

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Berikut ini merupakan penelitian terdahulu yang terkait dengan topik AI dalam generasi gambar. Serta beberapa topik dalam metode AI untuk menciptakan gambar sehingga dapat dikomparasi metode mana yang efektif.

Tabel 2.1 Jurnal Penelitian Terdahulu

No	Author	Judul	Kelebihan	Kekurangan	Solusi
1	Li, Z., Cao, M., Wang, X., Qi, Z., Cheng, M.-M., & Shan, Y. (2023).	<i>PhotoMaker: Customizing Realistic Human Photos via Stacked ID Embedding.</i>	Metode ini mengkodekan sejumlah gambar ID input menjadi penyematan ID yang ditumpuk, yang berfungsi sebagai representasi terpadu. Pendekatan ini secara efektif mempertahankan informasi identitas, sehingga mempermudah pembuatan gambar yang realistis berdasarkan permintaan pengguna.	Aplikasi PhotoMaker saat ini difokuskan pada pembuatan foto manusia. Keterbatasan ini dapat membatasi penggunaannya dalam konteks yang lebih luas di mana jenis pembuatan gambar lainnya yang diperlukan.	Kerangka kerja PhotoMaker dirancang untuk mengolah beberapa gambar ID input dan menghasilkan embedding ID yang bertumpuk. Meskipun saat ini berfokus pada foto manusia, teknologi ini dapat diadaptasi untuk jenis gambar lain, seperti seni atau karakter fiksi. Peneliti menunjukkan kemampuan menghasilkan gambar fotorealistik dari ID pada patung dan lukisan minyak, membuka potensi perluasan aplikasi di luar foto manusia.

No	Author	Judul	Kelebihan	Kekurangan	Solusi
2	Arar, M., Gal, R., Atzmon, Y., Chechik, G., Cohen-Or, D., Shamir, A., & Bermano, A. H. (2023). <i>Domain-Agnostic Tuning-Encoder for Fast Personalization of Text-To-Image Models</i> .		Model ini dilatih sebelumnya menggunakan dataset besar seperti ImageNet-1K dan Open-Images, yang meningkatkan kemampuannya untuk menggeneralisasi dan beradaptasi dengan berbagai konsep secara efektif. Basis pelatihan yang luas ini berkontribusi pada ketahanan dan fleksibilitas model.	Ketergantungan pada pre-trained model yang membatasi efektivitasnya jika data yang digunakan untuk pelatihan tidak sesuai dengan konsep spesifik yang ingin dipersonalisasi oleh pengguna. Hal ini dapat mengakibatkan hasil yang kurang optimal dalam skenario tertentu.	Keterbatasan pendekatan ini dapat diatasi dengan melatih model pada dataset yang lebih luas dan beragam, seperti LAION. Basis pelatihan yang lebih komprehensif dapat meningkatkan kemampuan model dalam mengkodekan berbagai konsep, mengurangi ketergantungan pada model yang mungkin tidak mencakup semua konsep yang diinginkan.
3	Gal, R., Alaluf, Y., Atzmon, Y., Patashnik, O., Bermano, A. H., Chechik, G., & Cohen-Or, D. (2022). <i>An Image is Worth One Word: Personalizing Text-to-Image Generation using Textual Inversion</i> .		Dalam penelitian ini menunjukkan bahwa satu <i>word embedding</i> dapat secara efektif menangkap konsep-konsep yang unik dan bervariasi. Efisiensi dalam representasi ini dapat mengarah pada penggambaran konsep yang lebih akurat di berbagai aplikasi.	Salah satu keterbatasan signifikan dari proyek ini adalah waktu optimasi yang panjang yang dibutuhkan untuk mempelajari satu konsep, yang dapat memakan waktu sekitar dua jam. Hal ini dapat menghambat efisiensi proses dan mungkin memerlukan penelitian lebih lanjut untuk mengoptimalkannya.	Waktu optimasi dapat dipersingkat dengan melatih sebuah encoder yang secara langsung memetakan sekumpulan gambar ke dalam embedding tekstual mereka. Pendekatan ini bertujuan untuk menyederhanakan proses dan mengurangi waktu yang diperlukan untuk mempelajari konsep-konsep, sehingga menjadikannya lebih efisien bagi pengguna di masa depan.

No	Author	Judul	Kelebihan	Kekurangan	Solusi
4	Gal, R., Arar, M., Atzmon, Y., Bermano, A. H., Chechik, G., & Cohen-Or, D. (2023). <i>Encoder-based Domain Tuning for Fast Personalization of Text-to-Image Models.</i>		Penelitian ini menggunakan metode domain-tuning berbasis encoder, yang meningkatkan generalisasi dengan menghindari <i>overfitting</i> pada sekumpulan konsep yang besar. Hal ini memungkinkan penambahan konsep-konsep baru dari domain yang sama secara efektif, sehingga meningkatkan fleksibilitas model.	Proyek ini menghadapi tantangan dalam menyeimbangkan representasi konsep yang akurat dengan editabilitas. Representasi yang lebih tepat mungkin mengakibatkan kinerja yang kurang baik saat diterapkan pada prompt yang baru, yang dapat menghambat kegunaan dalam skenario tertentu.	Langkah awal solusinya melibatkan inversi aproksimasi, di mana encoder membalikkan konsep baru ke dalam wilayah yang dapat diedit di ruang laten. Pendekatan ini memberikan fleksibilitas lebih dalam mengedit konsep di masa depan. Setelah inversi, generator disempurnakan untuk memperbaiki konten dalam wilayah yang dipilih, meminimalkan kehilangan pengetahuan sebelumnya. Hal ini membantu mencapai keseimbangan yang lebih baik antara kesetiaan rekonstruksi dan kemampuan modifikasi konsep.
5	Jia, X., Zhao, Y., Chan, K. C. K., Li, Y., Zhang, H., Gong, B., Hou, T., Wang, H., & Su, Y.-C. (2023). <i>Taming Encoder for Zero Fine-tuning Image Customization with</i>		Metode yang memungkinkan kustomisasi gambar menggunakan hanya satu gambar input, yang menyederhanakan proses dibandingkan dengan metode lain yang memerlukan beberapa gambar.	Salah satu kekurangan adalah bahwa output dapat mengandung cacat, terutama ketika detail spesifik tidak ada dalam gambar asli. Misalnya, jika bagian penting dari gambar, seperti mata, hilang, model mungkin akan	Penulis mengakui perlunya perbaikan di masa depan, seperti memasukkan beberapa gambar sebagai input untuk meningkatkan ketahanan. Hal ini menunjukkan bahwa versi saat ini dari kerangka kerja mungkin belum

No	Author	Judul	Kelebihan	Kekurangan	Solusi
		<i>Text-to-Image Diffusion Models.</i>	Efisiensi ini dapat secara signifikan mengurangi waktu dan sumber daya yang dibutuhkan untuk menghasilkan gambar.	mengabaikannya atau menciptakan detail yang tidak sesuai, sehingga menghasilkan output yang tidak koheren.	sepenuhnya dioptimalkan untuk semua skenario.
6	Zhang, C., Zhang, C., Zhang, M., & Kweon, I. S. (2023). <i>Text-to-image Diffusion Models in Generative AI: A Survey.</i>		Salah satu kelebihanya yaitu kemampuan penyuntingan yang ditingkatkan. Model seperti DiffusionCLIP dan LDEdit memanfaatkan teknik difusi untuk memungkinkan penyuntingan gambar yang canggih, baik di dalam domain maupun di luar domain. Ini memungkinkan pengguna untuk melakukan manipulasi detail pada gambar yang ada seperti perubahan gaya atau penambahan elemen tanpa harus memulai dari awal.	Model seperti DiffusionCLIP menunjukkan potensi dalam transfer domain, namun mereka sering memerlukan penyesuaian ulang untuk beradaptasi dengan domain baru. Hal ini bisa menjadi hambatan bagi pengguna yang ingin menerapkan model-model tersebut di berbagai konteks tanpa pelatihan ulang yang ekstensif.	Penulis menyarankan untuk mengeksplorasi metode pembelajaran cross-domain, yang dapat melibatkan pelatihan model pada data dari beberapa domain secara bersamaan. Strategi ini dapat membantu model mempelajari fitur dan representasi yang sama yang berlaku di berbagai konteks, sehingga meningkatkan kemampuan generalisasi.
7	Trinh, T. H., Luong, M.-T., & Le, Q. v. (2019). <i>Selfie: Self-supervised Pretraining for Image Embedding.</i>		<i>Selfie</i> secara efektif memanfaatkan sejumlah besar data tak berlabel, yang sangat penting karena jaringan saraf biasanya memerlukan	Kompleksitas Implementasi. Metode ini menggabungkan konsep dari BERT dan Contrastive Predictive Coding, yang dapat	Metode pelatihan awal mereka meningkatkan stabilitas dan akurasi model seperti ResNet-50, terutama dalam kondisi data yang terbatas. Hal ini

No	Author	Judul	Kelebihan	Kekurangan	Solusi
			dataset berlabel yang luas untuk berfungsi dengan baik. Hal ini mengatasi tantangan signifikan dalam bidang pembelajaran representasi.	menambah kompleksitas dalam implementasi dan pemahaman bagi praktisi yang tidak familiar dengan teknik-teknik ini.	menunjukkan bahwa setelah diterapkan, metode ini dapat menghasilkan proses pelatihan yang lebih sederhana, karena model mungkin memerlukan penyesuaian dan penyetelan yang lebih sedikit dibandingkan dengan metode lainnya.
8	Peebles, W., & Xie, S. (2022). <i>Scalable Diffusion Models with Transformers</i> .		Penggunaan model difusi laten (LDMs) bersamaan dengan transformer memungkinkan pendekatan hibrida yang memanfaatkan kekuatan baik VAEs konvolusional maupun DDPMs berbasis transformer, sehingga menghasilkan peningkatan kinerja dengan kebutuhan komputasi yang lebih rendah.	Metrik evaluasi, seperti FID, sangat sensitif terhadap rincian implementasi yang kecil. Hal ini berarti bahwa mencapai perbandingan yang akurat dengan karya sebelumnya bisa menjadi tantangan, yang berpotensi mengakibatkan ketidakkonsistenan dalam hasil yang dilaporkan.	Untuk meningkatkan hasil mereka, Peneliti memanfaatkan suite evaluasi TensorFlow dari ADM untuk mengeksplor sampel. Pendekatan ini memungkinkan mereka memanfaatkan kerangka kerja yang sudah mapan yang meminimalkan variabilitas akibat perbedaan implementasi, sehingga memberikan metrik kinerja yang lebih akurat.

No	Author	Judul	Kelebihan	Kekurangan	Solusi
9	Wei, Y., Zhang, Y., Ji, Z., Bai, J., Zhang, L., & Zuo, W. (2023). <i>ELITE: Encoding Visual Concepts into Textual Embeddings for Customized Text-to-Image Generation.</i>	ELITE menggabungkan jaringan global mapping dan jaringan local mapping, yang meningkatkan kualitas gambar yang dihasilkan. Jaringan global memproyeksikan fitur hierarkis ke dalam kata-kata baru, sementara jaringan lokal menyuntikkan detail yang halus, menghasilkan inversi dengan fidelitas tinggi dan kemampuan pengeditan yang kuat.	Meskipun meningkatkan nilai λ dapat memperbaiki penyesuaian dan konsistensi gambar, menetapkannya terlalu tinggi dapat mengakibatkan hasil pengeditan yang menurun. Trade-off antara inversi dan editabilitas ini memerlukan penyetelan parameter yang hati-hati, yang dapat memperumit pengalaman pengguna.	Penyesuaian hati-hati terhadap parameter λ untuk menemukan keseimbangan optimal antara inversi dan kemampuan pengeditan. Mereka menyarankan pengaturan λ pada 0,6 untuk prompt pengeditan dan 0,8 untuk prompt pembuatan. Konfigurasi ini bertujuan mencapai kompromi yang baik, meminimalkan risiko penurunan hasil pengeditan sambil mempertahankan kemampuan pembuatan gambar yang efektif.	
10	Ye, H., Zhang, J., Liu, S., Han, X., & Yang, W. (2023). <i>IP-Adapter: Text Compatible Image Prompt Adapter for Text-to-Image Diffusion Models.</i>	Berbeda dengan beberapa metode sebelumnya, IP-Adapter memungkinkan penggunaan simultan dari gambar dan prompt teks, memungkinkan pembuatan gambar multimodal. Fleksibilitas ini sangat penting bagi pengguna yang ingin memanfaatkan kedua jenis prompt untuk	IP-Adapter hanya dapat menghasilkan gambar yang menyerupai gambar referensi dalam hal konten dan gaya. Model ini tidak memiliki kemampuan untuk mensintesis gambar yang konsisten dengan subjek gambar yang diberikan, yang merupakan	Desain IP-Adapter, yang memanfaatkan mekanisme cross-attention terpisah, memungkinkan integrasi yang lebih baik antara prompt gambar dan teks. Pendekatan inovatif ini dapat membuka jalan bagi peningkatan di masa depan yang dapat mengurangi ketergantungan pada gambar	

No	Author	Judul	Kelebihan	Kekurangan	Solusi
			hasil yang lebih baik.	keterbatasan dibandingkan dengan beberapa metode yang ada seperti Textual Inversion dan DreamBooth.	referensi dengan memungkinkan pembuatan gambar yang lebih fleksibel dan sadar konteks.

Penelitian-penelitian yang ada menunjukkan kemajuan signifikan dalam personalisasi dan pembuatan gambar melalui berbagai teknik generatif dan embedding. Namun, terdapat beberapa research gap yang relevan dengan tujuan untuk mengembangkan aplikasi AI *thumbnail* generator untuk konten kreator yang tidak memiliki keterampilan desain grafis. Berikut ini research gap untuk penelitian ini :

1. Sebagian besar metode yang ada, seperti PhotoMaker dan Domain-Agnostic Tuning-Encoder, fokus pada personalisasi gambar dengan memanfaatkan gambar ID atau dataset besar, namun mereka belum mengatasi tantangan dalam konteks pembuatan *thumbnail* secara spesifik. PhotoMaker dan metode lain seperti yang dibahas oleh Jia et al. (2023) dan Arar et al. (2023) lebih berorientasi pada pembuatan foto manusia atau personalisasi model untuk berbagai konsep yang lebih luas, tetapi tidak sepenuhnya mengatasi kebutuhan untuk otomatisasi dan penyederhanaan desain grafis yang diperlukan untuk *thumbnail* yang efektif.

2. Meskipun terdapat kemajuan dalam teknik seperti Textual Inversion dan model berbasis encoder yang mempercepat personalisasi (Gal et al., 2023), penelitian ini belum sepenuhnya mengatasi aspek praktis dari penggunaan AI dalam konteks desain *thumbnail* yang memerlukan adaptasi visual yang cepat dan efisien. Seperti yang diungkapkan oleh Wei et al. (2023), penyesuaian parameter yang hati-hati dapat meningkatkan kualitas gambar, tetapi dalam konteks *thumbnail* untuk media sosial atau konten kreatif, pengguna seringkali memerlukan hasil yang sangat cepat dengan sedikit interaksi. Oleh karena itu, ada kebutuhan untuk pendekatan yang tidak hanya menghasilkan gambar yang sesuai dengan spesifikasi teknis tetapi juga mengoptimalkan kemudahan penggunaan untuk non-desainer, suatu area yang masih belum sepenuhnya dipecahkan oleh penelitian sebelumnya.

2.2 Tinjauan Pustaka

2.2.1 Artificial Intelligence (AI)

Artificial Intelligence atau kecerdasan buatan merupakan kemampuan mesin atau perangkat lunak untuk menjalankan tugas-tugas yang sebelumnya hanya dapat dilakukan oleh manusia, seperti proses pembelajaran, penalaran, dan persepsi (De la Vega Hernández et al., 2023). Penggunaan AI sendiri banyak digunakan dalam berbagai bidang seperti salah satu contohnya yang akan dibahas adalah untuk generasi foto. Contoh aplikasi AI untuk generasi gambar adalah PhotoMaker AI, Dream by Wombo, Pixlr, dan masih banyak lagi. Proses AI

dalam menghasilkan foto bekerja dengan cara mengumpulkan gambar-gambar yang sudah ada di internet serta mengumpulkan informasi yang terkait dengan gambar-gambar tersebut yang telah disimpan dalam *database*. Kemudian, AI menggunakan informasi ini untuk menciptakan karya baru yang terinspirasi dari gambar-gambar tersebut sesuai dengan *prompt* atau *input* yang diberikan.

2.2.2 Metode *Stacked ID Embedding*

Cara AI untuk membuat sebuah karya baru untuk generasi gambar tidak hanyalah memiliki 1 metode, bahkan banyak metode yang dipakai. Metode *stacked ID embedding* adalah metode yang akan dibahas pada penelitian ini. *Stacked ID embedding* adalah komponen inti dari AI model PhotoMaker. *Embedding* ini dibangun dengan menumpuk encoding dari beberapa gambar ID input pada tingkat semantik. Setiap bagian dari embedding ini sesuai dengan gambar ID input individu, menciptakan representasi komprehensif dari ID yang akan dihasilkan.

Menurut Li et al. (2023), Metode ini menggunakan encoder gambar CLIP untuk mengekstraksi embedding gambar karena kesesuaiannya dengan ruang representasi teks asli. Beberapa gambar dari ID yang sama dikemas menjadi satu batch dan dimasukkan ke dalam encoder gambar. Proses ini menghasilkan stacked ID embedding melalui satu kali *forward pass*, meningkatkan efisiensi dibandingkan dengan metode berbasis tuning. Kata kelas (misalnya, pria atau wanita) dalam embedding teks digantikan dengan stacked ID embedding. Penggantian ini memungkinkan lapisan cross-attention dari model generasi untuk

secara adaptif mengintegrasikan informasi ID tanpa menambahkan modul tambahan.

Stacked ID embedding dibentuk dengan menggabungkan embedding yang digabungkan dari gambar ID input sepanjang dimensi panjang. Ini menghasilkan representasi terpadu yang mempertahankan karakteristik asli dari setiap gambar ID input. *Stacked ID embedding* dimasukkan ke semua lapisan cross-attention dalam model difusi, memungkinkan model untuk menggabungkan konten ID secara adaptif. Selama inferensi, gambar dari ID yang berbeda dapat digunakan untuk membentuk stacked ID embedding, memungkinkan pembuatan ID baru yang disesuaikan. Fleksibilitas ini membuka kemungkinan untuk berbagai aplikasi, seperti mencampur karakteristik individu yang berbeda atau menggabungkan seseorang dengan karakter terkenal.

2.2.3 Python

Pada mulanya, python dikembangkan oleh Guido van Rossum tahun 1990 di Belanda. Python merupakan salah satu bahasa pemrograman tingkat tinggi yang sering digunakan oleh para developer dalam membuat atau mengembangkan aplikasi. Python diakui memiliki sintaksis kode yang sangat sederhana dan mudah dipahami sehingga dapat memudahkan proses belajar bagi pemula. Selain itu, Python memiliki berbagai pustaka dan framework yang mendukung pengembangan aplikasi secara cepat dan efisien. Penggunaan Python tidak hanya terbatas pada pengembangan aplikasi website, tetapi juga mencakup bidang - bidang seperti data science, machine learning, dan otomasi sistem. Python juga

dikenal karena dukungan komunitasnya yang besar dan aktif. Komunitas tersebut menyediakan berbagai sumber daya dan bantuan bagi para developer. Selain itu, Python sering digunakan dalam pengembangan perangkat lunak ilmiah dan numerik karena kemampuannya dalam menangani perhitungan yang kompleks.

2.2.4 MySQL

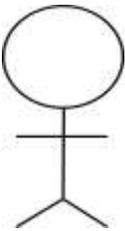
MySQL merupakan salah satu sistem manajemen basis data yang paling populer di dunia. Menurut Raharjo (2011: 21) MySQL merupakan *software* RDMS atau salah satu server *database* yang bisa diakses oleh banyak *user*, dapat mengolah data dengan cepat serta dapat menampung data dalam jumlah besar dan bisa melakukan proses secara bersamaan (*multithreaded*). Sistem ini banyak digunakan dalam berbagai aplikasi *website* untuk menyimpan dan mengelola data secara efisien dan efektif. MySQL dikenal karena kecepatan, kehandalan, dan kemudahan penggunaannya sehingga menjadikannya pilihan favorit bagi para *developer* dan administrator basis data. Adapun perintah yang sering digunakan pada MySQL yaitu *select*, *insert*, *update* dan *delete*.

2.2.5 Use Case Diagram

Use Case diagram merupakan salah satu jenis diagram dalam rekayasa perangkat lunak yang digunakan untuk menggambarkan fungsionalitas sistem dengan cara menginterpretasikan interaksi antar aktor melalui fitur - fitur yang disediakan oleh sistem. Menurut Sutrisno & Karnadi (2021) *use case diagram* merupakan suatu interaksi antara sistem dan pelaku yang memiliki sebuah alur

dan kemudian akan diaplikasikan pada sebuah sistem yang akan dibuat. Adapun kegunaan *use case diagram*, yaitu memetakan kebutuhan sistem, menginterpretasikan interaksi antar pengguna dengan sistem, dan berguna untuk mengetahui kebutuhan diluar sistem. Berikut adalah simbol yang digunakan pada *use case diagram*.

Tabel 2.2 Simbol *Use Case Diagram*

No.	Simbol	Nama Simbol	Keterangan Simbol
1.		<i>Actor</i>	Entitas yang berinteraksi dengan sistem.
2.		<i>Use case</i>	Aktivitas yang ditentukan oleh aktor pada sistem.
3.		<i>Association</i>	Jalur komunikasi aktor dengan <i>use case</i> .
4.		<i>Generalization</i>	Aktor atau <i>use case</i> adalah generalisasi dari yang lain.
5.		<i>Extend</i>	Satu <i>use case</i> yang dapat diperluas dengan <i>use case</i> lain
6.		<i>Include</i>	Suatu <i>use case</i> termasuk bagian <i>use case</i> lain.

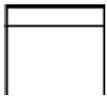
Sumber: Dicoding (Mei, 2021)

2.2.6 Activity Diagram

Activity Diagram merupakan diagram yang digunakan untuk menggambarkan pemodelan proses bisnis dan sistem informasi untuk menggambarkan urutan aktivitas dan interaksi antara entitas yang terlibat dalam sebuah proses. Diagram ini menyajikan serangkaian langkah atau aktivitas dalam suatu proses secara kronologis yang dapat membantu dalam pemahaman lebih baik mengenai bagaimana proses tersebut dapat berjalan dan bagaimana setiap aktivitas saling berhubungan. Berikut simbol - simbol yang digunakan pada *activity diagram*.

Tabel 2.3 Simbol *Activity Diagram*

No.	Simbol	Nama Simbol	Keterangan Simbol
1.		<i>Initial Node</i>	Awal suatu objek dibentuk.
2.		<i>Action</i>	Eksekusi dari aktivitas.
3.		<i>Decision</i>	Keputusan yang harus diambil pada kondisi tertentu.
4.		<i>Activity Final Node</i>	Akhir suatu objek atau status akhir.

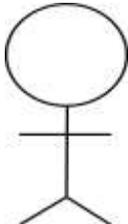
5.		<i>Swimlane</i>	Pembagian aktivitas
----	---	-----------------	---------------------

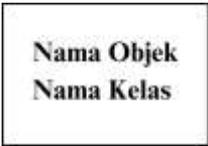
Sumber: Dicoding (Maret, 2021)

2.2.7 Sequential Diagram

Sequential Diagram merupakan salah satu jenis diagram dalam pemodelan perangkat lunak yang berguna untuk menggambarkan interaksi dari aktor atau objek dalam suatu sistem secara berurutan. Diagram ini menunjukkan aktor atau objek tersebut berinteraksi satu sama lain dalam kurun waktu tertentu. Menurut Firdausi & Ramadhani (2020), sequential diagram terdiri dari dimensi waktu (vertikal) dan dimensi objek terkait (horizontal). Diagram ini membantu dalam memvisualisasikan bagaimana kontrol atau informasi mengalir dalam suatu sistem, dan sering digunakan dalam perancangan perangkat lunak untuk menggambarkan aliran eksekusi dalam skenario tertentu. Berikut adalah simbol yang digunakan pada sequential diagram.

Tabel 2.4 Simbol *Sequential Diagram*

No.	Simbol	Nama Simbol	Keterangan Simbol
1.		Aktor	Aktor yang berperan atau berinteraksi dengan sistem.

2.		<i>Lifeline</i>	Mewakili siklus hidup suatu objek.
3.		Objek	Mendeklarasikan objek yang berinteraksi dengan pesan.
4.		Waktu Aktif	Menggambarkan tempat mulai dan berakhirnya pesan.
5.		Pesan <i>Create</i>	Mendeklarasikan objek menciptakan objek lain.
6.		Pesan <i>Send</i>	Merupakan objek yang mengirimkan <i>input data</i> .
7.		Pesan <i>Return</i>	Menunjukkan bahwa suatu objek kembali setelah menjalankan operasi atau metode.
8.		Pesan <i>Destroy()</i>	Deklarasikan objek untuk mengakhiri objek lain.

Sumber: Irfan, dkk (2023)

2.2.8 Entity Relationship Diagram

Menurut Akbar & Haryanti (2021) *Entity Relationship Diagram* (ERD) merupakan sebuah model yang secara abstrak menggambarkan struktur dan

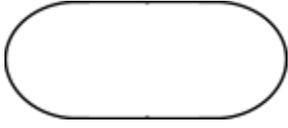
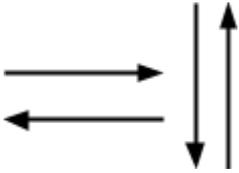
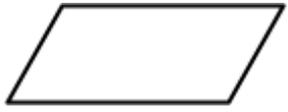
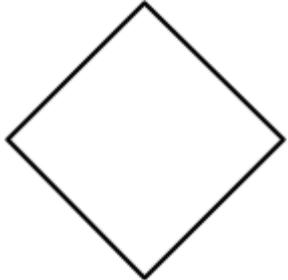
hubungan data dalam sistem penyimpanan. Diagram ini menekankan pada interaksi antar data dan memberikan representasi grafis mengenai bagaimana data terorganisir dalam konteks sistem. Meskipun ERD tidak menjelaskan bagaimana data dikelola, dimodifikasi, atau dihapus, ia berfungsi untuk memperlihatkan hubungan antara berbagai entitas dan *data store* yang terdapat dalam *Data Flow Diagram*.

ERD dikembangkan berdasarkan teori himpunan dalam matematika dan digunakan dalam pemodelan basis data relasional. Dalam konteks penyimpanan data menggunakan *Object-Oriented Database Management Systems (OODBMS)*, penggunaan ERD mungkin tidak diperlukan. Diagram ini memiliki beberapa variasi notasi, termasuk notasi Chen, Barker, dan Crow's Foot, dengan notasi Chen menjadi yang paling umum digunakan. Notasi ini dilengkapi dengan simbol-simbol yang membantu menggambarkan entitas dan relasi secara jelas dalam diagram.

2.2.9 Flowchart

Menurut Yulianeu & Rama (2022) *Flowchart* adalah sebuah gambaran alur kerja dari sebuah sistem secara keseluruhan. Diagram ini memberikan urutan prosedur yang berada pada sistem, menjelaskan langkah-langkah yang saling terkait. Sehingga *flowchart* memiliki fungsi berupa deskripsi visual yang merangkum prosedur-prosedur yang menjelaskan alur dari sistem tersebut. Adapun simbol-simbol dari *flowchart* sebagai berikut ini dapat dilihat pada Tabel 2.5.

Tabel 2.5 Simbol *Flowchart*

No	Simbol	Nama Simbol	Keterangan
1.		<i>Terminal (Start/End)</i>	Simbol yang menyatakan awal atau akhir dari alur program.
2.		<i>Flow</i>	Simbol yang digunakan untuk menggabungkan antar simbol, yang menginterpretasikan jalur atau arah alur sistem.
3.		<i>Input/Output</i>	Simbol yang menyatakan proses input atau output.
4.		<i>Process</i>	Simbol yang menyatakan suatu proses dari sistem.
5.		<i>Decision</i>	Simbol yang menyatakan sebuah kondisi akan menghasilkan dua kemungkinan (<i>True/False</i>).

Sumber: Telkom University (April, 2024)