visual, MicroGraph cenderung memberikan mask yang lebih sederhana dan lebih terkontrol pada beberapa patch. Sebaliknya, SAM dapat membantu menangkap area objek secara lebih luas, tetapi graf yang dihasilkan sering menjadi lebih padat. Dengan kata lain, SAM lebih cocok dijadikan pembentuk kandidat area awal, sedangkan MicroGraph lebih sesuai sebagai proses utama untuk membentuk pseudo-anotasi graf yang ringkas dan dapat direkonstruksi. Hasil Perbandingan antara Micrograf dengan SAM ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Perbandingan antara Micrograf dengan SAM

Metode	↑mIoU (%)	↓CCG
SAM	0,749	0,30
Proposed (MicroGraph)	0,844	0,20



Gambar 3. Perbandingan Output Hasil mask SAM dengan Micrograph

Berdasarkan hasil perbandingan, SAM memperoleh nilai mIoU sebesar 0,749 dengan CCG sebesar 0,30 komponen, sedangkan MicroGraph memperoleh mIoU sebesar 0,844 dengan CCG sebesar 0,20 komponen. Nilai mIoU SAM lebih rendah karena mask yang dihasilkan cenderung lebih tebal dan melebar dibandingkan ground truth. Kondisi ini menyebabkan jumlah false positive meningkat, sehingga nilai IoU objek menurun. Perbandingan Output Hasil mask SAM dengan Micrograph diperlihatkan pada Gambar 3.

Beberapa patch SAM masih menghasilkan bentuk mask yang kurang sesuai dengan struktur tipis bakteri, sehingga jumlah komponen grafnya sedikit lebih berbeda dari ground truth. Sebaliknya, MicroGraph menghasilkan mask yang lebih terkontrol dan lebih sesuai untuk pseudo-anotasi graf. Nilai CCG yang lebih kecil menunjukkan bahwa jumlah connected component pada MicroGraph lebih mendekati ground truth. Dengan demikian, MicroGraph lebih baik dibandingkan SAM, terutama untuk mempertahankan struktur objek bakteri dalam bentuk graf. SAM cenderung menghasilkan mask yang lebih tebal atau melebar dari bentuk bakteri asli. Ketika mask prediksi terlalu luas, jumlah false positive meningkat, sehingga nilai IoU menjadi rendah. Dengan demikian, SAM lebih cocok digunakan sebagai pembentuk kandidat area awal, bukan sebagai hasil akhir anotasi pada citra patch bakteri.

Metode Proposed MicroGraph diarahkan untuk memperbaiki kelemahan baseline Boolean dan SAM. MicroGraph tidak hanya bergantung pada operasi kanal warna, tetapi menggunakan bacilli color score untuk menonjolkan karakteristik warna bakteri. Selain itu, metode ini dilengkapi dengan connected component filtering untuk menghapus objek kecil yang kemungkinan merupakan noise, serta endpoint bridging untuk menyambungkan bagian bakteri yang terputus.

4.3 Implikasi

Implikasi dari penelitian ini adalah bahwa pseudo-anotasi berbasis graf dapat menjadi alternatif untuk merepresentasikan citra patch sputum dahak secara lebih terstruktur. Dengan mengubah pixel bakteri menjadi node dan hubungan ketetanggaan menjadi edge, hasil segmentasi tidak hanya disimpan sebagai mask biner, tetapi juga sebagai graf yang dapat dianalisis menggunakan matriks ketetanggaan. Pendekatan ini berpotensi mempercepat proses anotasi awal, mengurangi ketergantungan pada pelabelan manual, dan menyediakan representasi yang lebih sesuai untuk pengembangan metode berbasis Graph Neural Network. Selain

itu, penggunaan mIoU sebagai metrik evaluasi menunjukkan bahwa penilaian segmentasi objek kecil harus berfokus pada kualitas deteksi objek, bukan hanya akurasi latar belakang. Meskipun demikian, metode ini masih perlu diuji pada dataset yang lebih besar dan lebih bervariasi agar performanya dapat dinilai secara lebih kuat.

4.4 Limitasi

Penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan.

1. Jumlah citra patch yang digunakan masih terbatas, sehingga hasil evaluasi belum dapat sepenuhnya mewakili variasi citra sputum dahak yang lebih luas. Pada kondisi nyata, citra mikroskopis dapat memiliki variasi warna, tingkat pencahayaan, ketebalan apusan, debris, dan artefak yang jauh lebih kompleks. Oleh karena itu, performa MicroGraph masih perlu diuji pada dataset yang lebih besar dan lebih beragam.
2. Metode MicroGraph masih bergantung pada kualitas pembentukan mask awal. Jika warna bakteri tidak cukup kontras terhadap latar belakang, atau jika latar belakang memiliki warna yang mirip dengan bakteri, maka metode dapat menghasilkan false positive atau false negative. Hal ini menunjukkan bahwa proses segmentasi awal masih menjadi tahap yang sangat menentukan kualitas graf yang dihasilkan.
3. Penggunaan bacilli color score masih berbasis aturan warna. Pendekatan ini mudah dipahami dan sesuai untuk citra bakteri yang memiliki karakteristik merah atau ungu, tetapi dapat kurang stabil apabila citra mengalami perubahan pewarnaan, pencahayaan, atau noise. Dengan kata lain, metode ini belum sepenuhnya adaptif terhadap semua kondisi citra mikroskopis.
4. Evaluasi pada penelitian ini masih berfokus pada kualitas segmentasi menggunakan IoU dan mIoU. Meskipun metrik tersebut sesuai untuk menilai kesesuaian mask, penelitian ini belum menguji secara langsung performa graf sebagai input untuk model lanjutan seperti Graph Neural Network. Oleh karena itu, manfaat MicroGraph untuk proses klasifikasi atau deteksi otomatis masih perlu dibuktikan pada penelitian berikutnya.
5. Representasi graf yang digunakan masih berada pada tingkat pixel-level. Pendekatan ini baik untuk menjaga posisi objek dan memungkinkan rekonstruksi mask biner, tetapi dapat menghasilkan jumlah node dan edge yang cukup banyak apabila mask terlalu luas.

Karena itu, diperlukan pengembangan lebih lanjut untuk membuat representasi graf yang tetap ringkas tanpa kehilangan bentuk penting dari bakteri.

Dengan keterbatasan tersebut, penelitian ini lebih tepat diposisikan sebagai tahap awal dalam pengembangan pseudo-anotasi berbasis image-to-graph untuk citra patch sputum dahak. Penelitian lanjutan dapat dilakukan dengan menambah jumlah dataset, melibatkan anotasi ahli sebagai pembanding, menguji pada citra dari berbagai sumber, serta mengintegrasikan graf yang dihasilkan ke dalam model GNN.

4.5 Future Work

Penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menggunakan *dataset patch* yang lebih besar dan lebih bervariasi, serta melibatkan anotasi ahli sebagai ground truth. Selain itu, graf yang dihasilkan oleh *MicroGraph* dapat diuji sebagai input untuk *Graph Neural Network* agar manfaat representasi node dan edge dapat dinilai secara langsung pada proses deteksi bakteri. Pengembangan berikutnya juga dapat difokuskan pada peningkatan segmentasi awal agar lebih tahan terhadap variasi warna, pencahayaan, debris, dan artefak pada citra sputum dahak.

V. PENUTUP

Penelitian ini mengusulkan *MicroGraph* sebagai metode pseudo-anotasi image-to-graph pada citra patch sputum dahak. Pada metode ini, pixel objek bakteri direpresentasikan sebagai node, sedangkan hubungan ketetanggaan antar pixel direpresentasikan sebagai edge dan disimpan dalam bentuk matriks ketetanggaan. Hasil ablasi menunjukkan bahwa metode OR menjadi baseline Boolean terbaik dibandingkan RGB, AND, XOR, dan XNOR. Namun, metode tersebut masih memiliki kelemahan berupa kemungkinan false positive pada latar belakang. SAM juga belum optimal untuk patch bakteri karena cenderung menghasilkan mask yang melebar pada objek kecil dan tipis. Proposed *MicroGraph* diarahkan untuk menghasilkan mask yang lebih terkontrol melalui bacilli color score, connected component filtering, dan endpoint bridging. Dengan demikian, *MicroGraph* dapat menjadi alternatif pseudo-anotasi yang ringan, terstruktur, dan sesuai dengan konsep matematika diskrit untuk citra patch sputum dahak.

LINK GITHUB

<https://github.com/Mirza114/MicroGraph-Pseudo-Annotasi-Image-to-Graph-Pada-Citra-Patch-Sputum-Dahak-git>

ACKNOWLEDGMENT

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Dr. Ir. Rinaldi Munir, M.T. selaku dosen pengampu mata kuliah IF1220 Matematika Diskrit atas arahan, materi, dan kesempatan yang diberikan dalam penyusunan makalah ini. Melalui tugas ini, penulis dapat memahami penerapan konsep Matematika Diskrit, khususnya graf dan matriks ketetanggaan, dalam penyelesaian permasalahan berbasis citra digital.

REFERENCES

- [1] Shit, S., Koner, R., Wittmann, B. and Paetzold, J., 2022. Relationformer: A Unified Framework for Image-to-Graph Generation. arXiv preprint arXiv:2203.10202. Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.10202>.
- [2] [1] C. Prabhakar et al., "Vesselformer: Towards Complete 3D Vessel Graph Generation from Images," in Medical Imaging with Deep Learning, ser. Proceedings of Machine Learning Research, I. Oguz et al., Eds., PMLR, 2024, vol. 227, pp. 320–331. Available: <https://proceedings.mlr.press/v227/prabhakar24a.html>
- [3] Hetang, C., Xue, H., Le, C., Yue, T., Wang, W., & He, Y. (2024). Segment Anything Model for Road Network Graph Extraction. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops. arXiv preprint arXiv:2403.16051. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.16051>
- [4] Yin, P., Li, K., Cao, X., Yao, J., Liu, L., Bai, X., Zhou, F., & Meng, D. (2024). Towards Satellite Image Road Graph Extraction: A Global-Scale Dataset and A Novel Method. arXiv preprint arXiv:2411.16733. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1411.16733>
- [5] Xu, Z., Liu, Y., Sun, Y., Liu, M., & Wang, L. (2023). RNGDet++: Road Network Graph Detection by Transformer with Instance Segmentation and Multi-scale Features Enhancement. IEEE Robotics and Automation Letters, 8(4), 2110–2117. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2209.10150>
- [6] He, S., Bastani, F., Jagwani, S., Alizadeh, M., Balakrishnan, H., Chawla, S., Elshrif, M. M., Madden, S., & Sadeghi, A. (2020). Sat2Graph: Road Graph Extraction through Graph-Tensor Encoding. In A. Vedaldi, H. Bischof, T. Brox, & J. M. Frahm (Eds.), Computer Vision – ECCV 2020, Lecture Notes in Computer Science, 12369, 51–67. Springer. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2007.09547>
- [7] Hayder, Z., & He, X. (2024). DSGG: Dense Relation Transformer for an End-to-end Scene Graph Generation. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). arXiv preprint arXiv:2403.14886. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.14886>
- [8] Im, J., Nam, J., Park, N., Lee, H., & Park, S. (2024). EGTR: Extracting Graph from Transformer for Scene Graph Generation. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). arXiv preprint arXiv:2404.02072. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.02072>
- [9] Ravi, N., Gabeur, V., Hu, Y. T., Hu, R., Ryali, C., Ma, T., Khedr, H., Rädle, R., Rolland, C., Gustafson, L., Mintun, E., Pan, J., Alwala, K. V., Carion, N., Wu, C. Y., Girshick, R., Dollár, P., & Feichtenhofer, C. (2024). SAM 2: Segment Anything in Images and Videos. arXiv preprint arXiv:2408.00714. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.00714>

- [10] Costa, M. G. F. (2025). DDS1 - Dataset of patch images derived from sputum smear microscopy images for the development of bacillus detection methods. Figshare. <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.27209667>

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa makalah yang saya tulis ini adalah tulisan saya sendiri, bukan saduran, atau terjemahan dari makalah orang lain, dan bukan plagiasi.

Bandung, 1 Juni 2025



Mirza Tsabita W.
13524114