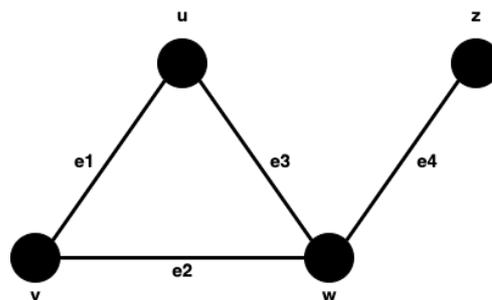


BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Teori Graph

Dalam matematika, teori Graph adalah studi tentang Graph, merupakan struktur matematika yang digunakan untuk memodelkan sekumpulan objek dan sekumpulan relasi yang menggambarkan hubungan berpasangan antar objek. Sebagai sebuah struktur, Graph dilambangkan dengan huruf H terdiri dari himpunan terbatas yang tidak kosong dari objek-objek (elemen) yang disebut simpul dilambangkan dengan $V(H)$, dan himpunan terbatas hubungan antar simpul yang disebut tepi dan dilambangkan dengan $E(H)$. Selanjutnya Graph dapat ditulis dengan notasi $H = (V, E)$. Gambar II.1 merepresentasikan Graph dengan himpunan simpul $V = \{u, v, w, z\}$ dengan himpunan tepi $E = \{e1, e2, e3, e4\}$ yang juga dapat ditulis $E = \{uv, vw, wu, wz\}$.

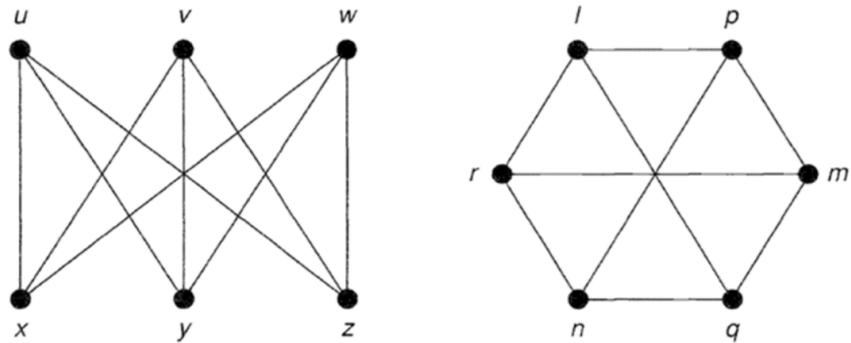


Gambar 2. 1

Beberapa literatur bahasan teori Graph tidak standar sebab penulisnya memiliki properti sendiri (Wilson, 1996). Namun, secara umum ada beberapa istilah dasar tentang Graph yaitu:

1. Graph Isomorfik. Dua Graph $G1$ dan $G2$ bersifat isomorfik jika terdapat korespondensi satu-satu di antara simpul dari $G1$ dan simpul dari $G2$ sedemikian rupa sehingga sisi yang menghubungkan dua simpul dari $G1$

sama dengan sisi yang bergabung dengan simpul yang sesuai dari G_2 . Dengan kata lain, Graph isomorfik adalah Graph yang memiliki kesamaan, akan tetapi secara geometri berbeda. Gambar II.2 merepresentasikan dua buah Graph yang isomorfik dengan korespondensi pada simpul $u \leftrightarrow l, v \leftrightarrow m, w \leftrightarrow n, x \leftrightarrow p, y \leftrightarrow q, z \leftrightarrow r$.



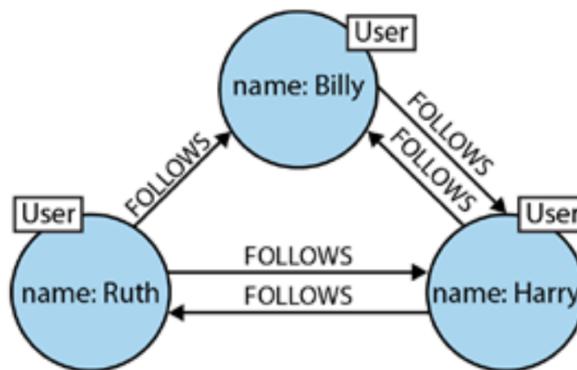
Gambar 2. 2

2. Graph berarah (directed graph) dan Graph tidak berarah (undirected graph). Suatu Graph H disebut Graph berarah jika hubungan dua simpul pada H bersifat tidak sama ($uv \neq vu$). Sedangkan jika $uv = vu$ maka H dikatakan Graph tidak berarah.
3. Graph berbobot (Weighted Graph). Sebuah Graph H dikatakan Graph berbobot jika simpul atau sisi pada G memiliki informasi yang disebut atribut. Informasi ini dapat berupa label atau berupa harga (bobot). Misalnya, bobot tepi yang menghubungkan simpul kota A dengan kota B memiliki atribut jarak = 20 Km yang menyatakan atribut jarak dari simpul A ke simpul B memiliki bobot (nilai) 20 Km.

2.2 Graph Properties dan Basis Data Graph

Secara formal telah dijelaskan sebelumnya bahwa Graph adalah struktur yang berisi kumpulan simpul dan tepi. Struktur ini memungkinkan untuk memodelkan semua jenis skenario seperti sistem jalan raya, kesehatan, populasi penduduk dan lain-

lain. Misalnya, data sosial media twitter dengan mudah direpresentasikan sebagai Graph. Pada Gambar II.3 dapat dilihat Graph kecil pengguna Twitter. Setiap simpul diberi label pengguna, yang menunjukkan perannya pada Graph. Simpul ini kemudian dihubungkan dengan tepi, yang dapat menggambarkan konteks semantik pada Graph: yaitu; bahwa Billy mengikuti Harry dan kemudian Harry juga mengikuti Billy. Ruth dan Harry juga saling mengikuti satu sama lain, akan tapi terdapat suatu keadaan bahwa Ruth mengikuti Billy, Billy belum membalas (Robinson, 2015).



Gambar 2. 3

Perkembangan pesat teknologi informasi saat ini menyebabkan analisis Graph menjadi pendekatan yang sangat berkembang, sehingga struktur Graph sangat diperlukan untuk memodelkan struktur informasi yang kompleks. Secara teknologi penggunaan Graph dikelompokkan menjadi :

1. Teknologi yang digunakan terutama untuk persistensi Graph transaksional secara daring, biasanya diakses langsung dalam waktu nyata dari aplikasi, teknologi ini disebut Basis Data Graph (Graph Database). Basis data ini setara dengan pemrosesan transaksi daring pada basis data relasional sehingga basis data ini juga dikenal dengan Online Transactional Processing (OLTP) Databases.

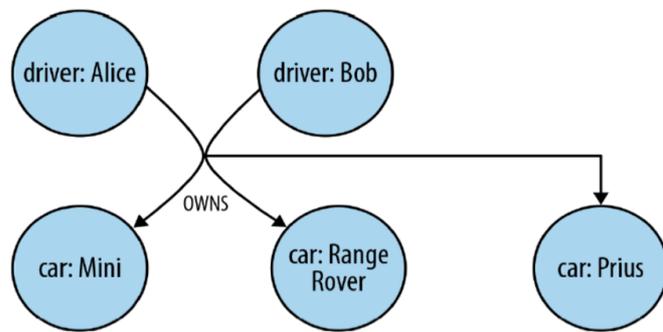
2. Teknologi yang digunakan terutama untuk analitik Graph secara offline, biasanya dilakukan sebagai rangkaian operasi pembuatan prototipe atau desain yang disebut Mesin Komputasi Graph. Teknologi ini berada dalam kategori yang sama dengan teknologi lain untuk analisis data secara massal, seperti penambangan data (data mining) dan pemrosesan analitik daring yang dikenal dengan OLAP (Online Analytical Processing).

Dari uraian di atas, operasi manajemen basis data Graph yang selanjutnya disebut basis data Graph adalah operasi manajemen basis data daring dengan metode Buat (Create), Baca (Read), Perbaharui (Update), dan Hapus (Delete) yang disingkat CRUD, yang digunakan untuk mengelola model data Graph. Basis data Graph umumnya dibuat untuk digunakan dengan operasi transaksional (OLTP). Karenanya, basis data ini dapat mengoptimalkan kinerja transaksi dan direkrut dengan integritas transaksional dan ketersediaan operasional (Robinson, 2015).

Basis data Graph tidak terlalu bergantung pada indeks karena Graph itu sendiri memberikan indeks kedekatan berdasarkan relasi. Dalam basis data Graph, relasi yang dikaitkan pada sebuah simpul secara alami memberikan koneksi langsung ke simpul terkait dari simpul yang diinginkan. Kueri Graph menggunakan lokalitas ini untuk melintasi jalur pada data Graph dengan mencari pointer (penunjuk) yang mengarah pada simpul yang dicari. Operasi ini dapat dilakukan dengan sangat efisien, traversal pada Graph dapat melintasi jutaan simpul per detik. Selain mengadopsi pendekatan khusus untuk penyimpanan dan pemrosesan, basis data Graph juga mengadopsi model data tertentu. Ada beberapa model data Graph yang dapat digunakan untuk memodelkan data pada basis data Graph :

1. Model HiperGraph adalah model data pada basis data berorientasi objek yang merupakan generalisasi Graph berarah (directed graph) di mana pengertian tepi (edge) diperluas menjadi hyperedge yang menghubungkan sekumpulan simpul yang berubah-ubah (Angles dan Gutierrez, 2008).

Hypergraphs bisa bermanfaat pada domain yang sebagian besar terdiri dari hubungan banyak-ke-banyak. Misalnya, dalam Gambar II.4 mempresentasikan bahwa Alice dan Bob adalah pemilik tiga kendaraan. Model data Graph ini direpresentasikan dengan satu hyperedge yang memiliki atribut OWNS yaitu label yang dimiliki oleh semua sisi pada Graph sebagai identifikasi kepemilikan kendaraan (car).

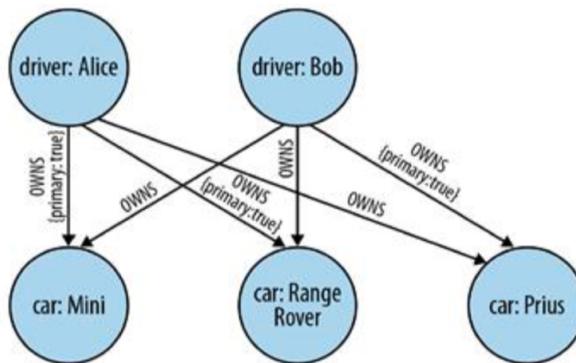


Gambar 2. 4

Meskipun dalam teori hypergraphs menghasilkan model yang akurat dan kaya informasi, dalam praktiknya model ini melewatkan beberapa detail informasi saat data dimodelkan (Robinson, 2015).

Model Graph properti adalah model Graph yang terdiri dari simpul, tepi dan properti. Properti adalah pasangan nama properti dan nilai properti yang dimiliki oleh sebuah simpul atau sisi. Pasangan nilai ini berbentuk nama properti dan nilai properti. Untuk menggambarkan hypergraphs, model Graph properti pada Gambar II.5 menjelaskan bahwa simpul pada Graph yang memiliki label properti driver memiliki dua nilai properti yaitu “Bob” dan “Alice” sehingga Graph memiliki dua simpul yang memiliki label properti driver, sedang properti car pada simpul Graph memiliki tiga nilai properti berbeda yaitu “Mini”, “Range Rover” dan “Prius” sehingga simpul yang memiliki label properti car ada tiga simpul. Jika dimodelkan menggunakan Graph properti nampak bahwa model ini membutuhkan

beberapa sisi tambahan dengan properti OWNS untuk mengekspresikan satu hyperedge pada hypergraphs.



Gambar 2. 5

Dengan menambahkan properti ke relasi yang relevan dan spesifik, Graph properti adalah suatu pemodelan data yang spesifik untuk informasi semantik yang tidak dapat dilakukan dengan satu hyperedge. Secara umum Graph properti memiliki beberapa karakteristik: berupa himpunan simpul dan tepi, simpul memiliki properti (pasangan nilai kunci), simpul dapat diberi label dengan satu atau lebih label, relasi (tepi) diberi nama dan diarahkan (Graph berarah), selalu memiliki simpul awal dan akhir, serta tepi juga bisa memiliki properti. Selanjutnya Graph properti secara umum disebut Labelled Property Graphs (LPG) yang ditulis dengan notasi $G = (V, E, P)$, dengan P adalah himpunan dari atribut-atribut pada Graph yang dinotasikan dengan $P(G)$.

2. Model Triple adalah berasal dari perkembangan situs web semantik yaitu merujuk kepada teknik yang memungkinkan konten pada laman untuk dapat lebih dimengerti oleh mesin melalui standar yang ditetapkan oleh W3C (World Wide Web Consortium). Standar pertukaran data pada situs web semantik adalah The Resource Description Framework (RDF) yaitu model standar untuk pertukaran data pada situs web. RDF memiliki fitur

yang memfasilitasi penggabungan data meskipun skema yang mendasarinya berbeda, dan secara khusus mendukung evolusi skema dari waktu ke waktu tanpa memerlukan semua data konsumen untuk diubah. Dalam RDF, data dihubungkan melalui struktur subjek-predikat-objek, subjek adalah simpul, predikatnya adalah tepi dan objeknya adalah simpul lain atau literal (Albertus Donkers dkk., 2020).

Triple RDF dan LPG memiliki dua perbedaan mendasar: (1) Simpul dan tepi pada RDF tidak dapat menampung properti, sedangkan pada LPG simpul dan tepinya dapat menampung properti. (2) RDF sering kali berbasis indeks dan skema, sedangkan LPG tidak, karena RDF kekurangan struktur internal, properti simpul hanya dapat representasikan dengan menambahkan simpul atau literal baru. Dibandingkan dengan RDF, LPG lebih kompak, karena properti entitas disimpan dalam simpul atau tepi (Albertus Donkers dkk., 2020).

Selain dua perbedaan di atas Triple RDF sebagai model data dapat menyediakan kumpulan data yang kaya secara massal namun secara individu penalaran semantik Triple RDF agak buruk serta dengan berbasis skema dan indeks dapat menyebabkan kinerja kueri traversal menurun (Robinson, 2015).

2.3 Computer Vision

Deteksi Objek Bergerak dengan Computer Vision Terminologi lain yang berkaitan erat dengan pengolahan citra digital adalah computer vision atau machine computer. Pada hakikatnya, computer vision mencoba meniru cara kerja visual manusia (human vision). Human vision sesungguhnya sangat kompleks, manusia melihat objek dengan indera penglihatan (mata) lalu objek citra diteruskan ke otak untuk diinterpretasi sehingga manusia mengerti objek apa yang tampak dalam pandangan matanya. Proses dalam computer vision dibagi dalam 3 (tiga) aktivitas :

1. Memperoleh atau mengakuisisi citra digital, proses ini bisa disebut juga sebagai proses image preprocessing.

2. Melakukan teknik komputasi untuk memproses atau memodifikasi data citra berupa pixel.

3. Menganalisis dan menginterpretasi citra menggunakan hasil pemrosesan untuk tujuan tertentu, misalnya memandu robot, mengontrol peralatan, memantau manufaktur, dan lain-lain. Deteksi objek yang kuat dan cepat merupakan tantangan besar dalam bidang computer vision. Deteksi yang kuat dan cepat memiliki dua fitur utama yaitu eksekusi paralel hibrida dan metode skala gambar. Eksekusi paralel hibrida mengeksplorasi penggolongan struktur cascade, pengklasifikasian yang terletak pada cascade lebih sering digunakan daripada pengklasifikasian berikutnya.

2.3.1 Emgu CV

Emgu CV adalah wrapper .Net untuk OpenCV. Dengan EmguCV, fungsi-fungsi dalam OpenCV bisa dipanggil melalui bahasa pemrograman yang compatible dengan .NET seperti C#, VB, dan VC++. Selain itu, Emgu CV juga cross platform sehingga dapat di-compile lewat Mono dan dijalankan di atas sistem operasi Linux atau Mac OS.

Dari pengertian diatas telah diberikan deskripsi dari kedua *open source* tersebut. OpenCV merupakan *library* yang cukup terkenal di dunia *Computer Vision*. *Computer Vision* adalah salah satu bidang di teknologi informasi yang focus pada proses *images* atau gambar yang diperoleh dari dunia nyata untuk diekstrak dan diinterpretasikan informasinya. Untuk mempermudah *developer* dalam mengembangkan aplikasi yang menggunakan teknologi *computer vision*, digunakanlah *library* seperti VXL, Camellia, OpenCV, dan lainnya

2.3.2 Open CV

OpenCV (Open Source Computer Vision) adalah library dari fungsi pemrograman untuk realtime visi komputer . OpenCV menggunakan lisensi BSD dan bersifat gratis baik untuk penggunaan akademis maupun komersial. OpenCV dapat digunakan dalam bahasa pemrograman C, C++, Python, Java, dan sebagainya. OpenCV dapat digunakan pada sistem operasi Windows, Linux, Android, iOS dan Mac OS. OpenCV memiliki lebih dari 2500 algoritma yang telah dioptimalkan.

2.3.3 Citra

Pengertian citra secara umum adalah merupakan suatu gambar, foto ataupun berbagai tampilan dua dimensi yang menggambarkan suatu visualisasi objek. Citra dapat diwujudkan dalam bentuk tercetak ataupun digital. Citra digital adalah larik angka-angka secara dua dimensional. Citra digital tersimpan dalam suatu bentuk larik (array) angka digital yang merupakan hasil kuantifikasi dari tingkat kecerahan masing-masing piksel penyusun citra tersebut. Ditinjau dari sudut pandang matematis, citra merupakan fungsi menerus (continue) dari intensitas cahaya pada bidang dwimatra. Sumber cahaya menerangi objek, objek memantulkan kembali sebagian dari berkas cahaya tersebut. Pantulan cahaya ini ditangkap oleh alat-alat optik, misalnya mata pada manusia, kamera, scanner dan lain sebagainya sehingga bayangan objek yang disebut citra tersebut terekam [1]. Citra digital yang tersimpan dalam larik dua dimensi tersusun atas unsur-unsur kecil yang disebut dengan piksel. Masing-masing piksel terkait secara spasial dengan area di permukaan bumi. Struktur array ini tersusun dalam baris horisontal yang disebut baris (lines) dan kolom vertikal (samples). Masing-masing piksel dalam raster citra menyimpan nilai tingkat kecerahan piksel yang diwujudkan sebagai suatu angka digital. Susunan piksel dalam struktur array citra digital yang tersebut disebut dengan data raster. Sebagai suatu susunan dari angka digital, beberapa bentuk operasi matematis dapat diberlakukan terhadap citra digital tersebut.

2.3.4 Pixel, Resolusi, Intensitas

Suatu gambar yang ada di dalam komputer sesungguhnya adalah kumpulan dari ribuan titik yang sangat kecil dan tiap-tiap titik tersebut memiliki warna tertentu. Kotak-kotak kecil itulah yang disebut pixel, ukuran suatu citra dinyatakan dalam titik atau pixel. Setiap pixel mempunyai satu warna dan bergabung dengan pixel-pixel lainnya sehingga membentuk suatu pola dan menghasilkan gambar. Jumlah pixel per daerahnya disebut dengan resolusi. Resolusi itulah yang menentukan kualitas dari gambar. Jika suatu gambar diperbesar, maka resolusi gambar akan menjadi kecil dan gambar menjadi tidak tajam. Semakin tinggi resolusi gambar, maka akan semakin tinggi kemampuan perbesarannya. Pixel yang membentuk suatu gambar memiliki warna-warna tertentu. Jumlah warna yang dimiliki suatu gambar disebut intensitas. Intensitas gambar mempunyai beberapa jenis istilah yaitu 256 warna, high color, 16 juta warna (true color), gradasi abu-abu (grayscale), dan hitam-putih (black & white). Semakin banyak jumlah warna dalam suatu gambar maka akan semakin bagus. Jumlah warna maksimum dari gambar dapat dilihat dari jenis (ekstensi) filenya. File gambar berekstensi .jpg memiliki jumlah warna maksimum 16 juta warna, file gambar berekstensi .gif memiliki jumlah warna maksimum 256 warna.

2.3.5 Pelacakan objek (*Objek Tracking*)

Tracking secara harfiah memiliki arti mengikuti jalan, atau dalam arti bebasnya ialah suatu kegiatan untuk mengikuti jejak suatu objek. Sistem pelacakan adalah suatu sistem yang mampu melacak atau mencari suatu hal dengan memberikan informasi tentang hal tersebut. Dalam bidang pengolahan citra teknik pelacakan sering kali diimplementasikan guna membantu kegiatan manusia dimana diperlukannya suatu sistem yang mampu melacak objek secara otomatis. Beberapa faktor yang sering kali mengganggu pelacakan objek adalah sebagai berikut.

1. Hilangnya informasi dikarenakan proyeksi 3 dimensi dalam citra 2 dimensi.
2. Noise pada citra.
3. Nonrigid atau artikulasi alami pada objek.

4. Objek terhalang suatu benda.
5. Bentuk objek yang rumit.
6. Perubahan drastis pencahayaan.
7. Persyaratan pengolahan secara Real-Time. Pada dasarnya teknik pelacakan objek memerlukan suatu fitur pada objek yang ingin dilacak yang akan menjadi suatu acuan pelacakan.

2.4 Penjejakan Objek

Penjejakan objek pada citra dinamis adalah proses menemukan objek bergerak dari waktu ke waktu menggunakan kamera atau video. Penjejakan visual adalah topik penelitian penting dan merupakan perluasan pemahaman *scene* dan pengenalan pola. Dengan menentukan status awal target yang dijejaki lokasi dan posisi pada area visual dalam urutan citra pada video, algoritma penjejakan diharapkan secara otomatis mendapatkan status objek dalam urutan berikutnya.

Pada aplikasinya, penjejakan memiliki berbagai kegunaan, beberapa di antaranya adalah interaksi manusia-komputer, keamanan dan pengawasan, komunikasi dan kompresi video, *augmented reality*, kontrol lalu lintas, pencitraan medis, *robotic* dan lain-lain.

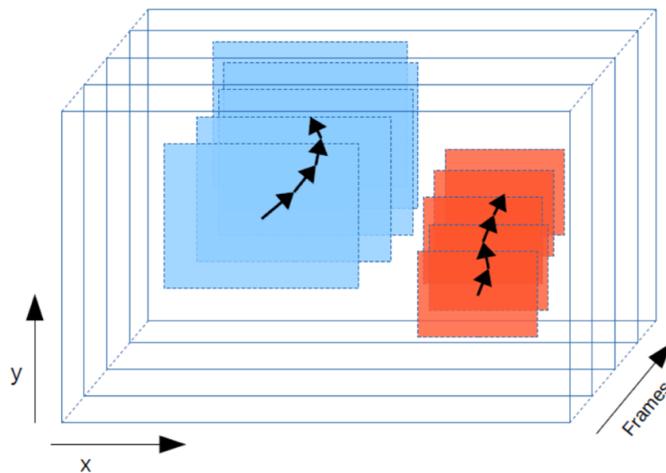
Berkembangnya aplikasi penjejakan memicu terus meningkatnya performa algoritma penjejakan. Penjejakan dengan menggabungkan metode pendeteksi objek menurut Bochinski dkk., (2017) penjejakan dengan deteksi saat diaplikasikan menghasilkan kinerja yang terbatas dan deteksi objek yang terlewat pada *frame* tertentu karena deteksi selalu diproses *frame* per *frame*. Untuk mengatasi hal tersebut metode penjejakan IOU (*Intersection Over Union*) memiliki asumsi (1) setiap proses penjejakan yang menggunakan pendeteksi objek, sistem pendeteksi akan melakukan deteksi setiap *frame* yang diproses untuk objek yang dilacak; (2) setiap objek yang terdeteksi memiliki kotak pembatas area yang berurutan dan saling tumpang tindih

(*Intersection Over Union*). Dengan asumsi tersebut, menghitung luasan area tumpang tindihnya kotak pembatas target yang dijejaki dengan menggunakan persamaan:

$$IOU(a, b) = \frac{Area(a) \cap Area(b)}{Area(a) \cup Area(b)}$$

Gambar 2. 6

prinsip dasar dari penjejakan IOU adalah mengasosiasikan pendeteksian dengan nilai IOU terbesar pada *frame* berikutnya, sampai σ_{IOU} (ambang batas) ditemukan serta memulai penjejakan baru diilustrasikan Gambar 2.6



Gambar 2. 7 Prinsip dasar penjejakan IOU, penjejakan dilakukan hanya dengan mengaitkan deteksi dengan tumpang tindih area spasial target antar *frame* (Bochinski dkk., 2017)

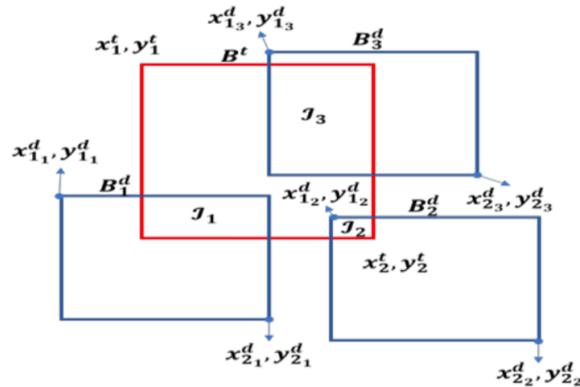
(Bochinski dkk., 2017) menyusun algoritma IOU sebagai berikut:

Algorithm 3a IOU Tracker (Bochinski dkk., 2017)

```
1 Input:  
   $D = \{D_0, D_1, \dots, D_{r-1}\} =$   
   $\{\{d_0, d_1, \dots, d_{N-1}\}, \{d_0, d_1, \dots, d_{N-1}\}, \dots\}$   
2 Initialize:  
   $T_a = \emptyset, T_f = \emptyset$   
   $D = \{\{d_i | d_i \in D_j, d_i \geq \sigma_t\} | D_j \in D\}$   
3 for  $f=0$  to  $F$ :  
4   for  $t_i \in T_a$ :  
5      $d_{best} = d_j$  where  $\max_{d_j \in D_f} IOU(d_j, t_i)$   
6     if  $IOU(d_{best}, t_i) \geq \sigma_{best}$   
7       add  $d_{best}$  to  $t_i$   
8       remove  $d_{best}$  from  $D_f$   
9     else  
10      if  $highest\_score(t_i) \geq \sigma_h$  and  $len(t_i) \geq t_{min}$   
11        add  $t_i$  to  $T_f$   
12        remove  $t_i$  to  $T_a$   
13   for  $d_j \in D_t$   
14     start new tract  $t$  with  $d_i$  and insert to  $T_a$   
15 for  $t_j \in T_a$   
16   if  $highest\_score(t_i) \geq \sigma_h$  and  $len(t_i) \geq t_{min}$   
17     add  $t_i$  to  $T_f$   
18 return  $T_f$ 
```

Implementasi IOU (Intersection Over Union) pada penjejakan memiliki kecepatan yang sangat baik, dengan menemukan kotak pembatas pada frame terkini yang beririsan dengan kotak pembatas berikutnya akan dihitung nilai irisan terbesar, dan diyakini sebagai objek terjejak.

Pada kompleksitas sebaran objek yang rumit, penjejakan objek pada scene menggunakan IOU mengalami penurunan akurasi saat ada objek yang mengintervensi target sehingga terjadi oklusi (terhalang) pada objek yang dijejaki terhalang oleh objek lain.



Gambar 2. 8

Untuk mendukung klaim Bochinski dkk., (2017) bahwa informasi pada algoritma deteksi dapat menurunkan kinerja algoritma penjejakan sekaligus memberikan solusi penggunaan informasi objek, maka informasi digunakan melalui graf observasi (G_{obs}).

Modifikasi algoritma IOU yang dilakukan pada tahap ini adalah:

1. Menggunakan informasi yang ada pada graf observasi ($P_{obs}(V_{obs})$) dengan menyimpan properti pada simpul target (simpul BBOX pada G_{obs}) sebagai data temporal dari area kelas objek yang dijejaki dengan $B^d = P_{obs}(V_{obs})$
2. Mendefinisikan $G1 = G_{obs}^{t-1}$ sebagai parameter yang digunakan untuk melakukan identifikasi bahwa area objek yang dijejaki (B^t) tidak terdeteksi, dalam hal ini kondisi terjadi pada saat $G1 \cap G_{obs} \neq \emptyset$, sehingga pemutakhiran target menggunakan $B^t = B^d$.
3. Mengembangkan algoritma baru yang dapat mengatasi masalah penurunan akurasi penjejakan dikarenakan pendeteksian objek menurun.

Selanjutnya melakukan modifikasi terhadap algoritma IOU sebagai berikut:

Algorithm 3b ST-Graph Tracker

```
1: Input:  $B^d = \{B_1^d, B_2^d, \dots, B_{ft-1}^d\} = \{\{d_0, d_1, \dots, d_{N-1}\}, \{d_0, d_1, \dots, d_{N-1}\}, \dots\} = G_{obs}(P_v(BBOX))$ 
2: Output:  $B^t$ 
3:   Set  $ft = 0, G2 = null, G1 = G_{obs}, B^t = G1(P_v(BBOX)), T = null$ 
4:   for each ( $B^d \neq null$ )  $\wedge (ft \geq 0) \wedge (x_2^t > x_1^t \wedge (y_2^t > y_1^t))$  :
       $B^t: L^t = (x_2^t - x_1^t)X(y_2^t - y_1^t)$ 
5:     for each ( $G1(P_v = \{name: object_1, name: object_2, \dots, name: object_N\})$ )
       $B_i^d: L_i^d = (x_{2_i}^d - x_{1_i}^d)X(y_{2_i}^d - y_{1_i}^d)$ 
      //temukan koordinat irisan  $J_i$  antara kedua area  $B^t$  dan  $B_i^d$ 
       $x_{1_i}^j = \max(\{x_1^t, x_{1_i}^d\}), x_{2_i}^j = \min(\{x_2^t, x_{2_i}^d\})$ 
       $y_1^j = \max(\{y_1^t, y_{1_i}^d\}), y_2^j = \min(\{y_2^t, y_{2_i}^d\})$ 
      //hitung luasan area irisan
       $J_i: L^j = (x_{2_i}^j - x_{1_i}^j)X(y_{2_i}^j - y_{1_i}^j)$ 
6:       If  $L^j > 0$  :  $J_i = L^j$  else  $J_i = 0$ 
7:       If  $G_{obs} \cap G1 \neq \emptyset$  :
          $B^t = B_{indeks}^d$ 
8:       Else :
          $U_i = L^t + L_i^d - J_i$ 
          $indeks = \operatorname{argmax}(\frac{J_i}{U_i})$ 
          $IoU = \max(\frac{J_i}{U_i})$ 
          $B^t = B_{indeks}^d$ 
9:       Add  $B^t$  to  $T$ 
11:      Add Label  $G1(P_e(e_{indeks}(object, BBOX) = ft))$ 
12:      Add  $G1$  to  $G2$ 
       $ft++$ 
       $G_{obs} = \mathbf{Detect}(ft)$ 
       $G1 = G_{obs}$ 
13: Return  $B^t$ 
```

Gambar 2. 9

2.5 Graph Spatial Temporal

Graph adalah struktur model yang mewakili himpunan simpul dan himpunan tepi. Representasi Graph yang ada saat ini menggambarkan roper yang kompleks. Graph merupakan model yang banyak digunakan, sehingga perkembangannya menyebabkan pendekatan Graph baru yang muncul dan hal ini menyebabkan model Graph akan memiliki tambahan informasi. Misalnya, pada sebuah Graph mewakili sekumpulan kota ($C1, C2, \dots, CN$) dan jalan (E) yang tersedia dari masing-masing kota lain, informasi tambahan yang mungkin muncul dari sebuah relasi ($C1, C2$) seperti

waktu rata-rata yang dibutuhkan untuk berkendara dari kota $C1$ ke kota $C2$. Pada Gambar II.6 adalah Graph G yang memvisualisasikan hubungan antara kota $C1$ dengan kota $C2$ memiliki rata-rata waktu tempuh 20 menit. Struktur Graph ini adalah Graph berarah yang memiliki label pada sisinya dan juga disebut Graph statis yang menggambarkan hubungan kota $C1$ dengan kota $C2$.

Menurut Othon Michail, (2016) Graph temporal adalah Graph berarah $G = (V, E)$ dengan setiap sisi $e \in E$ diberi label dengan nol atau bilangan asli. Label bisa sesuai dengan detik, hari, tahun, atau ukuran diskrit dari waktu. Ada beberapa cara pemodelan Graph temporal diskrit formal, salah satunya adalah dengan mempertimbangkan Graph statis yang mendasari $G = (V, E)$ roper dengan label: $\lambda: E \rightarrow 2^N$ dari G yang memetakan ke setiap tepi dari G (mungkin kosong) yang disebut label. Kemudian Graph temporal G dengan diidentifikasi notasi λ dilambangkan dengan $\lambda(G)$. Notasi ini sangat berguna roper seseorang ingin secara eksplisit merujuk dan mempelajari roper property label Graph temporal. Misalnya, multiset semua label dari $\lambda(G)$ dapat dilambangkan dengan $\lambda(E)$, kardinalitasnya didefinisikan sebagai $|\lambda| = \sum_{e \in E} |\lambda(e)|$, dan label maksimum dan minimum yang dipetakan ke seluruh Graph temporal sebagai $\lambda_{max} = \max\{l \in \lambda(E)\}$ dan $\lambda_{min} = \min\{l \in \lambda(E)\}$. Selain itu, juga didefinisikan masa hidup dari Graph temporal $\lambda(G)$ dengan notasi $\alpha(\lambda) = \lambda_{max} - \lambda_{min} + 1$ (Michail, 2016).

2.6 Algoritma Intersection Over Union (IOU)

Metode IOU didasarkan pada asumsi bahwa detektor menghasilkan deteksi per frame untuk setiap objek yang akan dilacak, yaitu tidak ada atau hanya sedikit "celah" dalam deteksi. Selanjutnya, kami berasumsi bahwa deteksi objek dalam frame berurutan memiliki IOU (intersection-over-union) tumpang tindih yang sangat tinggi yang biasanya terjadi saat menggunakan \cap bingkai yang cukup tinggi.

$$IOU(a, b) = \frac{\text{luas}(a) \cup \text{Luas}(b)}{\text{luas}(a) + \text{Luas}(b)}$$

Gambar 2. 10 Algoritma IOU

Prinsip IOU tracker dengan deteksi akurasi tinggi pada frame rate tinggi, pelacakan dapat dilakukan hanya dengan mengaitkan deteksi dengan tumpang tindih special diantara langkah waktu. (Erik Bochinski,dkk., 2017).

2.7 YOLO

Neural Network YOLO mirip dengan model CNN. Fitur yang diberikan kepada YOLO akan melalui 24 konvolusi, 4 max pooling dan 2 fully connected layer untuk mendapatkan grid yang mengandung nilai untuk diklasifikasi dan diregresi. Activation function yang digunakan pada layer terakhir adalah linear activation function, sedangkan pada layer lainnya menggunakan leaky ReLU.

Setelah mendapatkan grid-grid yang dihasilkan dari konvolusi, classification akan dilakukan diawali dengan melakukan perkalian antara confidence score tiap bounding box dengan semua class score pada grid-nya sehingga mendapatkan $S \times S \times 2$ tensor. Kemudian mengubah nilai class dari setiap grid yang lebih rendah dari nilai threshold yang telah ditentukan menjadi 0. NMS akan dilakukan untuk mencari redundant boxes (2 atau lebih bounding box yang mengandung 1 objek yang sama) dan kemudian score untuk class tersebut akan diubah menjadi 0. Dan nilai class tertinggi akan menjadi class pada bounding box tersebut.

2.8 Graph Database

Pada graph database, data dimodelkan dalam nodes dan hubungan antar data menggunakan edges. Hal tersebut berbeda dengan basis data relasional yang menghubungkan data menggunakan kunci. Setiap node pada graph database, secara internal, memiliki penghubung ke node yang lain ataupun ke sekelompok graph lain

atau sub graph. Graph database memiliki sistem manajemen basis data yang hampir sama dengan basis data relasional. Manajemen basis data Graph memiliki tata cara dalam Create, Read, Update dan Delete (CRUD) yang menampakkan mode data graph. Beberapa graph database pun mendukung transactional processing (OLTP).

2.9 Penelitian Terkait

Tabel 2. 1 Penelitian Terkait Penulisan

No	Peneliti	Masalah	Solusi	Hasil
1	Junita Sri Wisna H1,* , Tekad Matulatan2 , Nurul Hayaty. Deteksi Kendaraan Secara Real Time Menggunakan Metode YOLO Berbasis Android. (2020)	Aktivitas yang seringkali terjadi di jalan raya yang melibatkan kendaraan-kendaraan, baik dalam kuantitas yang banyak maupun sedikit memiliki permasalahan salah satunya adalah masalah kemacetan akibat memadatnya kuantitas kendaraan yang berada di jalan raya. Selain itu, ada pula masalah yang sering ditimbulkan ialah kurangnya ketertiban dan penggunaan jalur yang tidak pada tempatnya, misalnya	Pada penelitian ini dengan adanya Aplikasi Deteksi Kendaraan Secara Real-Time yang bertujuan untuk melakukan pendeteksian kendaraan di jalan raya akan menggunakan metode YOLO sebagai detektor dan untuk pengambilan data latih serta pengujiannya menggunakan android sedangkan untuk implementasinya	Berdasarkan pengujian dengan empat trained model tersebut, hasil yang didapat menunjukkan bahwa jumlah step berpengaruh terhadap penurunan frekuensi kemunculan bounding box yang tidak relevan dengan objek.

		seperti kendaraan yang masuk ke jalur yang tidak diperuntukkan bagi kendaraan tersebut. Oleh karena itu, pendeteksian kendaraan dapat digunakan untuk membantu memantau kondisi jalan raya dan memantau pelanggaran pada penggunaan jalur khusus.	menggunakan kamera pemantau lalu lintas di jalan raya	
2	<i>High-Speed Tracking-by-Detection Without Using Image Information</i>	Tingginya jumlah kecelakaan lalu lintas selalu menyita perhatian masyarakat. Sebab, kecelakaan lalu lintas terus merenggut korban jiwa serta menyebabkan kerugian finansial dan dapat memengaruhi psikologis korban. Menurut data POLRI, terdapat 107.500 kecelakaan lalu lintas sepanjang tahun 2019.	Dibutuhkan sebuah sistem teknologi informasi yang mampu mengawasi aktivitas lalu lintas selama 24 jam sangat dibutuhkan. Sistem ini diharapkan mampu mendeteksi pelanggaran yang dilakukan oleh pengendara mobil dan sepeda motor	Berdasarkan temuan ini, penulis menilai bahwa CNN dan YOLOv3 dapat digunakan pada penelitian "Sistem Pendeteksi Pelanggaran Lalu Lintas Berbasis Deep Learning" karena kemampuan deteksi serta akurasi yang tinggi. Objek helm, motor, mobil, dan

		Angka ini merupakan peningkatan 3% dari 2018, yakni sebanyak 103.672 kecelakaan		zebra cross juga dapat dijadikan parameter yang bisa digunakan untuk deteksi pelanggaran pada lalu lintas.
3	Reni Rahmadewi , Vita Efelina , Endah Purwanti Identifikasi jenis tumbuhan menggunakan citra daun berbasis jaringan saraf tiruan (artificial neural networks)	Perkembangan teknologi untuk teknik pengolahan citra juga berkembang pesat. Berbagai teknik dikembangkan untuk mempermudah pekerjaan manusia, baik sebagai pengolah citra, analisis citra maupun pengguna citra untuk berbagai tujuan dan keperluan. Proses pengenalan daun untuk klasifikasi spesies tanaman adalah suatu permasalahan yang tidak dapat diselesaikan hanya dengan melalui algoritma saja, tetapi harus melalui proses pembelajaran yang panjang	Penelitian mengenai identifikasi pada suatu citra sudah lama dikembangkan, salah satunya dengan membedakan tekstur pada citra tersebut. Tekstur citra dapat dibedakan oleh kerapatan, keteraturan, keseragaman, dan kekasaran karena komputer tidak dapat membedakan tekstur seperti halnya penglihatan manusia, maka digunakan analisis tekstur untuk mengetahui pola dari suatu citra digital. Analisis tekstur akan	Dalam identifikasi jenis tumbuhan menggunakan JST algoritma yang dipakai merupakan back propagation. Jaringan saraf tiruan harus melakukan proses pelatihan terlebih dahulu sebelum dilakukan proses uji dengan jumlah epoch kali ini maksimal 1000 iterasi. Pengolahan citra menggunakan 4 jenis daun dengan total sampel 16 citra daun dengan bentuk daun yang berbeda-beda. Hasil pengujian

			menghasilkan nilai dari ciri atau karakteristik tekstur yang kemudian dapat diolah komputer untuk proses klasifikasi	membuktikan bahwa identifikasi jenis daun pada percobaan ini berhasil dan terdeteksi dengan persentase sebesar 93,75%sedangkan 6,4% dinyatakan tidak berhasil terdeteksi.
--	--	--	--	---