

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

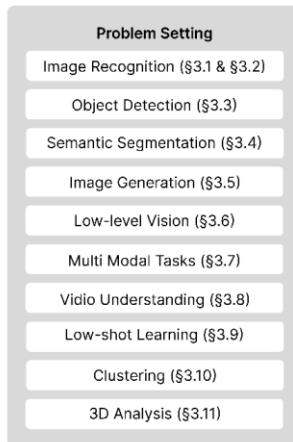
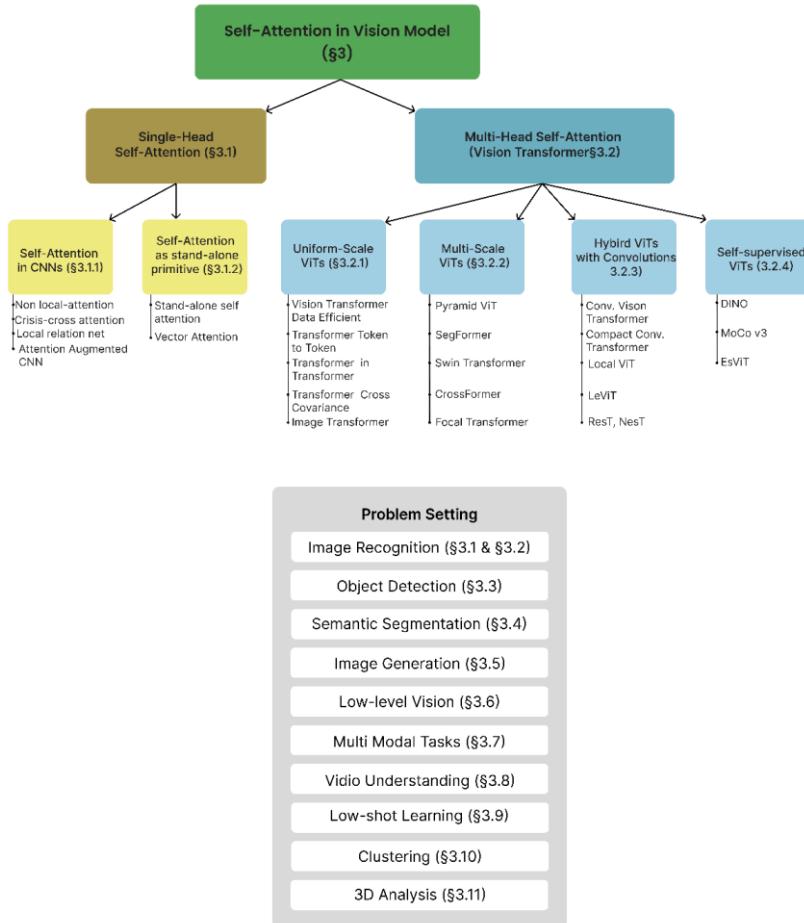
#### **2.1 Penelitian Terdahulu**

Penelitian terdahulu mengenai penggunaan teknologi untuk kurasi seni telah banyak dilakukan dengan berbagai pendekatan, termasuk penggunaan algoritma berbasis pembelajaran mesin dan visi komputer. Dalam subbab ini, akan dibahas beberapa studi yang relevan terkait dengan pengembangan kurasi seni berbasis digital, khususnya yang menggunakan model-model jaringan saraf dalam serta teknologi *Vision Transformer (ViT)*.

##### **2.1.1 *Transformers in Vision: A Survey***

Penelitian oleh Khan dkk tahun 2022 membahas *mengenai A taxonomy of self-attention design space*. *Taxonomy* ini membahas mengenai kehandalan *self-attention* dalam *vision model* berdasarkan masalah yang ditangani. Dalam penelitian ini Khan dkk membagi *self-attention* menjadi 2 jenis yakni *single-head self-attention* dan *multi-head attention*. Digambarkan pada penelitian ini, *multi-head attention (vision transformer)* merupakan metode yang cocok digunakan untuk *problem solving* yang berkaitan dengan *image recognition*. Model ini menerapkan arsitektur Transformer asli dengan sedikit perubahan pada urutan "patch" gambar yang telah diflatkan menjadi vektor (Khan et al., 2022). Dari Penelitian Khan dkk dapat disimpulkan bahwa ViT merupakan metode atau bisa disebut algoritma yang cocok dalam urusan mengolah gambar. Dalam bagan *taxonomy* yang disajikan bisa dilihat bahwa ViT masuk kedalam *problem setting image recognition*. Pemilihan literatur ini bertujuan untuk memberikan landasan teoritis bahwa penggunaan Vision Transformer (ViT) merupakan metode yang tepat untuk penelitian ini. Hal tersebut sejalan dengan temuan Khan dkk., yang menunjukkan bahwa ViT memiliki kemampuan unggul dalam mengenali pola visual dan sangat cocok digunakan untuk tugas klasifikasi gambar. Dengan mempertimbangkan hasil tersebut, penelitian ini mengadopsi ViT sebagai model utama untuk

mengklasifikasikan lima kelas aliran seni lukis, dengan harapan memperoleh akurasi dan kinerja yang optimal.



**Gambar 2.1** A taxonomy of self-attention design space

### 2.1.2 Artwork Style Recognition Using Vision Transformers and MLP Mixer

Penelitian Yang dilakukan oleh Iliadis dkk tahun 2021 ini membahas mengenai vision transformer dan *MLP mixer* dalam melakukan klasifikasi gambar terutama dalam kasus ini adalah gaya seni. Dalam penelitian ini dibantu *dataset* lukisan Wikiart yang dikumpulkan dari repositori Github ArtGan. Penelitian ini bertujuan untuk menunjukkan hasil akurasi pengklasifikasian antara *Vision Transformer (ViT)* dengan *MLP mixer* dalam menganalisis gaya seni. Manfaat penelitian ini adalah untuk menemukan metode yang paling baik untuk digunakan dalam pengklasifikasian gambar dan menentukan tolak ukur minimum dalam prediksi akurasi untuk studi di masa depan. Hasil dari penelitian ini *Vision Transformers (ViT)* dan *MLP Mixer* berhasil diterapkan pada dataset WikiArt dalam tugas pengenalan gaya artistik. Capaian akurasi *Vision Transformers (ViT)* dalam penelitian ini mencapai lebih dari 39% untuk 21 jenis gaya seni

**Tabel 2.1** Hasil klasifikasi aliran seni dengan a ViT

Class	Accuracy %
<i>Abstract Expressionism</i>	29.6
<i>Art Nouveau</i>	25.3
<i>Baroque</i>	48.3
<i>Color Field Painting</i>	65.5
<i>Cubism</i>	21.3
<i>Early Renaissance</i>	34.1
<i>Expressionism</i>	28.0
<i>Fauvism</i>	17.5
<i>High Renaissance</i>	8.5
<i>Impressionism</i>	65.0
<i>Mannerism Late Renaissance</i>	18.1
<i>Minimalism</i>	49.4
<i>Naive Art / Primitivism</i>	15.4

<i>Class</i>	<i>Accuracy %</i>
<i>Pop Art</i>	14.6
<i>Post Impressionism</i>	30.6
<i>Realism</i>	57.7
<i>Rococo</i>	45.3
<i>Romanticism</i>	37.4
<i>Symbolism</i>	28.4
<i>Ukiyo-e</i>	68.3

Dari hasil penelitian Iliadis dkk menggunakan ViT untuk pengklasifikasian aliran seni lukis menunjukkan potensi yang menjanjikan. Dilihat pada tabel Iliadis dkk menggunakan 21 *class* (aliran seni) dalam penelitiannya. Hasil yang ditunjukkan juga terbilang lumayan bahkan untuk aliran seni yang hampir memiliki visual yang hampir sama seperti *impressionism* dan *post impressionism* dimana perbedaannya terletak pada teknik, objek, dan genre yang diangkat (Jiao & Zhu, 2022). Hasil ini memberikan dasar kuat bahwa dengan pengoptimalan lebih lanjut, seperti penyesuaian hyperparameter dan penggunaan *dataset* yang lebih besar, ViT mampu memberikan hasil yang lebih baik dalam pengenalan gaya artistik. Potensi ini menjadikannya alat yang menarik untuk dikembangkan lebih lanjut dalam kurasi seni otomatis. Pemilihan literatur ini memberikan gambaran menyeluruh mengenai capaian akurasi Vision Transformer (ViT) dalam mengenali pola visual pada karya seni lukis, berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan pada berbagai gaya atau aliran seni. Informasi ini menjadi landasan penting bagi penelitian ini, karena pendekatan serupa akan diterapkan untuk mengklasifikasikan karya seni ke dalam lima kelas aliran seni yang telah ditentukan, yaitu Impresionisme, Kubisme, Realisme, Ekspresionisme, dan Romantisisme. Dengan merujuk pada capaian akurasi dari penelitian terdahulu, diharapkan model yang digunakan dalam penelitian ini dapat mencapai performa yang optimal dalam proses pengenalan dan klasifikasi.

### 2.1.3 Comparing Vision Transformers and Convolutional Neural Networks for Image Classification: A Literature Review

Penelitian dilakukan oleh Jose Mauricio dkk pada tahun 2023 membahas mengenai perbandingan antara ViT dan CNN. Tujuan utama penelitian ini ada memahami kondisi apa saja yang mempengaruhi kedua arsitektur deep learning tersebut. Penelitian ini menemukan bahwa ViT lebih unggul dari CNN. Kondisi yang digunakan duntuk mengukur seberapa baik suatu arsitektur salah satunya ada penggunaan noise pada data gambar. ViT dapat memberikan performa yang lebih baik dan lebih tangguh terhadap gambar dengan gangguan alami atau kondisi buruk dibandingkan CNN. Dalam penelitian ini juga disebutkan keunggulan lain yang dimiliki ViT, yakni tetap memiliki performa yang baik meskipun *dataset* yang sedikit. ViT-B/16 dianggap sebagai model terbaik untuk tugas ini, karena mampu mempelajari pola dengan lebih baik pada *dataset* kecil (Maurício et al., 2023).

**Tabel 2.2** Rangkuman evaluasi arsitektur ViT

Dataset	Image size	Number of class	architecture	Best arc	accuracy
ImageNet-1K (more than 1.431 M images) for training and ImageNet-C for validation	224x224	2	ViT-B/16, ViT-L/16, Mixer-B/16, Mixer-B/16, (SWSL), RN18, RN50, RN50	ViT-B/16	82.89%

Dari hasil penelitian diatas didapatkan hasil yang terbaik yakni dimiliki oleh ViT-B/16 dengan *dataset* dari imageNet, ukuran gambar di *resize* menjadi

ukuran 224x224, dan menggunakan 2 class, didapatkan hasil akurasi mencapai 82,89%. Korelasi pemilihan literatur ini adalah bahwa penggunaan Vision Transformer (ViT) merupakan metode yang tepat, sebagaimana diungkapkan dalam penelitian oleh Khan dkk yang menunjukkan bahwa ViT cocok untuk tugas klasifikasi gambar. Literatur ini merangkum hasil evaluasi terhadap berbagai arsitektur Vision Transformer (ViT) dalam tugas klasifikasi gambar, yang menunjukkan bahwa arsitektur ViT-B/16 dengan ukuran input gambar 224x224 memberikan performa terbaik dibandingkan varian lainnya. Temuan ini menjadi acuan penting bagi penelitian ini, karena kesamaan spesifikasi model dan ukuran gambar diharapkan dapat memberikan kinerja optimal dalam proses klasifikasi lima kelas aliran seni lukis yang akan dilakukan.

#### ***2.1.4 Automatic Classification of Portraits: Application of Transformer and CNN Based Models for an Art Historic Dataset***

Penelitian yang dilakukan oleh Diem dan Mandl tahun 2023 yang membahas mengenai perbandingan kinerja *Visual Transformer* dengan ResNet50. ResNet adalah model yang banyak digunakan berbasis Convolutional Neural Networks (CNNs) dan telah mencapai kinerja yang baik dalam berbagai eksperimen penglihatan komputer (Diem & Mandl, 2023). Hasil akhir untuk *dataset* uji yang terdiri dari 1.274 data menunjukkan akurasi top-1 sebesar 46,13% untuk ResNet dan 87,09% untuk vision transformer. Dibandingkan dengan semua 2.834 contoh, ResNet50 mencapai akurasi top-1 sebesar 51,9% dengan 1.471 prediksi benar, sementara ViT-L mencapai 92,27% dengan 2.615 prediksi benar. Parameter yang diujikan antara lain artis, teknik, dan tipe. Literatur ini dipilih karena menunjukkan bahwa Vision Transformer (ViT) yang akan digunakan di penelitian ini memiliki kinerja yang secara signifikan lebih tinggi dibandingkan ResNet50 dalam tugas klasifikasi citra, dengan selisih akurasi top-1 mencapai lebih dari 40% pada dataset yang sama.

**Tabel 2.3** Hasil perbandingan akurasi Resnet dan ViT parameter artis

<i>Artist</i>	<i>ResNet</i>	<i>ViT</i>	<i>Quantity</i>
Johann Martin Bernigeroth	17,39	87,96	299
Martin Bernigeroth	31,70	84,79	631
Georg Fennitzer	84,49	97,61	419
Johann Franck	89,38	97,50	160
Wolfgang Philipp Kilian	38,77	91,63	227
Johann Friedrich Leonart	53,68	95,24	231
Johann Georg Mentzel	54,65	94,19	172
Matthias van Somer	83,47	96,61	236
Tobias Stimmer	92,95	99,36	156
Johann Christoph Sysang	24,42	92,08	303
<b>Total</b>	<b>51,91</b>	<b>92,27</b>	<b>2834</b>

**Tabel 2.4** Hasil perbandingan akurasi Resnet dan ViT parameter teknik

<i>Printing technique</i>	<i>ResNet</i>	<i>ViT</i>	<i>Quantity</i>
Copper Engraving	42,78	90,22	1503
Etching	55,33	97,54	244
Etching/ Copper Engraving	37,34	89,21	482
Mezzotint	81,66	96,89	447
Mezzotint/ Etching	100,00	100,00	2
Wood engraving	93,55	100,00	155

**Tabel 2.5** Hasil perbandingan akurasi Resnet dan ViT parameter tipe

<i>Portrait type</i>	<i>ResNet</i>	<i>ViT</i>	<i>Quantity</i>
Bust	36,36	81,82	11

<i>Portrait type</i>	<i>ResNet</i>	<i>ViT</i>	<i>Quantity</i>
Full length	40,74	74,07	27
Half length	40,57	89,69	456
Head Piece	73,17	97,56	41
Kit-cat	44,86	91,83	1131
One-quarter length	93,55	100,00	155
Three-quarter length	41,54	87,69	65

### ***2.1.5 Research on Digital Concept Art Illustrations Style Classification based on Deep Learning***

Penelitian yang dilakukan oleh Ziyang Li tahun 2024 berfokus pada klasifikasi gaya seni. Penelitian ini mengeksplorasi ResNet dan Vision Transformer (ViT) untuk menangani masalah klasifikasi biner dan ternary terkait gaya-gaya seni. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi gaya gambar digital dengan membandingkan kinerja model ResNet dan ViT, penelitian ini juga bertujuan untuk menunjukkan bahwa penggunaan *dataset* yang lebih besar dan beragam dapat lebih meningkatkan akurasi klasifikasi gaya seni digital yang di *input*. Hasil Eksperimen ini menemukan bahwa Setelah mengganti model ResNet dengan model ViT, akurasi pada set pelatihan dan validasi meningkat secara signifikan, membuktikan bahwa ViT lebih baik daripada ResNet18 dalam menangani masalah klasifikasi gaya gambar. Hasil akurasi dalam dilihat dalam tabel berikut

**Tabel 2.6** Hasil binary classification

<i>Model</i>	<i>Training Accuracy</i>	<i>ValSet Accuracy</i>
ResNet18	87.2%	64.1%
ReNetCNN	88.2%	79.5%
ViT	89.1%	85.4%

**Tabel 2.7** Hasil ternary classification

<i>Model</i>	<i>Training Accuracy</i>	<i>ValSet Accuracy</i>
ResNet18	89.0%	54.8%
ReNetCNN	87.0%	72.0%
ViT	97.0%	81.2%

Salah satu keunggulan yang dimiliki arsitektur jaringan ViT untuk klasifikasi gaya gambar digital pada dataset berukuran menengah menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan CNN tradisional (Li, 2024). Dengan memanfaatkan *dataset* yang lebih besar dan beragam dalam label gaya, serta melatih model yang lebih tepat, tujuan utamanya adalah agar model dapat mengklasifikasikan gaya dari gambar seni digital yang di-*input* dengan akurat. Literatur ini memberikan gambaran bahwa Vision Transformer (ViT) mampu menangani dataset berukuran menengah dengan keragaman label gaya secara lebih efektif dibandingkan arsitektur CNN tradisional, memberikan bukti yang kuat bagi penelitian ini untuk mengadopsi ViT sebagai metode utama. Pendekatan jumlah dataset yang menengah akan di terapkan di penelitian ini.

## 2.2 Teori Terkait

### 2.2.1 Aliran Seni Lukis

Seni lukis merupakan salah satu cabang dari seni rupa. Seni lukis adalah seni yang mengapresiasi kreatifitas seorang seniman melalui bidang dua dimensi, seperti kanvas, papan, kertas, dan lain sebagainya. Sebuah lukisan memiliki ciri khas, tema, dan teknik, yang disebut gaya atau aliran (Putri & Riandri, 2023).

### 1) Aliran Realisme

Aliran realisme merupakan aliran seni lukis yang menyampaikan karya seni lukis dengan apa adanya di dalam kehidupan nyata. Aliran ini dibuat sebagaimana keadaan asli tanpa penambahan unsur lainnya (Nanda et al., n.d.). Kenyataan, atau realita, merupakan apa yang diamati dan dipersepsikan oleh sang pelukis. Lukisan dengan gaya realisme biasanya menampilkan pemandangan alam, potret manusia, dan berfokus pada elemen-elemen yang khas dari realitas, seperti objek-objek dalam kehidupan sehari-hari.



**Gambar 2.2** *A Burial at Ornans* (1849), Gustave Courbet  
( Sumber: [gustave-courbet.com](http://gustave-courbet.com) )

### 2) Aliran Romatisme

Romantisme adalah sebuah aliran yang muncul di Eropa terutama Perancis, timbulnya pemikiran keilmuan yang mendorong untuk mengetengahkan perasaan dalam kehidupan, begitu juga lewat karya seni. Karakteristik visual yang dimiliki aliran ini meliputi nilai emosional dan dramatik, Teknik lukisan yang realistik namun subjektif, Mengandung suasana atau latar yang mendukung narasi dan Individualisme tokoh sangat ditekankan (Nugroho & Hamzah, 2023).



**Gambar 2.3** *The Raft of the Medusa* (1818), Théodore Géricault  
(Sumber: [www.louvre.fr](http://www.louvre.fr))

### 3) Aliran Kubisme

Aliran kubisme, yang berasal dari kata "cubism" yang berarti kubus atau bentuk-bentuk geometris, muncul di Spanyol pada tahun 1908. Karakteristik dari aliran kubisme meliputi Memanfaatkan bentuk-bentuk kubus dan geometris, Bentuk-bentuk yang saling tumpang tindih dengan sudut pandang yang berbeda-beda, Penyederhanaan bentuk yang bersifat deformasi (Patriansah et al., 2022).



**Gambar 2.4** *The Weeping Woman* (1937), Pablo picasso  
(Sumber: [www.pablopicasso.org](http://www.pablopicasso.org))

#### 4) Aliran Ekspresionisme

Ekspresionisme adalah aliran seni yang berorientasi pada ekspresi emosi secara intens dan subjektif, yang muncul sebagai bentuk protes dan pemberontakan terhadap realitas sosial, politik, dan budaya. Seni ini tidak hanya menampilkan bentuk visual, tetapi lebih menekankan pada penyampaian perasaan, ketegangan batin, dan penderitaan manusia (Radaeva, 2022). Karakteristik dari lukisan adalah Mereka menganut paham primitivisme, yang dalam kasus mereka diwujudkan dengan mendistorsi bentuk-bentuk alam dan menggunakan kombinasi warna yang mencolok, sapuan kuas yang berlebihan, dan bentuk-bentuk yang terdistorsi (Hammed, 2025)



**Gambar 2.5** *The Scream* (1893), Edvard Munch  
(Sumber: [www.edvardmunch.org](http://www.edvardmunch.org))

#### 5) Aliran Impresionisme

Impresionisme adalah salah satu aliran yang ada di dalam seni lukis yang cenderung berupaya untuk menonjolkan kekuatan pencahayaan dengan cara memainkan warna-warnanya. Para impresionis berusaha menangkap perubahan cahaya dan warna; mereka sepenuhnya merepresentasikan kesan visual sesaat dari individu. Impresionisme sastra juga menganjurkan untuk

mengekspresikan intuisi dari berbagai indera terhadap suara, warna, bentuk, dan rasa dari dunia luar, serta berusaha menangkap kesan-kesan sensorik yang samar dan cepat berlalu (Wan, 2022).

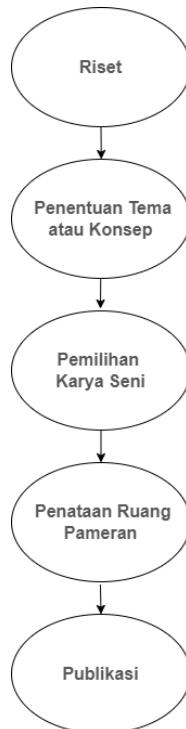


**Gambar 2.6** *Woman with a Parasol (1875)*, Claude Monet  
(Sumber: [www.nga.gov](http://www.nga.gov))

### 2.2.2 Kurasi Seni

Kegiatan Kurasi adalah aktivitas yang dilakukan oleh seorang yang disebut kurator untuk melakukan kerja kuratorial. Kerja ini merupakan sebuah usaha untuk menyatukan karya, seniman, pasar, media, publik dalam sebuah wacana dan ruang pameran yang bisa juga disebut kerja “menimbang ruang” (Permana, 2021). Meningkatnya teknologi digital secara mendalam telah mengubah dunia seni, menantang praktik kuratorial tradisional dan mendefinisikan ulang peran kurator. Seiring dunia seni semakin merangkul teknologi digital, kurator harus menyesuaikan dan memperluas keterampilan mereka untuk secara efektif menavigasi kompleksitas dalam mengkurasikan karya seni digital (Nur & Dahlan, 2024). Pernyataan tersebut juga menggarisbawahi pentingnya keterampilan kolaborasi, karena kurator semakin dituntut untuk bekerja sama dengan seniman, ahli teknologi, serta tim lintas disiplin dalam merealisasikan proyek seni digital. Bekerja sama dengan berbagai pihak terkait, mengembangkan strategi kuratorial yang multidisipliner, dan memanfaatkan teknologi digital

secara kreatif merupakan faktor kunci dalam menciptakan pengalaman budaya yang benar-benar transformatif di era seni digital yang terus berkembang.

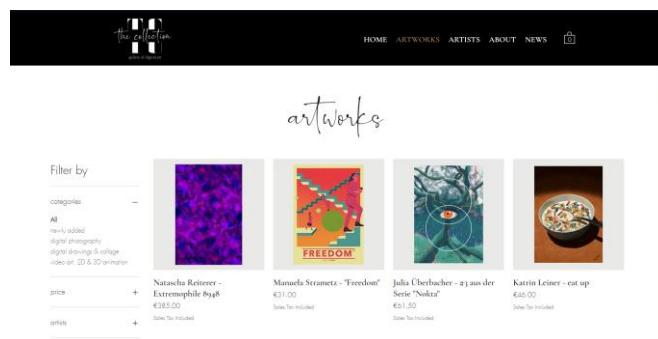


**Gambar 2.7** Alur proses kurasi  
(Sumber: *adjar.grid.id*)

### 2.2.3 Galeri Digital

Seiring dengan kemajuan era globalisasi dan perubahan teknologi yang cepat, masyarakat dituntut untuk terus beradaptasi. Galeri seni digital hadir sebagai platform yang menampilkan pameran karya seni visual yang

ditampilkan dengan medium digital. Galeri seni digital dihadirkan sebagai objek yang mendorong masyarakat untuk mengekspresikan minat dan bakat mereka dalam seni digital. Galeri ini tidak hanya menggabungkan seni tradisional ke dalam media digital, tetapi juga memberikan jangkauan audiens yang lebih luas. Selain itu, Galeri Seni Digital memfasilitasi interaksi antara seniman dan penikmat seni secara lebih dinamis. Hal ini menjadi wadah bagi seniman untuk memperkenalkan karya mereka dalam format yang lebih modern dan mudah diakses oleh berbagai kalangan.

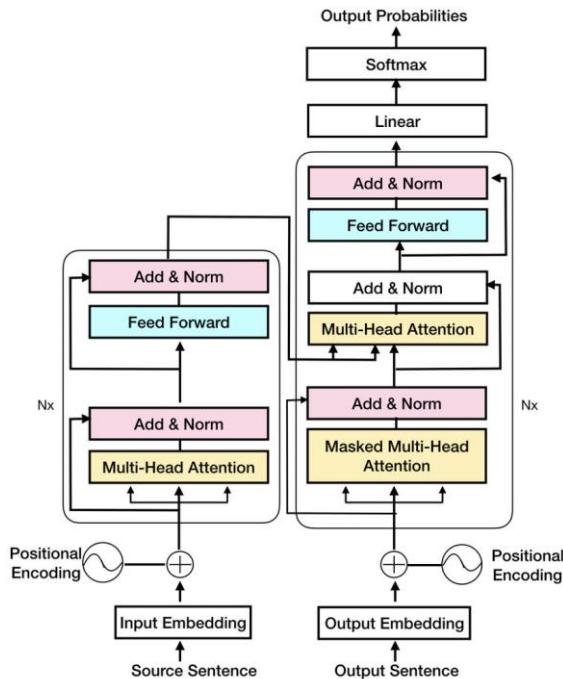


**Gambar 2.8 Galeri digital**  
(Sumber: [www.thecollection-gallery.com](http://www.thecollection-gallery.com))

#### 2.2.4 Transformer

Model *Transformer* diperkenalkan pada tahun 2017 oleh Vaswani dkk (Alsayed et al., 2023). Ini adalah model tipe *encoder-decoder* di mana *encoder* memetakan representasi vektor dari token-token dalam teks input (*embedding input*) ke representasi internal. Kemudian, *decoder* menggunakan representasi internal tersebut dan memetakannya ke urutan output (misalnya, bahasa target). Dibandingkan dengan model kontemporer pada saat itu, model *Transformer* tidak menggunakan lapisan rekursif maupun lapisan konvolusi—sebagai gantinya, model ini menggunakan komponen arsitektur yang disebut perhatian (*attention*) (Alsayed et al.,

2023). Pendekatan ini memungkinkan *Transformer* untuk lebih efektif dalam menangani dependensi jarak jauh dalam urutan data, memberikan peningkatan performa yang signifikan dalam berbagai tugas, seperti terjemahan bahasa dan klasifikasi gambar, termasuk dalam aplikasi *Vision Transformer (ViT)* untuk pengolahan data visual.



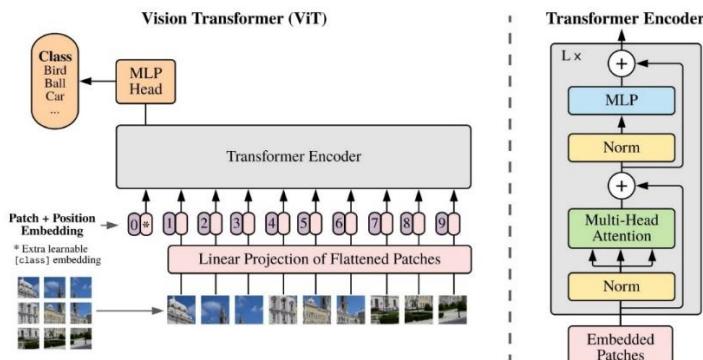
**Gambar 2.9** Arsitektur Transformer Encoder-Decoder

(Sumber: [medium.com](https://medium.com))

### 2.2.5 Vision Transformer

*Vision Transformer (ViT)* diusulkan sebagai alternatif terhadap konvolusi dalam jaringan saraf dalam. Model ini dilatih sebelumnya pada dataset besar gambar yang dikumpulkan oleh Google dan kemudian disesuaikan dengan benchmark pengenalan turunan. *Dataset* besar

diperlukan untuk mencapai hasil terbaik (Iliadis et al., 2022). *Vision Transformer (ViT)* adalah arsitektur *deep learning* yang relatif baru dan telah menarik banyak perhatian serta popularitas dalam komunitas *computer vision* (Schaerf et al., 2024). ViT memproses potongan gambar 2D yang diubah menjadi bentuk vektor dan dimasukkan ke transformer sebagai urutan. Potongan gambar yang telah divektorkan ini kemudian diproyeksikan ke *embedding* potongan menggunakan lapisan linier, dan *embedding* posisi ditambahkan untuk mengenkripsi informasi lokasi. Selain itu, pada awal input, token klasifikasi dilampirkan ke transformer. Representasi *output* yang sesuai dengan posisi pertama kemudian digunakan sebagai representasi gambar global untuk tugas klasifikasi gambar (Iliadis et al., 2022). Salah satu keunggulan utama ViT adalah kemampuannya menangkap ketergantungan jarak jauh dalam sebuah gambar, yang penting untuk berbagai tugas *computer vision*. Hal ini dicapai melalui mekanisme atensi yang memungkinkan model memperhatikan area mana pun dalam gambar saat membuat prediksi, tidak terbatas pada konteks gambar yang tetap seperti pada CNN. ViT telah mencapai hasil terbaik di berbagai *benchmark* klasifikasi gambar, termasuk ImageNet, dan menunjukkan hasil yang menjanjikan pada tugas lainnya, seperti deteksi objek dan segmentasi semantik (Schaerf et al., 2024).

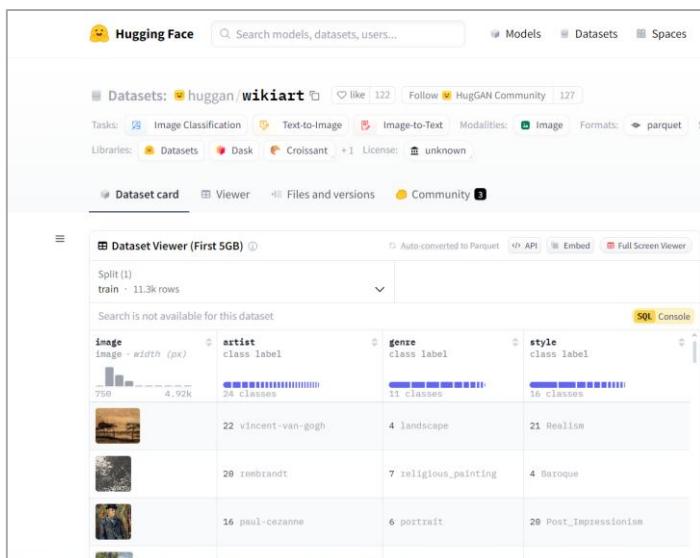


**Gambar 2.10** arsitektur ViT

(Sumber: [huggingface.co](https://huggingface.co))

### 2.2.6 Dataset

Dataset merupakan kumpulan data yang diatur dalam format yang terstruktur, seperti tabel atau *file*, dan berisi informasi dari berbagai sumber. Data set dapat berupa data numerik, teks, gambar, atau gabungan dari semuanya. Dalam *Machine Learning* semakin banyak dan semakin baik kualitas data yang Anda miliki, semakin baik kinerja *Machine Learning*. Secara umum tahapan proses dataset yang pertama, data yang akan digunakan “diajarkan” pada tahap pemilahan data dipisahkan menjadi tiga bagian, yaitu data latih (data yang akan dilatih), data validasi (data yang digunakan untuk validasi) dan data uji (data yang digunakan untuk eksperimen prediksi (Wijoyo et al., n.d.)).

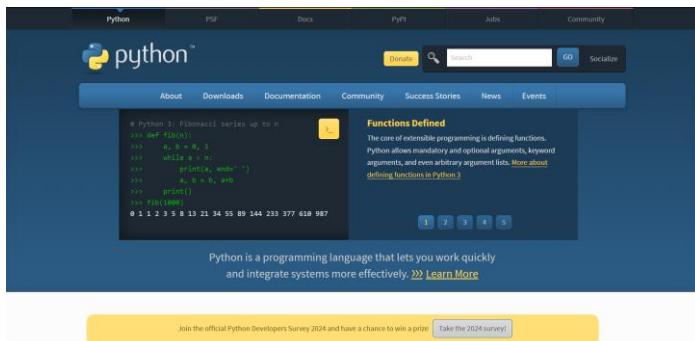


**Gambar 2.11** Contoh Dataset

(Sumber: [huggingface.co](https://huggingface.co))

### 2.2.7 Python

Python merupakan bahasa pemrograma berorientasi objek. Struktur bawaan tingkat tingginya, mengkombinasikan pengetikan dinamis, hal ini membuat Python sangat menarik dalam pengembangan aplikasi. Sintaks Python yang mudah dipelajari menekankan biaya keterbacaan kode, dengan demikian mengurangi biaya pemeliharaan program. Selain manfaat dari bahasa itu sendiri, Python menyediakan alat dan pustaka untuk pengembangan program ilmu data, pembelajaran mesin, dan komputasi ilmiah. Menurut jajak pendapat KDnuggets baru-baru ini yang mensurvei lebih dari 1800 peserta tentang preferensi mereka dalam analitik, ilmu data, dan pembelajaran mesin, Python mempertahankan posisinya di puncak sebagai bahasa yang paling banyak digunakan pada tahun 2019 (Raschka et al., 2020).



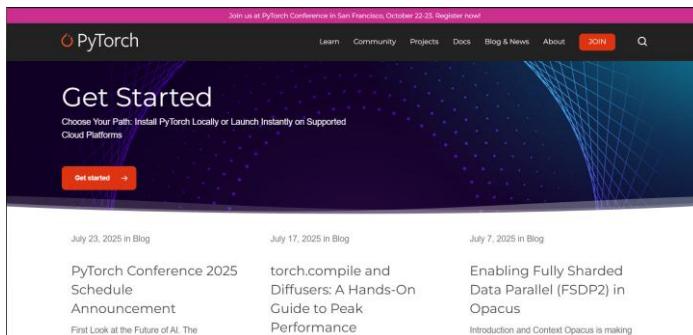
**Gambar 2.12** Website python

(Sumber: [www.python.org](http://www.python.org))

### 2.2.8 Pytorch

PyTorch adalah framework machine learning *open-source* yang berbasis pada bahasa pemrograman Python dan library Torch, dikembangkan khusus sebagai platform untuk penelitian *deep learning*. Framework ini mendukung lebih dari 200 operasi matematika,

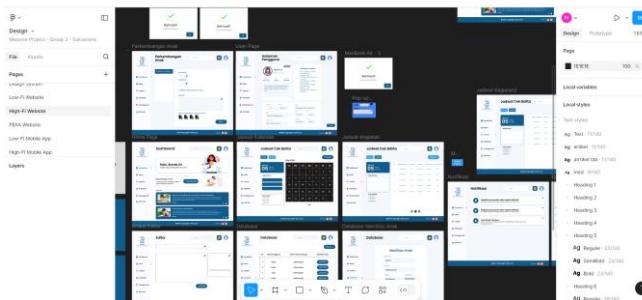
memudahkan pembuatan model *artificial neural network*. PyTorch adalah kerangka kerja *deep learning* berbasis Python yang bersifat *open-source*, dikembangkan dan didukung oleh Facebook AI Research, dengan dukungan kuat untuk komputasi yang dipercepat oleh GPU dalam menjalankan model-model *deep learning* (Chaudhary et al., 2020).



**Gambar 2.13** Dokumentasi pytorch

### 2.2.9 Figma

Figma adalah *platform* desain yang dirancang untuk memudahkan kolaborasi dan aksesibilitas desain bagi semua orang. *Platform* ini menawarkan tiga produk utama yang saling terintegrasi. Figma Design memungkinkan pengguna membuat, berbagi, dan menguji desain untuk berbagai produk digital seperti situs web dan aplikasi mobile. Alat ini digunakan oleh desainer, manajer produk, pengembang, dan penulis untuk berkolaborasi secara efektif dalam proses desain.



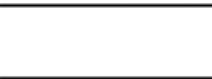
**Gambar 2.14 Figma Workspace**

(Sumber: [figma.com](https://figma.com))

### 2.2.10 Data Flow Diagram

Data flow diagram adalah suatu diagaram yang menggambarkan aliran data dari sebuah proses atau sistem yang kemudian disebut dengan sistem informasi (Duman et al., 2024). Diagram ini berfungsi untuk memvisualisasikan bagaimana data masuk, diproses, disimpan, dan keluar dari sistem secara sistematis. Dengan menggunakan DFD, pengembang dan analis sistem dapat memahami struktur sistem secara menyeluruh tanpa perlu melihat detail implementasi teknis, sehingga mempermudah dalam proses perancangan, pengembangan, dan evaluasi sistem informasi.

No	Nama	Simbol	Keterangan
	<i>External entity</i>		<i>External entity</i> merupakan elemen yang berada di luar, tetapi berinteraksi dengan sistem.
	<i>Process</i>		Proses adalah yang mewakili aktivitas atau tindakan yang terjadi dalam sistem.

No	Nama	Simbol	Keterangan
	<i>Data flow</i>		<i>Data flow</i> menjadi representasi visual dari aliran informasi atau data yang berada di antara entitas, proses, dan penyimpanan data dalam sistem.
	<i>Data Store</i>		<i>data store</i> mengacu pada tempat di mana data akan disimpan. Bisa menjadi <i>database</i> , berkas fisik, atau penyimpanan digital lainnya yang digunakan dalam sistem.

### 2.2.11 Use Case Diagram

*Use case* merupakan deskripsi fungsi dari sebuah sistem dari perspektif atau sudut pandang para pengguna sistem. *Use case* mendefinisikan apa yang akan diproses oleh sistem dan komponen – komponennya. *Use case* bekerja dengan menggunakan skenario yang merupakan deskripsi dari urutan atau langkah – langkah yang menjelaskan apa yang dilakukan oleh user terhadap sistem maupun sebaliknya. *Use case* mengidentifikasi fungsionalitas yang di punya sistem, interaksi user dengan sistem dan keterhubungan antara user dengan fungsionalitas sistem (Setiyani, 2021). Berikut adalah simbol-simbol yang digunakan dalam *use case diagram* (Malius & Ali Hakam Dani, 2021).

**Tabel 2.8** Simbol-simbol *Use Case Diagram*

No	Nama	Simbol	Keterangan
1.	<i>Actor</i>		Menspesifikasi peran yang dimainkan pengguna saat berinteraksi dengan <i>use case</i> .
2.	<i>Use Case</i>		Aktifitas yang dapat dilakukan aktor pada sistem
3.	<i>Generalization</i>		Hubungan di mana objek anak mewarisi perilaku dan struktur data dari objek induk.
4.	<i>Include</i>		Menspesifikasi bahwa <i>use case</i> sumber secara eksplisit diperlukan dalam proses.
5.	<i>Extend</i>		Menspesifikasi bahwa <i>use case</i> target memperluas perilaku <i>use case</i> sumber pada titik tertentu.
6.	<i>Association</i>		Menghubungkan objek satu dengan objek lainnya.