

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu dalam penelitian ini dikumpulkan melalui penelusuran berbagai literatur yang membahas deteksi penyakit demensia berbasis citra Magnetic Resonance Imaging (MRI) menggunakan metode deep learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN) dan model hybrid. Pencarian dilakukan menggunakan beberapa kata kunci, seperti dementia detection, Alzheimer's disease, Magnetic Resonance Imaging (MRI), Convolutional Neural Network (CNN), Hybrid CNN-SVM, dan deep learning, dengan rentang tahun publikasi dari 2022 hingga 2025. Hasil penelitian yang relevan menunjukkan bahwa CNN memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan ekstraksi fitur otomatis dari citra MRI, sedangkan pendekatan hybrid, seperti kombinasi CNN dan Support Vector Machine (SVM), mampu meningkatkan performa klasifikasi melalui pemanfaatan fitur yang lebih representatif. Seluruh penelitian terdahulu tersebut kemudian dirangkum dan dijadikan sebagai referensi penelitian, yang disajikan dalam bentuk Tabel 2.1.

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

Tahun	Judul Penelitian	Masalah Penelitian	Metode yang Digunakan	Relevansi dengan Penelitian
2026	Hechkel. "Hybrid CNN and SVM Model for Alzheimer's Disease Classification Using Categorical Focal Loss Function" [9]	CNN sebagai model tunggal masih memiliki keterbatasan dalam proses klasifikasi.	Hybrid CNN-SVM	Menjadi referensi utama penggunaan Hybrid CNN-SVM yang dibandingkan dengan CNN.
2024	Sorour. "Classification of Alzheimer's Disease Using MRI Data Based on Deep Learning Techniques" [11]	Akurasi klasifikasi penyakit Dementia berdasarkan citra MRI masih perlu ditingkatkan agar proses diagnosis lebih akurat.	CNN	Penelitian membandingkan beberapa model <i>deep learning</i> , yaitu CNN, CNN dengan augmentasi, CNN-LSTM, CNN-SVM, dan VGG16-SVM. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN mampu memberikan performa klasifikasi yang baik, sedangkan CNN-LSTM

				memperoleh akurasi tertinggi sebesar 99,92% , sehingga kombinasi CNN dengan algoritma lain mampu meningkatkan performa klasifikasi dibandingkan CNN konvensional.
2025	Slimi. "Biologically Inspired Hybrid Model for Alzheimer's Disease Classification Using Structural MRI in the ADNI Dataset" [14]	Diperlukan model klasifikasi yang mampu meningkatkan akurasi identifikasi penyakit Alzheimer pada citra MRI.	Hybrid CNN	Penelitian membuktikan bahwa model hybrid berbasis inspirasi biologis mampu meningkatkan kemampuan identifikasi penyakit Alzheimer melalui kombinasi ekstraksi fitur CNN dan metode klasifikasi yang lebih adaptif sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik.
2025	Almalki. "Early Detection of Alzheimer's Disease Progression Stages Using Hybrid of CNN and Transformer Encoder Models" [15]	Sulit mendeteksi tahapan perkembangan penyakit Alzheimer secara akurat hanya menggunakan satu model.	Hybrid CNN-Transformer	Penelitian menunjukkan bahwa kombinasi CNN dan Transformer Encoder mampu menangkap fitur lokal dan global secara lebih efektif sehingga menghasilkan akurasi klasifikasi yang tinggi dalam mendeteksi tahapan perkembangan penyakit Alzheimer.
2025	Mousavi. "Classifying and Diagnosing Alzheimer's Disease with Deep Learning Using 6735 Brain MRI Images" [16]	Diperlukan model deep learning yang stabil pada dataset MRI berukuran besar.	CNN	Penelitian menggunakan 6.735 citra MRI dan menunjukkan bahwa jumlah data pelatihan yang lebih besar mampu meningkatkan stabilitas proses pembelajaran serta performa model dalam mengklasifikasikan penyakit Alzheimer.
2024	Kadafi. "Alzheimer's Prediction via CNN-SVM on Chatbot Platform with MRI" [17]	Dibutuhkan sistem prediksi Alzheimer yang akurat dan mudah diimplementasikan.	Hybrid CNN-SVM	Penelitian menerapkan CNN sebagai <i>feature extractor</i> dan SVM sebagai <i>classifier</i> pada platform chatbot. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi CNN dan SVM mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik dan efisien pada citra MRI.
2025	Hassan. "Stacked CNN-Based Multichannel Attention Networks for Alzheimer Disease Detection" [18]	CNN konvensional belum mampu menangkap seluruh fitur penting pada citra MRI.	CNN dengan Attention Mechanism	Penelitian mengembangkan <i>Stacked CNN-Based Multichannel Attention Network</i> yang memanfaatkan mekanisme <i>attention</i> untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali fitur-fitur penting pada citra MRI sehingga menghasilkan performa deteksi penyakit Alzheimer yang lebih baik dibandingkan arsitektur CNN konvensional.

2025	Tarigan, Yusupa, & Syahputra. "Optimasi Deteksi Penyakit Alzheimer dengan Convolutional Neural Network (CNN) dan Support Vector Machine (SVM) untuk Klasifikasi Tingkat Demensia" [19]	Diperlukan metode klasifikasi yang mampu meningkatkan akurasi deteksi tingkat demensia berbasis citra MRI karena analisis manual memerlukan waktu yang lama dan bergantung pada keahlian dokter spesialis.	Hybrid CNN-SVM	Penelitian menggabungkan CNN sebagai feature extractor dan SVM sebagai classifier untuk mengklasifikasikan empat tingkat demensia menggunakan 6.400 citra MRI. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode CNN-SVM memperoleh akurasi rata-rata 98,97%, dengan nilai precision, recall, dan F1-score di atas 98%, serta mampu mengungguli metode HOG+SVM dan LBP+SVM dalam mendeteksi tingkat demensia.
2024	Mujiono, Kartini, & Puspaningrum. "Implementasi Model Hybrid CNN-SVM pada Klasifikasi Kondisi Kesegaran Daging Ayam" [20]	CNN sebagai model tunggal masih memiliki keterbatasan seperti waktu pelatihan yang lama dan potensi <i>overfitting</i> , sehingga diperlukan pendekatan hybrid untuk meningkatkan performa klasifikasi citra.	Hybrid CNN-SVM	Penelitian mengombinasikan CNN sebagai pengekstraksi fitur dan SVM sebagai pengklasifikasi untuk mengklasifikasikan kondisi kesegaran daging ayam. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Hybrid CNN-SVM memperoleh akurasi tertinggi 95%, precision 95%, recall 94,8%, dan F1-score 94,9%, sehingga membuktikan bahwa kombinasi CNN dan SVM mampu meningkatkan performa klasifikasi citra.
2026	Ahmed. "Hybrid Topological and Deep Feature Fusion for Accurate MRI-Based Alzheimer's Disease Severity Classification" [38]	Mengembangkan model yang mampu meningkatkan akurasi klasifikasi tingkat keparahan penyakit Alzheimer berbasis citra MRI dengan menggabungkan informasi topologi dan fitur deep learning, serta mengatasi keterbatasan model CNN konvensional dalam menangkap karakteristik struktur otak secara global.	Topological Data Analysis (TDA) dan DenseNet121 (Hybrid Deep Learning)	Menjadi referensi utama penggunaan Hybrid CNN-SVM yang dibandingkan dengan CNN.

Berdasarkan Tabel 2.1, penelitian mengenai deteksi penyakit Alzheimer berbasis citra Magnetic Resonance Imaging (MRI) telah banyak dilakukan menggunakan berbagai pendekatan deep learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN) dan model hybrid. Sebagian besar penelitian menunjukkan bahwa CNN memiliki kemampuan yang sangat baik dalam melakukan ekstraksi fitur secara otomatis dari citra MRI sehingga mampu menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi. Selain itu, perkembangan penelitian juga menunjukkan kecenderungan penggunaan pendekatan hybrid,

seperti kombinasi CNN dengan Support Vector Machine (SVM), Long Short-Term Memory (LSTM), Transformer, maupun mekanisme attention untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi penyakit Alzheimer.

Pada penelitian Sorour (2024) [11] dan Hechkel (2026) [13], penggabungan CNN dengan algoritma lain terbukti mampu meningkatkan performa klasifikasi dibandingkan penggunaan CNN sebagai model tunggal. Penelitian Sorour menunjukkan bahwa model CNN-LSTM memperoleh akurasi tertinggi sebesar 99,92%, sedangkan CNN-SVM juga memberikan peningkatan performa dibandingkan CNN konvensional. Sementara itu, penelitian Hechkel mengembangkan Hybrid CNN-SVM dengan penerapan Categorical Focal Loss untuk mengatasi ketidakseimbangan data sehingga proses pelatihan menjadi lebih efektif dan menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat. Hasil tersebut menunjukkan bahwa CNN berperan optimal sebagai feature extractor, sedangkan SVM mampu meningkatkan proses klasifikasi berdasarkan fitur yang dihasilkan CNN.

Selain pendekatan Hybrid CNN-SVM, beberapa penelitian lain mengembangkan kombinasi CNN dengan metode yang berbeda untuk meningkatkan performa deteksi Alzheimer. Penelitian Slimi [14] mengusulkan model hybrid berbasis inspirasi biologis, Almalki [15] mengombinasikan CNN dengan Transformer Encoder, sedangkan Hassan [18] menerapkan mekanisme attention pada CNN untuk meningkatkan kemampuan model dalam menangkap fitur penting pada citra MRI. Seluruh penelitian tersebut menunjukkan bahwa pengembangan arsitektur hybrid maupun modifikasi CNN mampu meningkatkan akurasi klasifikasi dibandingkan penggunaan CNN konvensional.

Meskipun demikian, sebagian besar penelitian terdahulu lebih berfokus pada pengembangan arsitektur model atau peningkatan performa satu metode tertentu. Penelitian yang secara khusus melakukan perbandingan langsung antara CNN sebagai model tunggal dan Hybrid CNN-SVM menggunakan dataset, tahapan preprocessing, lingkungan eksperimen, serta metrik evaluasi yang sama masih relatif terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk

membandingkan kinerja kedua metode secara objektif menggunakan dataset citra MRI yang sama dengan evaluasi berdasarkan accuracy, precision, recall, F1-score, sensitivity, specificity, ROC-AUC, dan confusion matrix. Melalui pendekatan tersebut, penelitian ini diharapkan dapat memberikan bukti empiris mengenai efektivitas penggunaan Hybrid CNN-SVM dibandingkan CNN dalam deteksi demensia berbasis citra MRI, sekaligus menentukan model yang memiliki performa terbaik.

2.2 Teori yang berkaitan

2.2.1 Dementia

Demensia merupakan penyakit neurodegeneratif yang menyebabkan penurunan fungsi kognitif secara progresif, seperti gangguan memori, kemampuan berpikir, bahasa, dan pengambilan keputusan sehingga memerlukan diagnosis sedini mungkin untuk memperlambat perkembangan penyakit [19]. Perkembangan metode deep learning telah memberikan kontribusi yang signifikan terhadap deteksi dini penyakit Alzheimer melalui analisis citra MRI karena mampu mengenali pola perubahan struktur otak secara otomatis dengan tingkat akurasi yang tinggi [20].

Pemanfaatan deep neural network pada citra MRI juga mampu mengidentifikasi area otak yang berhubungan dengan perkembangan penyakit Alzheimer melalui visualisasi fitur sehingga dapat membantu proses interpretasi hasil diagnosis secara lebih objektif [21].

2.2.2 Machine Learning

Machine Learning merupakan cabang dari kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) yang memungkinkan sistem mempelajari pola dari data secara otomatis untuk menghasilkan prediksi atau klasifikasi tanpa diprogram secara eksplisit, sehingga keberhasilan model sangat dipengaruhi oleh karakteristik dan kompleksitas data yang digunakan [22].

2.2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode deep learning yang dirancang untuk mengolah data citra melalui proses convolution, pooling, dan fully connected layer, sehingga mampu mengekstraksi fitur secara otomatis dan meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit Alzheimer berbasis citra MRI dibandingkan arsitektur CNN konvensional [23].

Pengembangan arsitektur Stacked CNN-Based Multichannel Attention Network mampu meningkatkan kemampuan CNN dalam memfokuskan perhatian pada fitur-fitur penting pada citra MRI, sehingga menghasilkan proses deteksi penyakit Alzheimer yang lebih akurat dan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik [24].

2.2.4 Hybrid CNN (Convolutional Neural Network) – SVM (Support Vector Machine)

Hybrid Pendekatan yang menggabungkan DSR-GAN dengan CNN mampu meningkatkan kualitas citra MRI sebelum proses klasifikasi sehingga menghasilkan performa deteksi penyakit Alzheimer yang lebih baik dibandingkan penggunaan CNN tanpa proses peningkatan kualitas citra [25]. Penerapan algoritma Fisher Mantis Optimization pada model Hybrid Deep Learning mampu mengoptimalkan proses ekstraksi fitur dan pemilihan parameter sehingga meningkatkan akurasi prediksi penyakit Alzheimer berbasis citra MRI [26].

Metode Deep and Hybrid Learning menunjukkan bahwa kombinasi model deep learning dengan algoritma machine learning mampu meningkatkan kemampuan klasifikasi pada setiap tahapan perkembangan penyakit Alzheimer dibandingkan penggunaan satu model saja [27]. Model Biologically Inspired Hybrid yang memanfaatkan dataset ADNI mampu meningkatkan kemampuan identifikasi penyakit Alzheimer melalui kombinasi proses ekstraksi fitur mendalam dan metode klasifikasi yang lebih adaptif [28].

Pengembangan sistem pendukung keputusan menggunakan pendekatan Hybrid Machine Learning pada citra MRI struktural mampu meningkatkan keandalan proses

diagnosis penyakit Alzheimer dibandingkan pendekatan konvensional [29].

Pemanfaatan 6.735 citra MRI otak pada model deep learning menunjukkan bahwa jumlah data pelatihan yang lebih besar mampu meningkatkan stabilitas proses pembelajaran serta performa klasifikasi penyakit Alzheimer [30].

Implementasi Hybrid CNN-SVM pada platform chatbot menunjukkan bahwa CNN berperan sebagai feature extractor, sedangkan SVM berfungsi sebagai classifier sehingga mampu menghasilkan klasifikasi penyakit Alzheimer yang lebih akurat dan efisien [31]. Pendekatan Deeply Supervised Adaptable Neural Network dengan teknik Multitask Feature Extraction mampu meningkatkan kemampuan model dalam melakukan diagnosis sekaligus klasifikasi tingkat keparahan penyakit Alzheimer secara lebih efektif [32].

Pendekatan Hybrid Ensemble Learning yang mengintegrasikan beberapa model deep learning mampu meningkatkan akurasi deteksi demensia karena dapat memanfaatkan keunggulan masing-masing model selama proses klasifikasi [33].

Kombinasi CNN dan Transformer Encoder mampu menangkap fitur lokal maupun global pada citra MRI sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang lebih tinggi dibandingkan penggunaan CNN sebagai model tunggal [34].

Penggabungan Convolutional Neural Network dengan mekanisme Self-Attention mampu meningkatkan kemampuan model dalam mengenali karakteristik penting pada citra MRI sehingga menghasilkan diagnosis penyakit Alzheimer yang lebih akurat [35]. Metode Combinatorial Deep Learning yang menggabungkan beberapa jaringan pre-trained mampu meningkatkan performa klasifikasi penyakit Alzheimer melalui pemanfaatan informasi fitur yang lebih beragam dibandingkan penggunaan satu arsitektur deep learning saja [36].

2.2.5 Python

Python merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi yang banyak digunakan dalam pengembangan machine learning, deep learning, dan data science. Python memiliki sintaks yang sederhana dan mudah dipahami sehingga memudahkan proses pengembangan sistem berbasis kecerdasan buatan. Selain itu, Python menyediakan berbagai library populer seperti TensorFlow, Keras,

NumPy, Pandas, dan Scikit-learn yang mendukung proses pengolahan data dan pembangunan model machine learning.

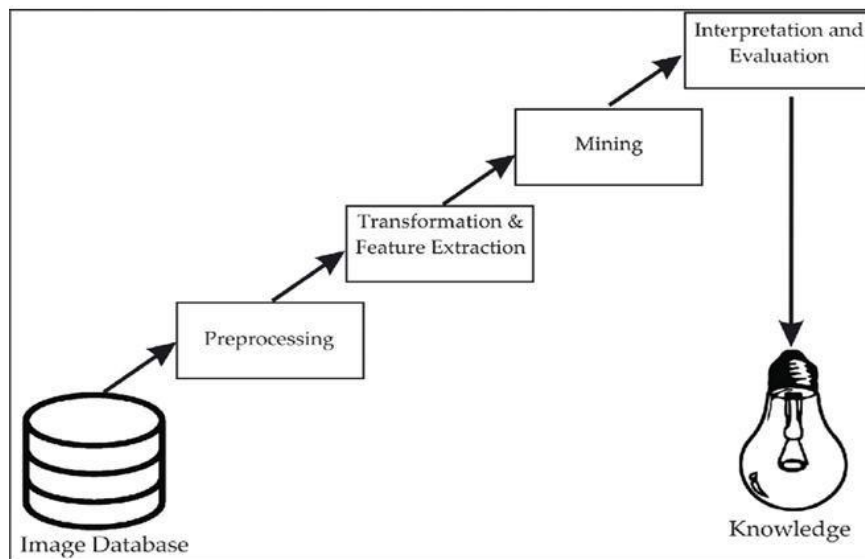
Dalam penelitian machine learning dan deep learning, Python digunakan untuk proses preprocessing data, pelatihan model, visualisasi data, hingga evaluasi performa sistem. Dukungan komunitas yang besar dan kompatibilitas dengan berbagai framework menjadikan Python sebagai salah satu bahasa pemrograman paling populer dalam penelitian kecerdasan buatan dan pengolahan citra medis.

2.2.6 Image Mining

Image mining adalah proses ekstraksi informasi, pola, dan pengetahuan dari data citra digital menggunakan teknik pengolahan citra, computer vision, machine learning, dan deep learning. Image mining bertujuan menemukan pola penting dari gambar sehingga dapat digunakan untuk proses klasifikasi, deteksi objek, segmentasi citra, dan analisis visual secara otomatis.

Proses image mining meliputi beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data citra, preprocessing gambar, ekstraksi fitur, klasifikasi citra, evaluasi model, serta visualisasi hasil analisis. Dalam bidang kesehatan, image mining banyak digunakan untuk menganalisis citra medis seperti MRI dan CT Scan guna membantu proses diagnosis penyakit secara lebih akurat.

U N I V E R S I T A S
M U L T I M E D I A
N U S A N T A R A



Gambar 2. 1 Image Mining Steps

Pada Gambar 2.1 menjelaskan tahapan image mining yang dimulai dari image database, yaitu kumpulan citra digital yang digunakan sebagai sumber data penelitian. Dalam penelitian ini, image database berupa kumpulan citra MRI otak yang terdiri dari beberapa kategori dementia seperti Non Demented, Very Mild Dementia, Mild Dementia, dan Moderate Dementia. Tahapan berikutnya adalah preprocessing, yaitu proses persiapan citra sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Pada tahap ini dilakukan proses resize gambar, normalisasi pixel, augmentasi data, serta pembagian dataset menjadi data training dan validation agar data lebih siap digunakan dalam proses pelatihan model.

Setelah preprocessing, proses dilanjutkan ke tahap transformation and feature extraction untuk mengekstraksi fitur penting dari citra MRI. Pada penelitian ini digunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) yang mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis dari pola visual pada citra medis. Fitur yang dihasilkan kemudian digunakan pada tahap mining untuk melakukan proses klasifikasi dementia menggunakan model CNN maupun Hybrid CNN-SVM. Selanjutnya hasil klasifikasi dievaluasi pada tahap interpretation and evaluation menggunakan metrik seperti

accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix untuk mengetahui performa model [29]. Hasil akhir dari proses image mining berupa knowledge atau informasi baru mengenai kemampuan model dalam mendeteksi dementia berdasarkan citra MRI otak secara otomatis.

2.2.7 Evaluasi Kinerja Klasifikasi

Evaluasi kinerja klasifikasi dilakukan untuk mengetahui seberapa baik model dalam mengklasifikasikan data citra MRI dementia secara benar. Tahap evaluasi sangat penting karena hasil klasifikasi tidak hanya dilihat dari proses training model, tetapi juga dari kemampuan model dalam memberikan prediksi yang akurat dan konsisten terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan terhadap model Convolutional Neural Network (CNN) dan Hybrid CNN-SVM menggunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score.

Confusion matrix merupakan metode evaluasi yang digunakan untuk membandingkan hasil prediksi model dengan kondisi sebenarnya. Pada penelitian klasifikasi dementia, confusion matrix digunakan untuk melihat kemampuan model dalam membedakan kategori citra MRI seperti Non Demented, Very Mild Dementia, Mild Dementia, dan Moderate Dementia. Confusion matrix terdiri dari empat komponen utama, yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). TP merupakan data yang berhasil diprediksi benar sebagai kelas positif, TN adalah data yang diprediksi benar sebagai kelas negatif, FP merupakan data negatif tetapi diprediksi sebagai positif, sedangkan FN adalah data positif tetapi diprediksi negatif.

Confusion Matrix		
	Actually Positive (1)	Actually Negative (0)
Predicted Positive (1)	True Positives (TPs)	False Positives (FPs)
Predicted Negative (0)	False Negatives (FNs)	True Negatives (TNs)

Gambar 2. 2 Confussion Matrix

Berdasarkan Gambar 2.2 menunjukkan bahwa beberapa metrik evaluasi untuk mengukur performa model CNN dan Hybrid CNN-SVM. Metrik pertama adalah accuracy yang digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan prediksi model terhadap seluruh data yang diuji. Nilai accuracy menunjukkan proporsi jumlah prediksi yang benar dibandingkan total data keseluruhan . Rumus accuracy adalah sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Rumus 2. 1 Rumus Accuracy

Metrik berikutnya adalah precision, yaitu metrik yang digunakan untuk mengukur ketepatan model dalam memprediksi data pada suatu kelas tertentu. Precision menunjukkan seberapa banyak prediksi positif yang benar-benar termasuk ke dalam kelas positif. Nilai precision yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan prediksi positif yang rendah. Rumus precision adalah sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Rumus 2. 2 Rumus Precision

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh data positif pada suatu kelas tertentu. Dalam penelitian deteksi dementia, recall penting karena menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi citra MRI yang benar-benar termasuk kategori dementia.

Nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mengurangi jumlah data positif yang salah diprediksi sebagai negatif. Rumus recall adalah sebagai berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Rumus 2. 3 Rumus Recall

Selain itu, digunakan juga F1-score yang merupakan rata-rata harmonik antara precision dan recall. F1-score digunakan untuk memberikan keseimbangan antara kemampuan model dalam melakukan prediksi positif yang tepat dan kemampuan model dalam mendeteksi seluruh data positif. Metrik ini sangat penting terutama pada dataset yang memiliki distribusi kelas tidak seimbang seperti dataset dementia. Rumus F1-score adalah sebagai berikut:

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Rumus 2. 4 Rumus F1-Score

Pada penelitian ini, seluruh metrik evaluasi tersebut dihitung berdasarkan hasil prediksi model CNN dan Hybrid CNN-SVM terhadap data validation. Hasil evaluasi kemudian digunakan untuk membandingkan performa kedua model dalam melakukan klasifikasi dementia berbasis citra MRI otak secara otomatis.

Selanjutnya terdapat penambahan metrik, yaitu specificity, sensitivity, ROC-AUC. Rumus specificity adalah sebagai berikut :

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP}$$

Rumus 2. 5 Rumus Specificity

Specificity merupakan metrik yang digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengidentifikasi data yang benar-benar termasuk ke dalam kelas negatif. Nilai specificity menunjukkan proporsi data negatif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar dibandingkan dengan seluruh data negatif yang ada. Semakin tinggi nilai specificity, semakin kecil kemungkinan model menghasilkan False Positive (FP). Selain itu, adapun Rumus sensitivity, sebagai berikut :

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}$$

Rumus 2. 6 Rumus Sensitivity

Sensitivity merupakan metrik yang digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mendeteksi data yang benar-benar termasuk ke dalam kelas positif. Nilai sensitivity menunjukkan proporsi data positif yang berhasil dikenali oleh model dibandingkan dengan seluruh data positif yang sebenarnya. Semakin tinggi nilai sensitivity, semakin kecil kemungkinan model menghasilkan False Negative (FN).

Kemudian adapun rumus ROC-Curve, sebagai berikut :

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}$$

Rumus 2. 7 Rumus ROC-Curve

Keterangan:

FPR (False Positive Rate) = Tingkat kesalahan prediksi positif

TPR (True Positive Rate) = Sensitivity / Recall

ROC Curve merupakan kurva yang menggambarkan hubungan antara True Positive Rate (TPR) dan False Positive Rate (FPR) pada berbagai nilai ambang (threshold) klasifikasi. Kurva ROC digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam membedakan kelas positif dan kelas negatif. Semakin dekat kurva ROC ke sudut kiri atas, semakin baik kemampuan model dalam melakukan klasifikasi. Selain itu digunakan juga rumus AUC, sebagai berikut :

$$AUC = \int_0^1 TPR(FPR) d(FPR)$$

Rumus 2. 8 Rumus AUC

Pada implementasi machine learning, nilai AUC biasanya dihitung secara otomatis menggunakan metode numerik, seperti Trapezoidal Rule, sehingga tidak dihitung secara manual.

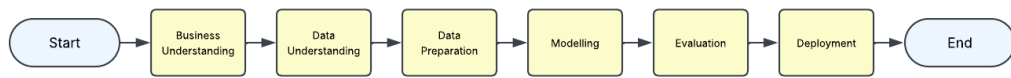
AUC (Area Under the Curve) merupakan nilai yang menunjukkan luas daerah di bawah kurva ROC sebagai ukuran kemampuan model dalam membedakan kelas positif dan kelas negatif. Nilai AUC berada pada rentang 0 hingga 1, di mana nilai yang semakin mendekati 1 menunjukkan performa klasifikasi yang semakin baik, sedangkan nilai mendekati 0,5 menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang hampir setara dengan tebakan acak (random guessing).

2.3 Framework/Algoritma yang digunakan

2.3.1 CRISP-DM (Cross Industry Process for Data Mining)

Dalam penelitian ini digunakan framework CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) sebagai kerangka kerja utama. Framework ini terdiri dari enam tahapan, yaitu: *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment*. Framework ini dipilih karena memiliki alur yang sistematis dan sesuai untuk penelitian berbasis machine learning, khususnya dalam klasifikasi penyakit.

Alur tahapan CRISP-DM dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2. 3 CRISP-DM

1. Business Understanding (Pemahaman Masalah)

Tahap ini berfokus pada penentuan tujuan penelitian, yaitu melakukan analisis dan klasifikasi risiko penyakit dementia berdasarkan data kesehatan yang tersedia. Selain itu, ditentukan juga tujuan teknis berupa pembangunan model machine learning yang mampu menghasilkan prediksi dengan performa optimal. Pada tahap ini juga ditentukan algoritma yang akan digunakan, seperti Convolutional Neural Network (CNN) & Hybrid CNN-SVM (Convolutional Neural Network & Support Vector Machine)

2. Data Understanding (Pemahaman Data)

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan dan eksplorasi dataset yang digunakan dalam penelitian. Proses ini bertujuan untuk memahami karakteristik data, termasuk distribusi variabel, tipe data, serta hubungan antar fitur. Selain itu, dilakukan identifikasi terhadap missing value, outlier, serta ketidakseimbangan data yang dapat mempengaruhi performa model.

3. Data Preparation (Persiapan Data)

Tahap ini mencakup proses pengolahan data agar siap digunakan dalam pemodelan. Proses yang dilakukan meliputi:

- pembersihan data (handling missing value dan outlier)
- transformasi data (normalisasi atau scaling)
- encoding data kategorikal (jika ada)
- seleksi fitur yang relevan

Selain itu, dataset dibagi menjadi data training dan data testing untuk keperluan evaluasi model.

4. Modeling (Pemodelan)

Pada tahap ini dilakukan pembangunan model machine learning menggunakan algoritma yang telah ditentukan, yaitu CNN dan Hybrid CNN-SVM. Kedua model dilatih menggunakan data training untuk mempelajari pola dalam dataset, kemudian digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap data testing.

5. Evaluation (Evaluasi)

Tahap evaluasi bertujuan untuk mengukur performa model yang telah dibangun. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik, yaitu:

- Accuracy
- Precision
- Recall
- F1-score
- Confusion Matrix
- ROC-AUC
- Specifity
- Sensitivity

Hasil evaluasi dari masing-masing algoritma kemudian dibandingkan untuk menentukan model dengan performa terbaik dalam klasifikasi risiko dementia.

6. Deployment (Penerapan)

Tahap ini berfokus pada interpretasi hasil model yang telah diperoleh. Hasil analisis digunakan untuk memberikan gambaran mengenai model terbaik serta faktor-faktor yang mempengaruhi risiko dementia. Selain itu, hasil penelitian ini dapat dijadikan dasar untuk pengembangan sistem prediksi atau penelitian lanjutan di bidang kesehatan.

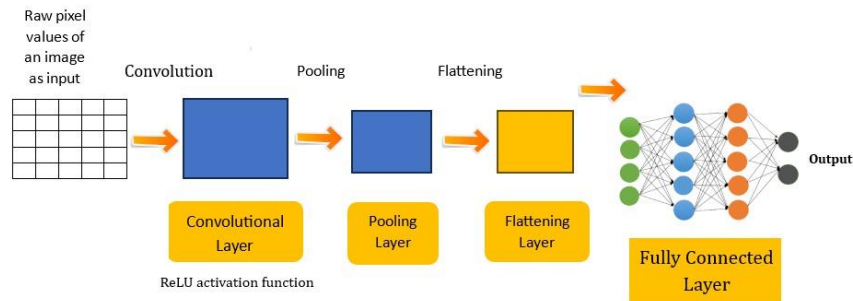
2.3.2 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode *deep learning* yang dirancang khusus untuk mengolah data berbentuk citra. CNN banyak digunakan dalam bidang *computer vision* dan analisis citra medis karena memiliki kemampuan dalam mengekstraksi fitur secara otomatis dari gambar tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur manual. Dalam penelitian ini, CNN digunakan untuk melakukan klasifikasi citra MRI otak guna mendeteksi kategori dementia berdasarkan pola visual yang terdapat pada citra MRI.

CNN bekerja melalui beberapa layer utama, yaitu *convolution layer*, *pooling layer*, *flatten layer*, dan *fully connected layer*. Pada *convolution layer*, dilakukan proses ekstraksi fitur menggunakan filter atau kernel untuk mendeteksi pola tertentu pada citra seperti tepi, tekstur, dan bentuk objek.

Selanjutnya, *pooling layer* digunakan untuk mengurangi dimensi data sehingga proses komputasi menjadi lebih efisien. Setelah itu, hasil feature map

akan diubah menjadi vektor satu dimensi menggunakan *flatten layer* sebelum diteruskan ke *fully connected layer* untuk proses klasifikasi akhir.



Convolutional Neural Networks - Architecture

studyopedia

Gambar 2. 4 Arsitektur Dasar Convolutional Neural Network (CNN)

Gambar 2.4 menunjukkan bahwa CNN bekerja dengan menerima input berupa citra, kemudian dilakukan proses convolution untuk menghasilkan feature map berdasarkan pola tertentu pada gambar. Setelah itu dilakukan proses pooling untuk mengurangi dimensi feature map sehingga informasi penting tetap dipertahankan namun kompleksitas data menjadi lebih rendah. Feature hasil ekstraksi kemudian diteruskan menuju *fully connected layer* untuk menentukan hasil klasifikasi akhir.

Dalam implementasinya, CNN direpresentasikan menggunakan rumus sebagai berikut:

UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA

$$S(i, j) = (X * K)(i, j) = \sum_m \sum_n X(i - m, j - n)K(m, n)$$

Rumus 2. 9 reLU CNN

Keterangan dari setiap komponen pada rumus convolution adalah sebagai berikut:

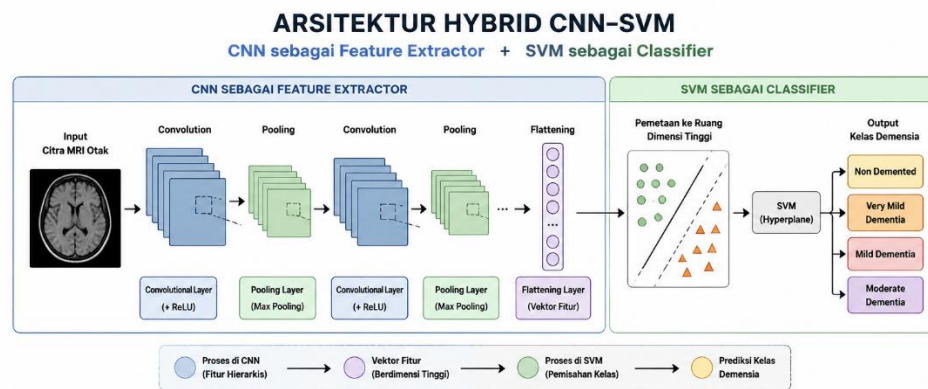
- X = input citra atau feature map
- K = kernel atau filter convolution
- $S(i, j)$ = hasil feature map pada posisi tertentu
- m, n = ukuran kernel convolution

Pada penelitian ini, CNN digunakan sebagai model utama untuk melakukan klasifikasi multiclass terhadap empat kategori dementia, yaitu Non Demented, Very Mild Dementia, Mild Dementia, dan Moderate Dementia. Selain digunakan sebagai model klasifikasi, CNN juga digunakan sebagai *feature extractor* pada metode Hybrid CNN-SVM untuk menghasilkan representasi fitur dari citra MRI sebelum dilakukan proses klasifikasi menggunakan Support Vector Machine (SVM).

2.3.3 Hybrid CNN (Convolutional Neural Network) – SVM (Support Vector Machine)

Hybrid CNN-SVM merupakan metode kombinasi antara Convolutional Neural Network (CNN) dan Support Vector Machine (SVM) yang digunakan untuk meningkatkan performa klasifikasi citra. Pada metode ini, CNN digunakan sebagai feature extractor untuk mengekstraksi fitur penting dari citra MRI secara otomatis, sedangkan SVM digunakan sebagai classifier untuk melakukan klasifikasi akhir berdasarkan fitur yang dihasilkan CNN. Kombinasi kedua metode ini bertujuan memanfaatkan kemampuan CNN dalam mengenali pola visual citra dan kemampuan SVM dalam membentuk hyperplane optimal untuk memisahkan data antar kelas.

Dalam penelitian ini, citra MRI otak terlebih dahulu diproses menggunakan CNN melalui beberapa layer seperti convolution layer, pooling layer, dan flatten layer untuk menghasilkan representasi fitur dari citra MRI. Feature hasil ekstraksi tersebut kemudian digunakan sebagai input bagi algoritma SVM untuk melakukan klasifikasi terhadap kategori dementia seperti Non Demented, Very Mild Dementia, Mild Dementia, dan Moderate Dementia. Pendekatan hybrid ini dinilai mampu menghasilkan performa klasifikasi yang lebih stabil dibandingkan penggunaan CNN tunggal karena SVM memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data berdimensi tinggi.



Pada gambar 2.5 menunjukkan arsitektur Hybrid Convolutional Neural Network–Support Vector Machine (CNN-SVM) yang terdiri atas dua komponen utama, yaitu Convolutional Neural Network (CNN) sebagai feature extractor dan Support Vector Machine (SVM) sebagai classifier. Berbeda dengan arsitektur CNN konvensional yang menggunakan Fully Connected Layer sebagai lapisan klasifikasi akhir, pada model hybrid ini CNN hanya digunakan untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra MRI otak, sedangkan proses klasifikasi dilakukan oleh algoritma SVM. Pendekatan tersebut bertujuan untuk memanfaatkan keunggulan CNN dalam mempelajari representasi fitur citra secara otomatis serta kemampuan SVM dalam membentuk batas keputusan (decision boundary) yang optimal untuk meningkatkan akurasi klasifikasi.

1. CNN sebagai *Feature Extractor*

Pada tahap pertama, citra MRI otak digunakan sebagai data masukan (input) ke dalam jaringan CNN. Citra tersebut diproses melalui beberapa Convolutional Layer yang berfungsi melakukan operasi konvolusi menggunakan kernel atau filter untuk mengekstraksi berbagai karakteristik penting pada citra, seperti tepi (edges), tekstur, bentuk, dan pola anatomi otak. Hasil proses konvolusi kemudian dilewatkan ke fungsi aktivasi Rectified Linear Unit (ReLU) yang berfungsi memberikan sifat non-linear pada model sehingga CNN mampu mempelajari hubungan yang lebih kompleks antar fitur.

Selanjutnya, hasil aktivasi diproses pada Pooling Layer, umumnya menggunakan metode Max Pooling, untuk mengurangi ukuran dimensi feature map tanpa menghilangkan informasi penting yang telah dipelajari. Proses ini bertujuan untuk menurunkan kompleksitas komputasi, mempercepat proses pelatihan, serta mengurangi risiko overfitting. Tahapan konvolusi dan pooling dilakukan secara berulang sehingga CNN mampu membentuk representasi fitur secara hierarkis, mulai dari fitur sederhana hingga fitur yang lebih kompleks.

Setelah seluruh proses ekstraksi fitur selesai, feature map yang dihasilkan diubah menjadi vektor satu dimensi melalui Flattening Layer. Vektor fitur ini berisi representasi numerik dari karakteristik citra MRI yang telah dipelajari oleh CNN. Pada model hybrid, proses CNN berhenti sampai tahap ini sehingga CNN tidak melakukan proses klasifikasi, melainkan hanya menghasilkan vektor fitur yang akan digunakan sebagai masukan bagi algoritma SVM.

2. SVM sebagai *Classifier*

Vektor fitur hasil ekstraksi dari CNN selanjutnya diteruskan ke algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk melakukan proses klasifikasi. Berbeda dengan CNN konvensional yang menggunakan Fully Connected

Layer dan fungsi aktivasi Softmax sebagai lapisan keluaran, model hybrid menggantikan bagian tersebut dengan SVM sebagai pengambil keputusan akhir.

SVM bekerja dengan memetakan vektor fitur ke dalam ruang berdimensi tinggi menggunakan fungsi kernel apabila diperlukan, kemudian membentuk hyperplane yang mampu memisahkan data dari setiap kelas secara optimal. Hyperplane tersebut ditentukan berdasarkan prinsip maximum margin, yaitu memilih batas pemisah yang memiliki jarak terbesar terhadap titik data terdekat (support vectors) sehingga menghasilkan kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap data baru.

Pada penelitian ini, SVM melakukan klasifikasi terhadap empat kelas citra MRI, yaitu Non Demented, Very Mild Dementia, Mild Dementia, dan Moderate Dementia. Dengan memanfaatkan fitur yang telah diekstraksi oleh CNN, SVM mampu membentuk batas keputusan yang lebih optimal sehingga meningkatkan kemampuan model dalam membedakan karakteristik setiap kelas demensia.

3. Alur Kerja Hybrid CNN-SVM

Secara keseluruhan, proses kerja model Hybrid CNN-SVM dimulai dari citra MRI otak yang diproses oleh CNN untuk melakukan ekstraksi fitur secara otomatis melalui tahapan Convolutional Layer, ReLU Activation, Pooling Layer, dan Flattening Layer. Hasil ekstraksi tersebut berupa vektor fitur berdimensi tinggi yang selanjutnya diberikan sebagai masukan kepada algoritma SVM. SVM kemudian melakukan proses klasifikasi dengan membentuk hyperplane optimal untuk menentukan kelas akhir citra MRI berdasarkan karakteristik fitur yang telah dipelajari. Dengan menggabungkan kemampuan CNN dalam menghasilkan representasi fitur yang diskriminatif dan kemampuan SVM dalam melakukan klasifikasi menggunakan batas keputusan yang optimal, model Hybrid CNN-SVM diharapkan mampu memberikan performa klasifikasi yang lebih baik, lebih

stabil, dan lebih akurat dibandingkan penggunaan CNN sebagai model tunggal, khususnya pada klasifikasi citra MRI untuk deteksi penyakit demensia.

Dalam implementasinya, CNN berperan menghasilkan fitur representatif dari citra MRI, sedangkan SVM membantu meningkatkan kemampuan klasifikasi melalui pembentukan margin optimal antar kelas. Pendekatan hybrid CNN-SVM banyak digunakan pada penelitian klasifikasi citra medis karena mampu meningkatkan akurasi dan mengurangi overfitting dibandingkan model deep learning tunggal.

2.4 Tools/software yang digunakan

Dalam penelitian ini digunakan beberapa tools dan software untuk mendukung proses pengolahan data, analisis, serta pembangunan model klasifikasi dementia.

2.4.1 Python

Python digunakan sebagai bahasa pemrograman utama dalam seluruh proses penelitian, mulai dari preprocessing data, pengolahan citra MRI, pembangunan model CNN dan hybrid CNN-SVM, hingga evaluasi performa model. Python dipilih karena memiliki ekosistem library yang lengkap dan mendukung pengolahan data serta machine learning.

2.4.2 Jupyter Notebook

Jupyter Notebook digunakan sebagai lingkungan kerja interaktif untuk menjalankan kode Python. Tools ini memudahkan eksplorasi data, visualisasi, serta dokumentasi proses dan hasil analisis dalam satu platform. Pandas: digunakan untuk pengolahan dan manipulasi dataset serta penyajian hasil evaluasi dalam bentuk tabel.

2.4.3 Library Python

Beberapa library Python yang digunakan dalam penelitian ini meliputi :

- A. NumPy: digunakan untuk komputasi numerik dan operasi matriks yang mendukung pengolahan data serta perhitungan metrik evaluasi.
- B. Scikit-learn: digunakan untuk implementasi algoritma Support Vector Machine (SVM), confusion matrix, classification report, ROC-AUC, serta evaluasi performa model.
- C. Matplotlib: digunakan untuk visualisasi data dan hasil evaluasi model seperti grafik accuracy, loss, confusion matrix, dan ROC Curve.
- D. TensorFlow/Keras: digunakan untuk membangun, melatih, dan mengevaluasi model Convolutional Neural Network (CNN).
- E. Pillow (PIL): digunakan untuk membaca dan menampilkan file gambar pada proses visualisasi dashboard.
- F. Streamlit: digunakan untuk membangun dashboard interaktif yang menampilkan hasil penelitian dan evaluasi model berbasis web.

