

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Penelitian Terdahulu**

Penelitian terdahulu memuat pembahasan tentang penelitian serupa atau mirip yang telah dilakukan terdahulu dengan tujuan untuk membedakan dengan penelitian terdahulu ataupun menyempurnakan penelitian terdahulu sehingga dapat ditemukan keterbaruan penelitian. Kajian penelitian terdahulu dapat diambil dari jurnal ilmiah, laporan hasil penelitian, skripsi atau referensi lainnya yang dapat digunakan sebagai referensi penelitian dengan rentang waktu maksimal 5 tahun terakhir. Minimal jumlah referensi yang digunakan adalah 3 referensi penelitian terdahulu. Dalam penulisannya penelitian terdahulu dapat dituliskan dalam bentuk sub judul tersendiri yang menjelaskan tentang ruang lingkup, tujuan, manfaat dan hasil penelitian yang telah dilakukan. Untuk membedakan antar penelitian terdahulu dapat dilengkapi dengan tabel yang membandingkan dengan penelitian sebelumnya. Pada paragraf akhir untuk sub bab ini harus merangkum perbedaan dari penelitian/jurnal ilmiah sebelumnya di atas dan pengembangan yang akan dilakukan dalam penelitian.

**Tabel 1.1 Ringkasan Penelitian Terdahulu**

<b>Nama Jurnal, Penulis</b>	<b>Permasalahan</b>	<b>Solusi</b>	<b>Kelebihan/Kekurangan</b>
Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer Penulis: Slamet Arifmawan,	Permasalahan utama adalah keterbatasan alat bantu untuk tunanetra, seperti	Penelitian ini mengusulkan implementasi algoritma faster r-cnn untuk system pedeteksi halangandi luar	Kelebihan : Akurasi tinggi: Sistem ini memiliki kurasi yang tinggi, mencapai 91.96% dalam mendeteksi halangan.

<b>Nama Jurnal, Penulis</b>	<b>Permasalahan</b>	<b>Solusi</b>	<b>Kelebihan/Kekurangan</b>
Fitri Utaminingrum	white cane yang hanya memiliki jangkauan 1,5 meter, tidak cukup untuk kegiatan di luar ruangan	ruangan bagi tunanetra. Sistem ini menggunakan teknologi computer vision dan jaringan syaraf tiruan (neural network) sebagai meningkatkan deteksi halangan, Alat ini dipakai di dada pengguna, di mana kamera menangkap video yang diproses untuk mendeteksi objek halangan, dan akan memberikan notifikasi bunyi buzzer jika ada halangan yang terdeteksi.	Efektif untuk tunanetra: Alat ini dapat mendeteksi beberapa jenis objek (manusia, sepeda, mobil, motor) dan memberikan peringatan berbasis suara sesuai jenis objek yang terdeteksi, sehingga membantu tunanetra lebih waspada di luar ruangan.  Teknologi modern: Menggunakan algoritme Faster R-CNN dan memanfaatkan CUDA untuk percepatan komputasi, yang memberikan efisiensi pada deteksi objek

<b>Nama Jurnal, Penulis</b>	<b>Permasalahan</b>	<b>Solusi</b>	<b>Kelebihan/Kekurangan</b>
Journal of Technology and Informatics (JoTI) Penulis : Yosia Pradeska Admaja, Heri Pratikno, Weny Indah Kusumawati	Permasalahan utama adalah restoran harus mematuhi pembatasan jumlah pengunjung sebagai bagian dari protokol kesehatan selamapandemi COVID-19. Namun, pengelolaan jumlah pengunjung secara manual sulit dilakukan dengan akurat. Ketika jumlah pengunjung melebihi kapasitas yang	Penelitian ini mengusulkan Sistem penghitung jumlah pengunjungrestoran menggunakan kamera berbasis single shot detector (SSD). Sistem ini menggunakan Single Shot Detector (SSD) dan MobileNet-SSD. Sistem ini mendeteksi dan menghitung pengunjung yang masuk, keluar, dan yang masih berada dalam restoran. Jika jumlah pengunjung melebihi batas kapasitas, sistem mengeluarkan	Kelebihan : Akurasi tinggi: Sistem ini memiliki akurasi 100% untuk mendeteksi objek manusia yang berjalan normal dan 90% untuk yang berjalan cepat. Peringatan otomatis: Sistem dapat secara otomatis mengeluarkan notifikasi dan buzzer ketika kapasitas pengunjung terlampaui. Penghitungan realtime: Sistem mampu menghitung jumlah pengunjung yang masuk dan keluar secara realtime, membantu mengurangi risiko

Nama Jurnal, Penulis	Permasalahan	Solusi	Kelebihan/Kekurangan
	<p>ditentukan, potensi penularan virus meningkat, yang dapat menyebabkan pelanggaran protokol kesehatan.</p>	<p>peringatan melalui buzzer</p>	<p>pelanggaran kapasitas.</p> <p>Kekurangan:</p> <p>Kinerja menurun pada objek yang bergerak cepat:</p> <p>Akurasi deteksi objek manusia yang berlari hanya mencapai 50%, menunjukkan bahwa deteksi objek yang bergerak cepat masih memerlukan peningkatan.</p> <p>Kesalahan pada penghitungan pengunjung keluar: Sistem memiliki akurasi yang lebih rendah (66%) dalam menghitung pengunjung yang keluar dibandingkan</p>

<b>Nama Jurnal, Penulis</b>	<b>Permasalahan</b>	<b>Solusi</b>	<b>Kelebihan/Kekurangan</b>
			pengunjung yang masuk (86%).
			Keterbatasan dalam deteksi objek berukuran kecil: SSD memiliki kelemahan dalam mendeteksi objek kecil, yang dapat mempengaruhi akurasi deteksi secara keseluruhan.
Jurnal Simantec Penulis : Deni Tri Laksono, Indana Nihayatul Husna, Miftachul Ulum, Adi Kurniawan Saputro, Dian Neipa Purnamasari, Monika Faswia Fahmi SISTEM DETEKSI DAN	Permasalahan utama adalah menghitung jumlah orang dalam suatu ruangan menjadi sulit dan memakan waktu ketika dilakukan dalam skala besar, terutama	Penelitian ini mengusulkan sistem deteksi dan perhitungan jumlah manusia dalam ruangan menggunakan metode convolutional neural network. Sistem ini menggunakan kamera real-time dan algoritma deep	Kelebihan: Akurasi tinggi untuk deteksi manusia: Sistem dapat mendeteksi objek manusia dengan akurasi sebesar 86%.  Notifikasi otomatis: Sistem memberikan peringatan ketika jumlah orang dalam ruangan melebihi batas

<b>Nama Jurnal, Penulis</b>	<b>Permasalahan</b>	<b>Solusi</b>	<b>Kelebihan/Kekurangan</b>
PERHITUNGAN JUMLAH MANUSIA DALAM RUANGAN MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK	jika dilakukan secara manual. Tingkat akurasi juga rendah jika tidak menggunakan teknologi otomatis.	learning untuk mendeteksi objek manusia serta menghitung jumlah orang yang masuk, keluar, dan berada dalam ruangan. Hasilnya disimpan dalam file.csv untuk keperluan monitoring.	yang ditentukan, sehingga memudahkan pemantauan kapasitas ruangan.  Pengelolaan data: Data perhitungan disimpan dalam format.csv, yang memudahkan pengelolaan dan analisis data lebih lanjut.  Penerapan real- time: Sistem bekerja secara real-time dengan memantau jumlah orang yang masuk, keluar, dan berada di dalam ruangan.  Kekurangan: Akurasi perhitungan jumlah orang rendah: Meskipun akurasi deteksi manusia tinggi,

Nama Jurnal, Penulis	Permasalahan	Solusi	Kelebihan/Kekurangan
			<p>akurasi perhitungan jumlah orang yang masuk hanya mencapai 73%, keluar 64%, dan orang yang berada di dalam ruangan 62%. Faktor seperti intensitas cahaya dan sudut kamera mempengaruhi keakuratan system.</p> <p>Kesalahan deteksi objek lain: Sistem kadang mendeteksi objek yang bukan manusia, seperti kipas, sebagai manusia, yang menurunkan akurasi.</p> <p>Masalah pada objek bergerombol: Ketika beberapa</p>

Nama Jurnal, Penulis	Permasalahan	Solusi	Kelebihan/Kekurangan
			orang bergerombol, sistem kesulitan membedakan mereka, terutama jika sudut kamera tidak optimal. Hal ini menyebabkan kesalahan dalam perhitungan
Jurnal AI dan SPK : Jurnal Artificial Intelligent dan Sistem Penunjang Keputusan Penulis : Ardieka Fahmi Radhitya, Abdal Jabar, Muhammad Kemal Qodrat, Hasan Maulana  Perbandingan Sistem Pendeteksian Kendaraan: Faster R- CNN dengan YOLOV5	Permasalahan utama adalah Kepadatan lalu lintas di kota- kota besar Indonesia menyebabkan kemacetan, peningkatan risiko kecelakaan, dan masalah keselamatan lalu lintas. Salah satu tantangannya yang dihadapi	Penelitian ini mengusulkan perbandingan system pendeteksian kendaraan: faster r-cnn dengan yolov5 untuk keselamatan lalu lintas. Sistem ini menggunakan dua metode: Faster R- CNN yang diimplementasi kan pada Raspberry Pi 4B untuk	Kelebihan: Faster R-CNN Memiliki akurasi tinggi dalam mendeteksi kendaraan (90.25%).  Dapat memberikan notifikasi kepada pengemudi untuk meningkatkan keselamatan. Yolov5  Mempunyai akurasi yang hampir sama (90%) dan lebih



Nama Jurnal, Penulis	Permasalahan	Solusi	Kelebihan/Kekurangan
untuk Keselamatan Lalu Lintas	adalah deteksi kendaraan di jalan raya secara otomatis dan cepat untuk meningkatkan an keselamatan .	memberikan notifikasi kepada pengemudi saat ada kendaraan terdeteksi di depan mereka. Metode ini mencapai akurasi 90.25%. YOLOV5, yang mendeteksi jenis kendaraan dengan akurasi 90%. YOLOV5 lebih efisien dari segi waktu komputasi dibandingkan Faster R-CNN, meskipun tidak disebutkan secara spesifik waktu komputasinya.	cepat dalam proses komputasi  Lebih cocok untuk kebutuhan deteksi kendaraan dengan waktu komputasi yang lebih efisien.  Kekurangan: Faster R-CNN Waktu komputasi lebih lama (sekitar 7.638 detik per gambar), yang dapat mengurangi responsivitas sistem dalam situasi real-time. Yolov5  Tidak memberikan informasi lengkap terkait notifikasi langsung kepada pengemudiseperti Faster R-CNN.  Keterbatasan detail tentang performa pada

Nama Jurnal, Penulis	Permasalahan	Solusi	Kelebihan/Kekurangan
			beberapa kondisi real- time memerlukan penelitian lebih lanjut.
Penulis: Hendry Anggono, 2024. Perancangan Sistem Monitoring dan Perhitungan Manusia di Dalam Suatu Ruang Menggunakan Computer Vision Berbasis Website Dengan Algoritma HOG.	Permasalahan utama dalam penelitian ini adalah perlunya sistem otomatis untuk deteksi dan perhitungan manusia secara real-time dalam ruangan yang besar, dengan tujuan mengurangi interaksi langsung pasca-pandemi serta	Penelitian ini mengusulkan pembangunan sistem berbasis website menggunakan Computer Vision dengan algoritma Histogram of Oriented Gradients (HOG) untuk mendeteksi manusia. Sistem ini dibangun dengan Python, Flask, dan OpenCV, dan diuji pada berbagai posisi kamera untuk menemukan sudut terbaik.	Kelebihan: Sistem dapat dijalankan di browser, mendukung multi-platform. Menggunakan library open-source yang ringan. Memiliki fungsi logging otomatis (gambar dan teks).  Kekurangan: Tidak ada fitur pelacakan atau pengenalan individu. Tidak mendukung pengolahan dari

<b>Nama Jurnal, Penulis</b>	<b>Permasalahan an</b>	<b>Solusi</b>	<b>Kelebihan/Kekura ngan</b>
	meningkatkan an efisiensi pengawasan		file video tanpa modifikasi kode.

Berdasarkan tinjauan jurnal di atas, beberapa research gap untuk pengembangan Aplikasi Penghitung Orang Keluar-Masuk Ruangan menggunakan Metode Faster R-CNN dapat diidentifikasi sebagai berikut:

*a. Akurasi pada Kondisi Kerumunan*

Meskipun beberapa penelitian telah menerapkan CNN atau Faster R-CNN untuk deteksi objek (manusia, kendaraan), penelitian sebelumnya, seperti pada jurnal Simantec, menunjukkan penurunan akurasi ketika objek bergerombol atau tumpang tindih. Penelitian ini berfokus pada ruang publik dengan lalu lintas manusia yang tinggi, yang sering menyebabkan objek saling tumpang tindih. Research gap yang ada adalah bagaimana meningkatkan akurasi penghitungan jumlah orang di kondisi kerumunan menggunakan Faster R-CNN dengan optimasi tertentu atau kombinasi teknik deteksi lain.

*b. Real-time Penghitungan dan Respons Sistem*

Beberapa jurnal menunjukkan penurunan performa sistem deteksi di lingkungan real-time, terutama ketika digunakan pada perangkat keras yang terbatas (seperti tanpa akselerasi CUDA). Dalam kasus ini, meskipun Faster R-CNN memiliki akurasi tinggi, kecepatan komputasinya cenderung menurun jika diimplementasikan pada perangkat tanpa dukungan hardware yang optimal. Research gap dapat diisi dengan melakukan optimasi dalam pemrosesan video real-time untuk penghitungan orang yang lebih cepat dan efisien.

*c. Penghitungan Keluar-Masuk secara Akurat*

Penelitian pada sistem penghitung pengunjung restoran berbasis SSD menunjukkan bahwa akurasi lebih rendah untuk menghitung orang yang keluar dibandingkan yang masuk. Ini

menunjukkan bahwa deteksi pintu keluar sering kali lebih kompleks, terutama saat orang bergerak dengan cepat atau dalam arah yang berlawanan. Research gap yang dapat ditangani adalah pengembangan metode penghitungan keluar-masuk dengan akurasi yang seimbang, menggunakan teknik deteksi arah gerakan atau sensor tambahan untuk memvalidasi data

*d. Kondisi Lingkungan yang Beragam*

Berdasarkan jurnal yang mengkaji deteksi helm dan tunanetra, perubahan kondisi lingkungan seperti pencahayaan yang buruk atau posisi kamera yang tidak ideal dapat menurunkan akurasi deteksi. Research gap yang perlu diatasi adalah bagaimana menerapkan metode Faster R-CNN dalam berbagai kondisi lingkungan—seperti cahaya redup, sudut kamera yang tidak optimal, atau adanya objek penghalang— sehingga sistem penghitungan orang tetap akurat dalam berbagai situasi.

*e. Perbandingan Antara Algoritma Faster R-CNN dan HOG*

Pada penelitian Perancangan Sistem Monitoring dan Perhitungan Manusia di Dalam Suatu Ruangan, peneliti menggunakan algoritma HOG, jika dibandingkan dengan Faster R-CNN, HOG lebih ringan untuk dijalankan karena tidak memerlukan model training besar sedangkan Faster R-CNN memerlukan training dataset besar, GPU, dan waktu lama.

Dengan meneliti research gap ini, aplikasi penghitung orang berbasis Faster R-CNN dapat dioptimalkan untuk penghitungan yang lebih akurat, real-time, dan adaptif terhadap kondisi lingkungan yang kompleks, sehingga lebih efisien dalam pengawasan ruangan publik dan privat.

## **2.2 Teori Terkait**

### **2.2.1 Closed-Circuit Television (CCTV)**

Closed-Circuit Television (CCTV) adalah sistem pengawasan yang menggunakan kamera video untuk memantau area tertentu. Sistem CCTV awalnya menggunakan teknologi analog, namun seiring perkembangan

teknologi, CCTV telah beralih ke teknologi digital. CCTV digital memungkinkan rekaman dengan resolusi lebih tinggi, penyimpanan yang lebih fleksibel, serta integrasi dengan jaringan internet untuk pengawasan jarak jauh. Data yang terekam oleh CCTV dapat dianalisis menggunakan teknologi pengolahan citra untuk berbagai tujuan, termasuk penghitungan jumlah orang yang masuk dan keluar ruangan (Ryani & Kurnia, n.d.).

### **2.2.2 Teknologi Pengolahan Citra**

Pengolahan citra digital adalah teknik yang digunakan untuk menganalisis, memodifikasi, dan mengolah gambar atau video agar informasi spesifik dapat diekstraksi dari data visual. Pengolahan citra diterapkan pada video CCTV untuk mendeteksi dan melacak objek, termasuk orang, yang terekam di dalam video (Sains dan Teknologi et al., n.d.).

Proses pengolahan citra melibatkan langkah- langkah seperti:

1. Preprocessing: Mengubah gambar atau video menjadi format yang lebih mudah diolah, seperti grayscale atau pengurangan noise.
2. Segmentation: Membagi citra menjadi beberapa bagian berdasarkan objek yang terdeteksi.
3. Object Detection: Mengidentifikasi objek tertentu, seperti manusia, yang menjadi fokus analisis

### **2.2.3 Kecerdasan Buatan(Artificial Intelligence)**

Kecerdasan Buatan (AI) adalah cabang ilmu komputer yang bertujuan untuk menciptakan mesin yang mampu meniru kemampuan kognitif manusia, seperti pengenalan pola, pengambilan keputusan, dan pembelajaran. Dalam konteks pengolahan citra, AI digunakan untuk mendeteksi dan mengklasifikasi objek secara otomatis. Dengan menggabungkan AI dan teknik Machine Learning (ML), sistem dapat dilatih untuk mengenali objek berdasarkan data yang diberikan.

#### **2.2.4 Deep Learning dan Convolutional Neural Networks (CNN)**

Deep Learning merupakan salah satu teknik AI yang menggunakan jaringan saraf tiruan berlapis-lapis untuk mempelajari pola dari data. Salah satu metode paling populer dalam deep learning untuk pengolahan citra adalah Convolutional Neural Networks (CNN). CNN bekerja dengan menerapkan konvolusi (filtering) pada gambar untuk mengekstrak fitur-fitur penting, seperti tepi, bentuk, dan tekstur, yang dapat digunakan untuk mendeteksi objek dalam gambar. CNN telah terbukti sangat efektif dalam tugas-tugas seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, dan segmentasi citra (Azmi et al., n.d.).

#### **2.2.5 Faster R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network)**

Faster R-CNN adalah algoritma deep learning yang digunakan untuk deteksi objek. Metode ini merupakan pengembangan dari R-CNN dan Fast R-CNN, yang memperkenalkan Region Proposal Network (RPN) untuk menghasilkan proposal wilayah secara otomatis di mana objek mungkin berada. Faster R-CNN sering digunakan untuk mendeteksi objek seperti manusia, kendaraan, atau hewan dalam citra dan video, dan sangat efisien dalam kondisi yang kompleks seperti kerumunan atau tumpang tindih objek. Sebelumnya, pada R-CNN dan Fast R-CNN, proses menghasilkan proposal wilayah masih dilakukan secara terpisah atau menggunakan metode eksternal seperti Selective Search, yang membuat deteksi menjadi lebih lambat.

Dengan adanya RPN yang terintegrasi langsung ke dalam jaringan, Faster R-CNN berhasil mengurangi waktu pemrosesan secara signifikan tanpa mengorbankan akurasi. Arsitektur Faster R-CNN terdiri dari tiga bagian utama: backbone CNN (seperti VGG atau ResNet) untuk mengekstraksi fitur dari gambar input, Region Proposal Network (RPN) untuk menghasilkan kandidat wilayah objek, dan Fast R-CNN head yang melakukan klasifikasi objek serta regresi bounding box. Proses dimulai dengan ekstraksi fitur dari gambar masukan oleh CNN. Hasil fitur ini kemudian digunakan oleh RPN untuk memprediksi sejumlah region of interest (RoI) atau wilayah yang berpotensi mengandung objek. Wilayah-

wilayah ini kemudian diproses lebih lanjut oleh bagian klasifikasi untuk menentukan jenis objek dan posisi pastinya dalam gambar.

Keunggulan utama Faster R-CNN terletak pada kemampuannya mendeteksi objek dengan akurasi tinggi dan efisiensi yang lebih baik dibanding pendahulunya. Algoritma ini juga sangat fleksibel untuk diaplikasikan dalam berbagai kondisi lingkungan, termasuk situasi yang kompleks seperti kerumunan atau objek yang saling menutupi. Dalam konteks pengawasan berbasis video, Faster R-CNN telah banyak digunakan untuk deteksi manusia, kendaraan, atau hewan, dan terbukti efektif dalam menghasilkan bounding box yang presisi di berbagai jenis latar belakang dan pencahayaan (Charli et al., 2020).

#### **2.2.6 Flask**

Flask adalah framework web berbasis Python yang ringan dan fleksibel. Flask memungkinkan pengembang untuk membuat aplikasi web dengan cepat dan sederhana, tanpa perlu menggunakan fitur yang terlalu kompleks dari framework lain. Dalam penelitian ini, Flask digunakan untuk mengembangkan aplikasi web yang terhubung dengan CCTV dan menampilkan hasil deteksi dan penghitungan orang secara real-time. Flask mendukung integrasi dengan pustaka lain seperti TensorFlow atau PyTorch, yang akan digunakan untuk menjalankan model Faster R-CNN (Wijayanto & Susetyo, n.d.).

#### **2.2.7 PyTorch**

PyTorch adalah sebuah framework deep learning yang dikembangkan oleh Facebook, dan banyak digunakan dalam penelitian serta pengembangan aplikasi berbasis kecerdasan buatan (AI). Framework ini terkenal karena fleksibilitasnya dalam pengembangan model dan kemudahan penggunaannya, terutama dalam hal debugging dan manipulasi data secara dinamis. Salah satu fitur utama PyTorch adalah dukungannya terhadap computational graphs yang bersifat dinamis, yang memungkinkan peneliti dan pengembang untuk melakukan perubahan model secara langsung tanpa harus membangun ulang graf dari awal.

PyTorch mendukung berbagai model pembelajaran mesin dan deep learning, termasuk Faster R-CNN, yang sering digunakan untuk tugas-tugas object detection seperti mendeteksi dan menghitung jumlah orang dalam rekaman CCTV. PyTorch juga mendukung pemrosesan menggunakan CPU maupun GPU, sehingga memungkinkan pengembangan model yang efisien dan skalabel. Selain itu, ekosistem PyTorch menyediakan berbagai modul yang mempermudah proses pelatihan, validasi, dan pengujian model (Fhonna et al., 2022).

Dalam penelitian ini, PyTorch digunakan untuk melatih dan menguji model Faster R-CNN pada data video CCTV. Model yang sudah dilatih kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web seperti Flask, yang memungkinkan pemantauan orang secara otomatis dalam ruang tertutup

### **2.2.8 Dataset Pre-trained dan Transfer Learning**

Dataset pre-trained adalah model deep learning yang telah dilatih sebelumnya. Dengan menggunakan model pre-trained, penelitian dapat memanfaatkan transfer learning, di mana model yang telah dilatih dapat disesuaikan dengan tugas spesifik, seperti mendeteksi dan menghitung orang dalam ruangan. Transfer learning mengurangi waktu dan sumber daya yang diperlukan untuk melatih model dari awal, karena model pre-trained sudah memiliki pemahaman dasar tentang fitur visual dalam gambar.

### **2.2.9 Deteksi Perhitungan Orang Pada CCTV**

Dalam penelitian ini, fokus utama adalah mengembangkan sistem yang dapat mendeteksi dan menghitung jumlah orang yang keluar dan masuk ruangan secara otomatis melalui rekaman CCTV. Dengan menggunakan metode Faster R- CNN, sistem mampu mendeteksi orang dalam berbagai kondisi, seperti dalam kerumunan atau saat objek saling tumpang tindih. Deteksi ini dilakukan dalam real-time, dan hasilnya ditampilkan melalui aplikasi web berbasis Flask yang terhubung langsung dengan CCTV. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa Faster R-CNN memberikan hasil yang akurat dalam mendeteksi objek seperti manusia di lingkungan yang kompleks.



### 2.2.10 Flowchart

Flowchart adalah sebuah representasi visual yang menggambarkan urutan langkah-langkah atau tahapan dalam suatu sistem, program, ataupun alur kerja tertentu. Melalui penggunaan simbol-simbol grafis yang telah distandarkan, flowchart menyusun proses secara sistematis sehingga hubungan antar setiap langkah dapat terlihat dengan jelas dan runtut. Flowchart memudahkan pengguna untuk memahami struktur alur kerja, menganalisis prosedur yang ada, serta mengidentifikasi potensi perbaikan atau penyederhanaan proses. Selain itu, flowchart juga berperan penting dalam tahap perencanaan sebelum suatu sistem dikembangkan, karena memberikan gambaran menyeluruh tentang proses yang akan dibangun.

Tujuan utama pembuatan flowchart adalah untuk menyampaikan informasi kompleks secara sederhana dan intuitif, sehingga orang yang melihatnya dapat dengan cepat memahami proses yang sedang dijelaskan, bahkan tanpa memerlukan penjelasan teks yang panjang. Dengan cara ini, flowchart tidak hanya membantu pengembang atau tim teknis, tetapi juga pihak-pihak non-teknis dalam memahami prosedur kerja.

Dalam pembuatan flowchart, digunakan berbagai macam simbol grafis standar untuk merepresentasikan jenis-jenis langkah tertentu. Beberapa simbol dasar yang umum dipakai antara lain:

1. Terminator (bentuk oval), untuk menandai titik awal (Start) dan titik akhir (End) dari suatu proses.
2. Process (bentuk persegi panjang), untuk menggambarkan suatu aksi, aktivitas, atau langkah kerja yang harus dilakukan.
3. Decision (bentuk belah ketupat), untuk menunjukkan adanya percabangan keputusan berdasarkan kondisi tertentu, seperti pilihan "Ya" atau "Tidak".
4. Arrow (panah), untuk menghubungkan simbol-simbol satu dengan yang lain dan menunjukkan arah alur proses.

Simbol-simbol ini, ketika disusun dengan benar, membentuk peta visual dari proses yang akan dikomunikasikan, baik itu untuk kebutuhan analisis, desain sistem, dokumentasi, maupun pelatihan pengguna baru.

	<b>Flow Direction symbol</b> Yaitu simbol yang digunakan untuk menghubungkan antara simbol yang satu dengan simbol yang lain. Simbol ini disebut juga connecting line.		<b>Simbol Manual Input</b> Simbol untuk pemasukan data secara manual on-line keyboard
	<b>Terminator Symbol</b> Yaitu simbol untuk permulaan (start) atau akhir (stop) dari suatu kegiatan		<b>Simbol Preparation</b> Simbol untuk mempersiapkan penyimpanan yang akan digunakan sebagai tempat pengolahan di dalam storage.
	<b>Connector Symbol</b> Yaitu simbol untuk keluar - masuk atau penyambungan proses dalam lembar / halaman yang sama.		<b>Simbol Predefine Proses</b> Simbol untuk pelaksanaan suatu bagian (sub-program)/prosedure
	<b>Connector Symbol</b> Yaitu simbol untuk keluar - masuk atau penyambungan proses pada lembar / halaman yang berbeda.		<b>Simbol Display</b> Simbol yang menyatakan peralatan output yang digunakan yaitu layar, plotter, printer dan sebagainya.
	<b>Processing Symbol</b> Simbol yang menunjukkan pengolahan yang dilakukan oleh komputer		<b>Simbol disk and On-line Storage</b> Simbol yang menyatakan input yang berasal dari disk atau disimpan ke disk.
	<b>Simbol Manual Operation</b> Simbol yang menunjukkan pengolahan yang tidak dilakukan oleh komputer		<b>Simbol magnetik tape Unit</b> Simbol yang menyatakan input berasal dari pita magnetik atau output disimpan ke pita magnetik.
	<b>Simbol Decision</b> Simbol pemilihan proses berdasarkan kondisi yang ada.		<b>Simbol Punch Card</b> Simbol yang menyatakan bahwa input berasal dari kartu atau output ditulis ke kartu
	<b>Simbol Input-Output</b> Simbol yang menyatakan proses input dan output tanpa tergantung dengan jenis peralatannya		<b>Simbol Dokumen</b> Simbol yang menyatakan input berasal dari dokumen dalam bentuk kertas atau output dicetak ke kertas.

Gambar 2.1 Flowchart

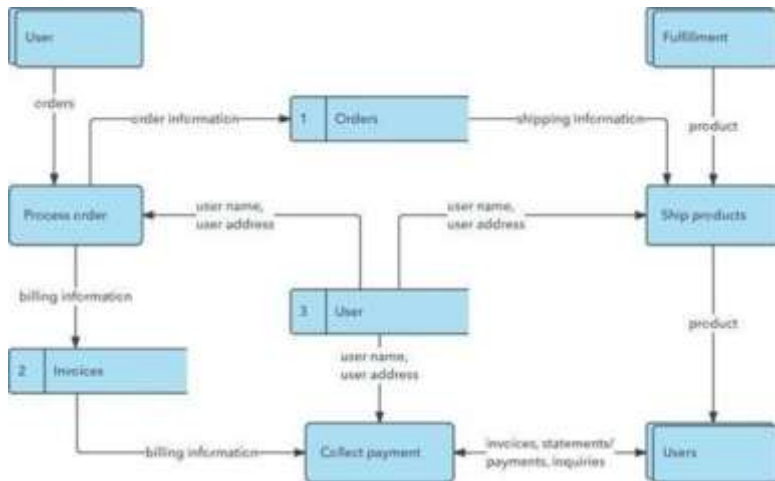
### **2.2.11 Data Flow Diagram**

Diagram alir, atau sering juga disebut Data Flow Diagram (DFD), adalah sebuah jenis diagram yang digunakan untuk menggambarkan bagaimana aliran data bergerak di dalam suatu sistem atau proses. Diagram ini membantu memetakan jalur informasi dari satu titik ke titik lain, serta memperlihatkan bagaimana data diproses, disimpan, dan dialirkan antar berbagai komponen sistem.

Dalam penyusunannya, diagram alir menggunakan simbol-simbol grafis yang sudah distandarkan, seperti persegi panjang, lingkaran, panah, dan label teks.

1. Persegi panjang biasanya mewakili proses atau aktivitas yang mengubah data.
2. Lingkaran sering digunakan untuk menunjukkan entitas atau proses yang menerima atau mengirimkan data.
3. Anak panah menunjukkan arah aliran data dari satu bagian ke bagian lain.
4. Label teks memberikan keterangan tambahan seperti nama proses, data yang ditransfer, atau lokasi penyimpanan data.

Dengan membuat diagram alir, pengguna atau pengembang sistem dapat lebih mudah memahami hubungan antar elemen, menemukan potensi masalah, dan memperbaiki alur kerja sebelum implementasi dilakukan. Diagram ini juga menjadi alat komunikasi visual yang efektif, khususnya dalam pengembangan perangkat lunak, analisis bisnis, maupun dokumentasi sistem.



**Gambar 2.2 Data Flow Diagram**