

OPTIMASI DETEKSI PENYAKIT ALZHEIMER DENGAN CONVOLUTION NEURAL NETWORK(CNN) DAN SUPPORT VECTOR MACHINE(SVM) UNTUK KLASIFIKASI TINGKAT DEMENSIA

Victor Tarigan¹, Ade Yusupa², Rendy Syahputra³

^{1,2,3} Teknik Elektro, Teknik, Universitas Sam Ratulangi

¹victortarigan@unsrat.ac.id, ²ade@unsrat.ac.id, ³rendysyahputra@unsrat.ac.id

Abstrak

Deteksi dini penyakit Alzheimer menjadi tantangan penting dalam dunia medis modern karena keterbatasan diagnosis berbasis observasi klinis dan analisis manual citra MRI yang sangat tergantung pada keahlian spesialis. Dengan meningkatnya jumlah penderita Alzheimer secara global, dibutuhkan pendekatan otomatis yang cepat, akurat, dan dapat diandalkan untuk mendeteksi tingkat demensia. Penelitian ini mengusulkan metode klasifikasi hybrid yang menggabungkan Convolutional Neural Network (CNN) sebagai teknik ekstraksi fitur mendalam dan Support Vector Machine (SVM) sebagai algoritma klasifikasi untuk mengidentifikasi tingkat keparahan demensia berdasarkan citra MRI otak. Dataset yang digunakan terdiri dari empat kelas yaitu NonDemented, VeryMildDemented, MildDemented, dan ModerateDemented, dengan total 6400 citra. Seluruh citra menjalani proses preprocessing, seperti resizing ke ukuran 128×128 piksel dan normalisasi intensitas piksel. CNN kemudian digunakan untuk mengekstraksi fitur spasial yang representatif dari citra, yang selanjutnya diklasifikasikan oleh algoritma SVM. Evaluasi performa dilakukan menggunakan metode 5-fold cross-validation untuk memastikan stabilitas dan kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode CNN + SVM berhasil mencapai akurasi rata-rata sebesar 98.97%, dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang konsisten tinggi di atas 98% di semua fold. Metode ini secara signifikan mengungguli pendekatan konvensional seperti HOG + SVM (92.52%) dan LBP + SVM (54.76%). Temuan ini menunjukkan bahwa kombinasi CNN dan SVM efektif dalam mendeteksi tingkat demensia berdasarkan citra MRI dan berpotensi besar sebagai sistem pendukung keputusan dalam diagnosis Alzheimer secara otomatis dan presisi tinggi.

Kata kunci: alzheimer, CNN, SVM, klasifikasi demensia, citra MRI

1. Pendahuluan [*Times New Roman 10, bold*]

Penyakit Alzheimer merupakan penyakit dimana plak dan protein abnormal menumpuk di otak sehingga mengakibatkan penurunan sel saraf yang merupakan salah satu pemicu demensia, serta menyebabkan gangguan dalam kehidupan sehari-hari akibat menurunnya daya ingat dan kesulitan dalam menjalani kehidupan sehari-hari (Susanti et al., 2024). Menurut laporan dari World Health Organization (WHO) tahun 2021, lebih dari 55 juta orang di dunia hidup dengan demensia, dan jumlah ini diperkirakan meningkat dua kali lipat setiap 20 tahun. Dari jumlah tersebut, sekitar 60-70% kasus disebabkan oleh Alzheimer (Susanti et al., 2024). Dengan meningkatnya usia harapan hidup penduduk dunia, prevalensi penyakit Alzheimer diperkirakan akan terus meningkat. Oleh karena itu, deteksi dini penyakit Alzheimer sangat penting dalam upaya memperlambat progresi penyakit dan meningkatkan kualitas hidup pasien.

Citra otak yang diambil menggunakan *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) telah menjadi alat utama

dalam mendiagnosis Alzheimer. Citra MRI dapat menunjukkan perubahan struktur otak seperti penyusutan hippocampus yang menjadi indikasi awal dari Alzheimer. Namun, analisis manual citra MRI memerlukan keahlian tinggi dan waktu yang tidak sedikit. Untuk itu, pendekatan berbasis pembelajaran mesin dan pembelajaran mendalam (*Deep Learning*) mulai banyak dikembangkan dalam penelitian-penelitian terkini untuk membantu proses deteksi dan klasifikasi Alzheimer secara otomatis dan akurat.

Beberapa penelitian sebelumnya telah menerapkan metode klasifikasi berbasis pembelajaran mesin seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest*, dan *K-Nearest Neighbor*. Namun, metode-metode tersebut biasanya memerlukan proses ekstraksi fitur secara manual seperti *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) dan *Local Binary Pattern* (LBP) yang hasilnya sangat bergantung pada keahlian dalam memilih fitur yang relevan. Dalam beberapa kasus, metode ini menunjukkan keterbatasan dalam mengenali pola kompleks yang tersembunyi dalam citra otak.

Berkembangnya teknologi *deep learning*, *Convolutional Neural Network* (CNN) menjadi salah satu metode yang paling efektif dalam memproses data citra karena kemampuannya dalam mengekstrak fitur secara otomatis dari gambar. CNN telah menunjukkan performa tinggi dalam berbagai aplikasi pengenalan citra, termasuk dalam bidang medis seperti klasifikasi kanker, deteksi tumor, dan diagnosis Alzheimer. Penelitian oleh Husen (2024) yang berjudul *Klasifikasi Citra MRI Tumor Otak Menggunakan Metode Convolutional Neural Network* menjelaskan bahwa metode CNN memberikan kontribusi penting dalam bidang diagnosis medis dengan menyediakan model yang lebih akurat dan efisien untuk mendeteksi tumor otak. Dengan akurasi yang lebih tinggi dan risiko *overfitting* yang lebih rendah, model CNN yang dihasilkan dapat digunakan sebagai alat bantu yang andal dalam diagnosis dan deteksi dini tumor otak, sehingga meningkatkan kualitas perawatan pasien dan hasil klinis (Husen, 2024).

Penelitian yang juga dilakukan oleh Fadila, Dian Agil, Sri Sumarlinda (2024) yang berjudul *Penerapan Convolutional Neural Network (CNN) Dalam Klasifikasi Kayu Guna Bahan Baku Mebel* bahwa model CNN ini memiliki manfaat tersendiri seperti dapat membantu pengguna mengklasifikasikan antara kayu baik dan kayu tidak baik guna bahan baku mebel, selain itu dapat dijadikan acuan dalam pengembangan aplikasi *machine learning* berikutnya (Fadila, Dian Agil, Sri Sumarlinda, 2024). Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Faruk Abdullah (2022) dengan judul *Penerapan Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Penggunaan Masker* bahwa klasifikasi *convolution neural network* dapat mengklasifikasi citra objek berdasarkan kelasnya tepat dan tidak tepat. Penelitian ini mendapatkan hasil akurasi 50-65% .hal ini membuktikan bahwa klasifikasi dapat bekerja cukup baik (Faruk Abdullah & Hasan, 2022).

Meskipun CNN efektif dalam ekstraksi fitur, proses klasifikasinya yang menggunakan lapisan fully connected dengan softmax output seringkali memerlukan jumlah data besar dan proses training yang panjang. Untuk mengatasi hal ini, beberapa penelitian menggabungkan CNN dengan algoritma pembelajaran mesin yang lebih ringan seperti SVM untuk klasifikasi akhir. Pendekatan hybrid ini bertujuan untuk menggabungkan kekuatan CNN dalam mengekstrak fitur dan efisiensi SVM dalam klasifikasi. Contohnya, penelitian oleh Wahyuni (2024) dengan judul *Optimalisasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) Dalam Klasifikasi Kejadian Data Stunting* menghasilkan penelitian Kernel RBF SVM terbukti paling efektif, mencapai akurasi lebih dari 90% dengan AUC 0.926. Kolaborasi dan penggunaan teknologi memberikan harapan untuk mengatasi stunting di Indonesia, membutuhkan kerja sama antara pemerintah, lembaga swadaya

masyarakat, dan komunitas ilmiah (Wahyuni & Kusumodestoni, 2024).

Penelitian yang juga dilakukan oleh Abdusyukur (2023) berjudul *Penerapan Algoritma Support Vector Machine (SVM) Untuk Klasifikasi Pencemaran Nama Baik Di Media Sosial Twitter*. Hasil dari penelitian model SVM dengan menggunakan 6000 data tweet, maka diperoleh hasil akurasi tertinggi sebesar 87.7%. Selain itu model SVM juga sudah dapat dikategorikan good fit yang artinya model sudah mampu mengenali data baik itu untuk data latih maupun uji dengan baik, hal tersebut diperkuat oleh rata-rata akurasi model pada data latih dan uji yang terbilang tinggi yaitu sebesar 92% untuk data latih dan 85% untuk data uji (Abdusyukur, 2023).

Meskipun algoritma SVM telah digunakan secara luas dalam berbagai penelitian klasifikasi citra, performa rata-rata yang dicapai masih belum melampaui akurasi 90%. Misalnya, pada penelitian oleh Wahyuni dai tahun 2024, meskipun SVM dengan kernel RBF mencapai akurasi lebih dari 90% dalam klasifikasi data stunting, penerapannya bukan pada citra medis yang kompleks. Sedangkan pada konteks yang lebih menantang, seperti klasifikasi pencemaran nama baik di media sosial Abdusyukur di tahun 2023, akurasi tertinggi SVM hanya mencapai 87.7%. Hal ini menunjukkan bahwa pada domain dengan pola data kompleks seperti citra otak MRI, penggunaan SVM sebagai model klasifikasi tunggal cenderung kurang optimal. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang mampu mengekstraksi fitur secara otomatis dan mendalam sebelum proses klasifikasi dilakukan, seperti integrasi CNN sebagai feature extractor sebelum diklasifikasikan oleh SVM.

Melihat berbagai penelitian terdahulu yang menunjukkan potensi tinggi dari pendekatan hybrid CNN-SVM, penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk mengoptimalkan deteksi penyakit Alzheimer berdasarkan tingkat demensia melalui kombinasi *Convolutional Neural Network* (CNN) sebagai ekstraktor fitur dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai algoritma klasifikasi. Penelitian ini menggunakan dataset citra MRI yang mencakup beberapa tingkat demensia, yaitu *NonDemented*, *VeryMildDemented*, *MildDemented*, dan *ModerateDemented*.

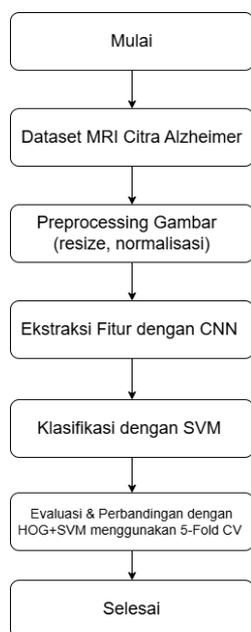
Dalam penelitian ini digunakan pendekatan 5-fold cross-validation untuk mengevaluasi performa model secara menyeluruh. Pendekatan ini dipilih karena mampu memberikan estimasi yang lebih andal terhadap generalisasi model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dengan membagi dataset menjadi lima bagian yang masing-masing digunakan sebagai data uji secara bergantian, metode ini mengurangi risiko bias akibat pemisahan data secara acak yang tidak merata. Selain itu, penggunaan 5-fold cross-validation juga bermanfaat dalam kondisi dataset yang terbatas, karena setiap data akan digunakan baik untuk pelatihan maupun pengujian

secara proporsional. Hal ini memberikan gambaran yang lebih realistis terhadap performa model dalam skenario dunia nyata.

Kontribusi dari penelitian ini adalah menyajikan pendekatan yang efisien dan akurat untuk deteksi tingkat demensia berbasis citra MRI dengan kombinasi CNN dan SVM dalam klasifikasi fitur CNN. Dengan demikian, diharapkan hasil dari penelitian ini dapat memberikan kontribusi pada pengembangan sistem pendukung diagnosis Alzheimer yang lebih baik dan cepat.

2. Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan klasifikasi hybrid dengan menggabungkan *Convolutional Neural Network* (CNN) sebagai ekstraktor fitur dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai algoritma klasifikasi. Tujuan utama dari metodologi ini adalah untuk mengoptimalkan akurasi klasifikasi tingkat demensia pada pasien Alzheimer berdasarkan citra MRI otak. Tahapan metodologi dalam penelitian ini terdiri atas: pengumpulan dan persiapan dataset, preprocessing gambar, ekstraksi fitur dengan CNN, klasifikasi menggunakan SVM, serta evaluasi performa model menggunakan 5-fold cross-validation. Diagram alur metodologi penelitian disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

Gambar 1 diagram alir tersebut menggambarkan tahapan dalam sistem klasifikasi citra MRI untuk mendeteksi penyakit Alzheimer dengan pendekatan kombinasi metode CNN dan SVM. Proses diawali dari tahap mulai, kemudian dilanjutkan dengan pengumpulan dataset MRI citra otak pasien Alzheimer, yang merupakan data utama untuk analisis. Dataset ini terdiri dari citra MRI otak yang mengandung informasi penting mengenai struktur otak, yang nantinya akan digunakan untuk

membedakan antara pasien yang terkena Alzheimer dan yang tidak.

Tahap berikutnya adalah *preprocessing* gambar, yang mencakup langkah-langkah seperti *resize* (mengubah ukuran gambar agar seragam) dan *normalisasi* (mengatur nilai piksel ke rentang tertentu). Preprocessing ini penting agar data menjadi lebih konsisten dan siap digunakan dalam proses ekstraksi fitur.

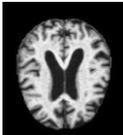
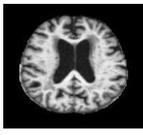
Setelah *preprocessing*, citra kemudian diproses pada tahap ekstraksi fitur menggunakan CNN (*Convolutional Neural Network*). CNN digunakan karena kemampuannya dalam mengenali pola dan fitur kompleks dalam data visual seperti gambar medis. Pada tahap ini, jaringan CNN akan mengekstraksi representasi fitur dari citra MRI yang memiliki nilai diskriminatif tinggi untuk membedakan kondisi otak.

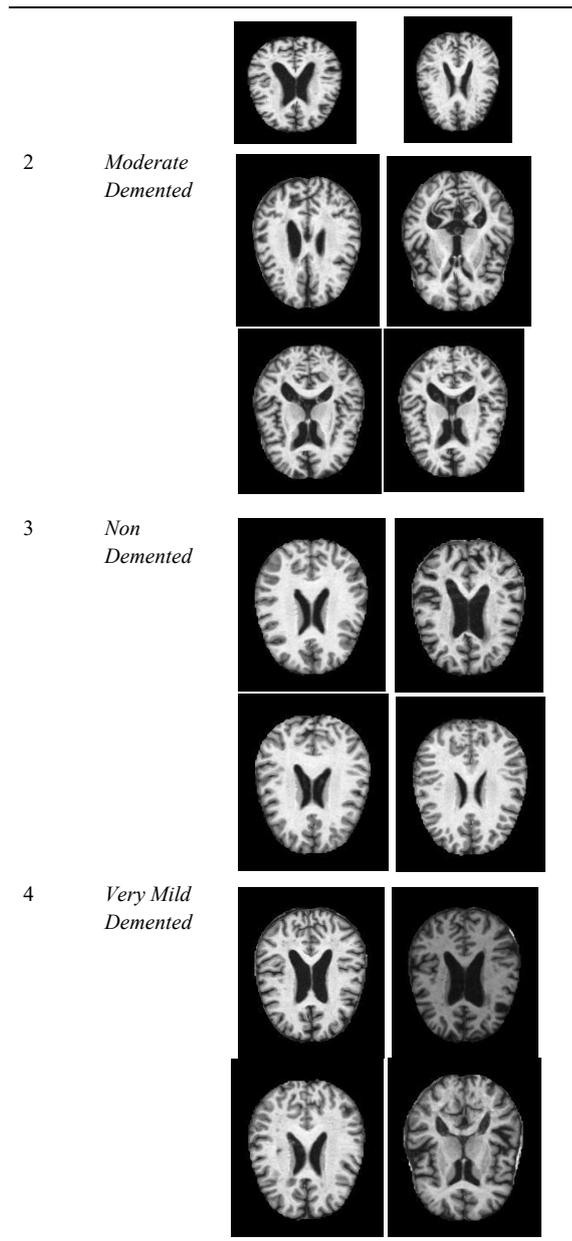
Selanjutnya, fitur-fitur yang dihasilkan oleh CNN akan diklasifikasikan menggunakan SVM. SVM adalah algoritma klasifikasi yang efektif untuk menangani data dengan dimensi tinggi dan digunakan di sini karena performanya yang baik dalam klasifikasi biner. Tahap akhir adalah **evaluasi dan perbandingan**, di mana metode CNN+SVM dibandingkan dengan metode tradisional yaitu HOG + SVM. Evaluasi dilakukan menggunakan teknik **5-Fold Cross Validation** untuk mengukur akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* secara lebih andal dan menghindari bias. Proses ini ditutup dengan tahap selesai, yang menandakan berakhirnya *pipeline* klasifikasi. Dengan pendekatan ini, diharapkan sistem mampu mendeteksi Alzheimer secara otomatis dan akurat dari citra MRI otak pasien.

2.1 Dataset MRI

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari dataset citra MRI yang terbuka untuk publik dan telah banyak digunakan dalam studi klasifikasi Alzheimer. Dataset ini dapat diakses di <https://www.kaggle.com/datasets/uraninjo/augmented-alzheimer-mri-dataset>. Dataset ini terdiri atas empat kelas berdasarkan tingkat demensia, yaitu *Non Demented*, *Very Mild Demented*, *Mild Demented*, dan *Moderate Demented*. Jumlah dataset citra berjumlah 6400 citra. Pemilihan dataset ini didasarkan pada ketersediaannya yang terstruktur dan memuat informasi label yang jelas, serta mencerminkan tahapan progresif dari kondisi Alzheimer. Contoh sampel citra MRI untuk masing-masing kelas dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Sampel Citra MRI Deteksi Penyakit Alzheimer

No	Kelas	Contoh Gambar	
1	<i>Mild Demented</i>		



Tabel 1 menampilkan contoh sampel citra MRI otak yang digunakan untuk deteksi penyakit Alzheimer, dengan pengelompokan berdasarkan kategori tingkat keparahan demensia. Tabel ini terdiri dari empat baris utama, masing-masing mewakili kelas atau label kondisi pasien, yaitu:

1. *Mild Demented* (demensia ringan): Menampilkan perubahan struktur otak yang mulai terlihat, seperti penyusutan pada area tertentu otak.
2. *Moderate Demented* (demensia sedang): Citra MRI menunjukkan kerusakan struktur otak yang lebih signifikan dibandingkan mild, dengan area berwarna gelap yang lebih luas.
3. *Non-Demented*: Menampilkan otak dari individu yang sehat atau tidak menunjukkan gejala demensia, dengan struktur otak yang tampak normal dan simetris.

4. *Very Mild Demented* (demensia sangat ringan): Menunjukkan perubahan awal pada struktur otak yang sulit dibedakan secara visual, namun bisa dikenali dengan metode analisis citra dan klasifikasi.

Setiap kategori disertai dengan beberapa contoh citra MRI dalam berbagai sudut irisan (*slice*), yang memperlihatkan perbedaan visual antar kelas. Tabel ini membantu dalam memahami karakteristik visual dari setiap tingkat demensia, yang sangat penting untuk pelatihan model klasifikasi berbasis citra dalam diagnosis dini Alzheimer.

Penggunaan citra MRI sebagai sumber data didasarkan pada kemampuannya dalam menggambarkan struktur internal otak secara detail, tanpa proses invasif. Dalam konteks penyakit Alzheimer, perubahan volume hippocampus dan struktur kortikal dapat teridentifikasi melalui MRI, sehingga menjadikannya media diagnosis yang dapat diandalkan. Dataset ini juga memberikan variasi antar subjek yang berguna dalam proses pelatihan model agar lebih general.

2.2 Preprocessing Citra

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk memastikan bahwa seluruh citra memiliki format dan ukuran yang seragam. Setiap gambar diubah ukurannya menjadi 128x128 piksel untuk mengurangi kompleksitas komputasi namun tetap mempertahankan informasi spasial yang penting. Selanjutnya, proses normalisasi dilakukan terhadap piksel citra agar berada dalam rentang nilai yang seragam, yang membantu mempercepat proses konvergensi saat pelatihan model (Satria et al., 2024).

Selain *resizing* dan normalisasi, beberapa gambar juga mengalami peningkatan kualitas dengan teknik augmentasi sederhana apabila diperlukan. *Preprocessing* ini dilakukan agar CNN dapat menerima input dengan struktur data yang konsisten. Langkah ini sangat krusial karena model deep learning sangat sensitif terhadap perbedaan distribusi input dan noise yang tidak terkendali (Supiyani, et al., 2022).

2.3 Ekstraksi Fitur Dengan CNN

Ekstraksi fitur merupakan tahap penting dalam proses klasifikasi citra, karena menentukan seberapa baik representasi informasi visual yang dapat diberikan kepada algoritma klasifikasi. Dalam konteks citra MRI otak, fitur yang relevan mencerminkan struktur morfologis seperti ukuran hippocampus, tekstur kortikal, dan pola spasial lainnya yang menunjukkan indikasi penyakit Alzheimer. Convolutional Neural Network (CNN) merupakan arsitektur deep learning yang secara khusus dirancang untuk memproses data visual, dan telah terbukti sangat efektif dalam mengekstraksi fitur dari gambar secara otomatis dan hierarkis (Gonten et al., 2024).

Convolutional Neural Network (CNN) digunakan untuk mengekstraksi fitur dari citra MRI. CNN dirancang dengan beberapa lapisan konvolusi dan pooling yang bertugas mendeteksi pola lokal seperti tepi, tekstur, dan struktur anatomi (ANHAR & PUTRA, 2023). Lapisan akhir CNN berupa flatten layer yang mengubah hasil konvolusi menjadi vektor fitur satu dimensi, siap untuk diklasifikasikan (Richo, 2023).

CNN bekerja dengan menggunakan serangkaian lapisan konvolusi (convolutional layers) yang bertugas mendeteksi pola lokal dari gambar input seperti tepi, garis, kurva, dan tekstur. Setiap lapisan konvolusi akan mengekstrak fitur dengan tingkat kompleksitas yang lebih tinggi daripada lapisan sebelumnya. Misalnya, pada lapisan awal, CNN mengenali pola dasar seperti garis horizontal dan vertikal, sedangkan pada lapisan lebih dalam, CNN dapat mengenali pola kompleks seperti bentuk anatomi otak atau distribusi jaringan saraf (Velarati et al., 2024).

Selain lapisan konvolusi, CNN juga menggunakan lapisan pooling, seperti max pooling atau average pooling, yang bertugas mereduksi dimensi fitur tanpa kehilangan informasi penting. Pooling membantu mengurangi beban komputasi serta meningkatkan ketahanan model terhadap translasi kecil dalam gambar. Setelah melewati beberapa lapisan konvolusi dan pooling, hasil akhir akan dibentuk menjadi vektor satu dimensi melalui proses flattening. Vektor inilah yang menjadi representasi fitur dari citra MRI dan siap digunakan dalam tahap klasifikasi (Harahap et al., 2020).

Model CNN dalam penelitian ini tidak dilatih secara end-to-end hingga klasifikasi akhir, melainkan hanya digunakan untuk menghasilkan representasi fitur (feature embedding) dari citra input. Pendekatan ini menghemat waktu pelatihan dan meminimalkan risiko overfitting, terutama ketika jumlah data terbatas. Fitur yang diperoleh secara otomatis ini jauh lebih kompleks dan informatif dibandingkan fitur manual seperti HOG dan LBP.

2.4 Klasifikasi Dengan SVM

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu algoritma pembelajaran mesin yang banyak digunakan dalam tugas klasifikasi, terutama ketika data memiliki dimensi tinggi dan jumlah sampel relatif terbatas. Konsep utama dari SVM adalah mencari hyperplane terbaik yang memisahkan dua atau lebih kelas data dengan margin maksimal. Dalam konteks klasifikasi citra MRI otak, kemampuan SVM dalam menangani vektor fitur berdimensi tinggi sangat berguna, terutama ketika fitur diperoleh dari lapisan dalam CNN yang bersifat kompleks dan kaya secara semantik (Muthia Sakhdiah et al., 2024).

Keunggulan utama SVM adalah kemampuannya dalam mengatasi masalah klasifikasi non-linear dengan menggunakan fungsi kernel. Kernel memungkinkan SVM memetakan data dari

ruang input ke ruang berdimensi lebih tinggi, di mana data lebih mudah dipisahkan secara linear. Dalam penelitian ini, kernel Radial Basis Function (RBF) digunakan karena cocok untuk mendeteksi pola non-linear yang umum ditemukan dalam citra medis seperti MRI otak. RBF kernel juga dikenal mampu menjaga performa meskipun jumlah data terbatas (Muthia Sakhdiah et al., 2024).

Setelah memperoleh vektor fitur dari CNN, proses klasifikasi dilakukan menggunakan Support Vector Machine (SVM). SVM dipilih karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi dan keefektifannya dalam menghasilkan hyperplane pemisah yang optimal (Abdusyukur, 2023).

Penggunaan SVM pada tahap ini memungkinkan pemisahan antar kelas demensia dengan margin maksimum. Hal ini berguna terutama ketika distribusi antar kelas tidak linier. Dengan memanfaatkan fitur dari CNN, SVM tidak perlu lagi melakukan proses transformasi fitur tambahan, karena CNN telah menyajikan representasi fitur yang kaya secara semantik dan spasial.

2.5 Evaluasi Model dan Perbandingan

Untuk mengukur performa model secara objektif dan menghindari overfitting, digunakan metode 5-fold cross-validation. Dataset dibagi menjadi lima bagian, dan pada tiap iterasi, empat bagian digunakan untuk pelatihan sementara satu bagian sisanya digunakan untuk pengujian. Proses ini diulang lima kali sehingga seluruh data mendapat giliran sebagai data uji. Evaluasi dilakukan berdasarkan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score (Tarigan & Yusupa, 2024).

Selain itu, penelitian ini membandingkan pendekatan CNN+SVM dengan metode baseline *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) + SVM dan *Local Binary Pattern* (LBP) + SVM. Perbandingan ini penting untuk menilai apakah penggunaan CNN sebagai metode ekstraksi fitur benar-benar memberikan peningkatan performa yang signifikan. Evaluasi dilakukan secara kuantitatif untuk menunjukkan keunggulan CNN dalam menangkap informasi penting dari citra MRI otak.

3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini mengkaji dua pendekatan utama dalam mendeteksi tingkat demensia pada penderita Alzheimer menggunakan citra MRI otak, yaitu metode berbasis fitur manual *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) dan *Local Binary Pattern* (LBP) yang dikombinasikan dengan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai classifier, serta metode hybrid yang memanfaatkan Convolutional Neural Network (CNN) sebagai ekstraktor fitur yang kemudian diklasifikasikan oleh SVM. Pengujian dilakukan dengan menggunakan metode 5-fold cross-validation untuk memastikan kestabilan dan kemampuan generalisasi model pada data yang

beragam. Hasil pengujian untuk HOG + SVM dapat dilihat pada Tabel 2

Tabel 2. Hasil Pengujian HOG + SVM

Fold	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
1	90.94%	91%	90.94%	90.90%
2	92.58%	92.57%	92.58%	92.57%
3	93.05%	93.07%	93.05%	93.03%
4	93.13%	93.19%	93.13%	93.07%
5	92.89%	92.89%	92.89%	92.84%
Mean	92.52%	92.48%	92.54%	92.52%

Tabel 2 menunjukkan Metode HOG + SVM menunjukkan performa yang cukup baik dengan rata-rata akurasi sebesar 92,52% ± 0,81, nilai F1-score 92,48% ± 0,81, precision 92,54% ± 0,80, dan recall 92,52% ± 0,81. Hasil ini mengindikasikan bahwa fitur manual HOG mampu menangkap pola-pola penting pada citra MRI untuk klasifikasi tingkat demensia, namun masih terdapat keterbatasan dalam membedakan kelas-kelas yang memiliki karakteristik visual yang mirip, terutama pada kelas MildDemented dan ModerateDemented. Hal ini tercermin dari confusion matrix yang menunjukkan sejumlah kesalahan klasifikasi yang terjadi antara kedua kelas tersebut, yang secara klinis memang memiliki batasan yang sulit dipisahkan. Keterbatasan ini disebabkan oleh sifat fitur manual yang kurang mampu menangkap pola spasial dan tekstur kompleks yang ada pada citra MRI otak. Untuk hasil pengujian dengan kombinasi LBP dan SVM dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian LBP + SVM

Fold	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
1	53.91%	52.86%	53.91%	48.61%
2	55.39%	49.06%	46.33%	55.39%
3	53.98%	48.51%	52.91%	53.98%
4	56.02%	52.44%	56.02%	50.32%
5	54.5%	48.95%	54.5%	48.78%
Mean	54.76%	48.95%	54.5%	48.78%

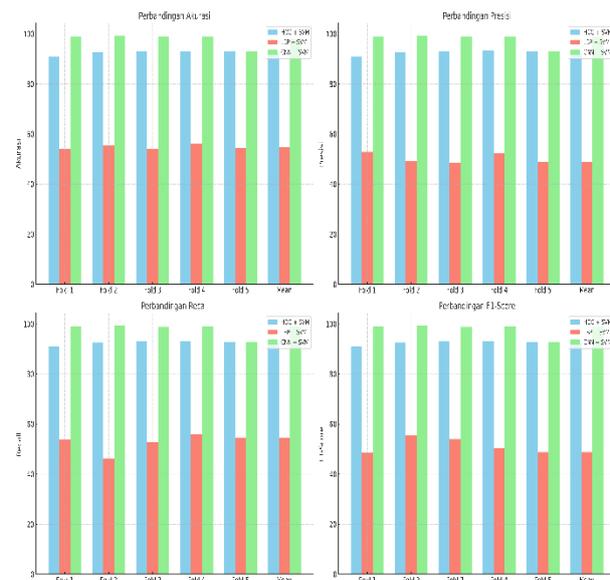
Sebaliknya pada Tabel 3, metode LBP (*Local Binary Pattern*) dengan SVM menunjukkan performa yang jauh lebih rendah dibanding metode lain. Akurasi rata-rata hanya mencapai 54.56%, dengan precision 48.95%, recall 54.50%, dan F1-score 48.78%. Hal ini menunjukkan bahwa fitur yang dihasilkan oleh LBP kurang mampu merepresentasikan karakteristik penting dari citra MRI untuk tugas klasifikasi tingkat demensia. Selain itu, terdapat variasi cukup besar antar fold, menunjukkan bahwa metode ini kurang stabil dan generalisasi model rendah. Untuk hasil pengujian CNN+SVM dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian CNN + SVM

Fold	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
1	98.98%	98.99%	98.98%	98.98%
2	99.3%	99.3%	99.3%	99.3%
3	98.83%	98.83%	98.83%	98.83%
4	99.06%	99.07%	99.06%	99.06%
5	92.89%	92.89%	92.89%	92.84%
Mean	98.97%	98.97%	98.97%	98.9%

Pada tabel 4, model hybrid CNN + SVM memberikan peningkatan performa yang signifikan dengan rata-rata akurasi mendekati 99%, serta nilai precision, recall, dan F1-score yang sangat tinggi dan konsisten antar fold. Model ini mampu mengekstrak fitur spasial dan tekstur yang lebih kompleks secara otomatis melalui CNN, sehingga menghasilkan representasi fitur yang lebih informatif untuk klasifikasi oleh SVM. Contoh confusion matrix pada Fold 1 menunjukkan bahwa hampir seluruh sampel dari kelas *NonDemented*, *VeryMildDemented*, *MildDemented*, dan *ModerateDemented* berhasil diklasifikasikan dengan benar, dengan kesalahan klasifikasi yang sangat minim. Kesalahan yang terjadi terutama berupa beberapa sampel *MildDemented* yang salah diklasifikasikan sebagai *ModerateDemented* dan sebaliknya, yang memang secara klinis memiliki batasan yang tumpang tindih. Namun, secara keseluruhan, model ini menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam membedakan kelas-kelas demensia dengan tingkat akurasi dan presisi yang tinggi.

Hasil pengujian yang ditampilkan dalam tiga tabel menunjukkan perbandingan performa antara metode HOG + SVM, LBP + SVM, dan CNN + SVM dalam tugas klasifikasi tingkat demensia berdasarkan citra MRI otak. Dari ketiga metode tersebut, pendekatan **CNN + SVM memberikan performa terbaik** dengan akurasi rata-rata mencapai **98.97%**, serta precision, recall, dan F1-score yang juga berada pada angka yang sama. Setiap fold menunjukkan nilai di atas 98%, menandakan bahwa model sangat stabil dan memiliki kemampuan generalisasi yang sangat baik terhadap data baru. Dalam bentuk grafik, perbandingan hasil pengujian ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Grafik Pengujian Optimasi Klasifikasi Penyakit Alzheimer

Gambar 2 menunjukkan empat grafik batang yang membandingkan performa metode klasifikasi

citra MRI Alzheimer menggunakan empat metrik evaluasi, yaitu: Akurasi, Presisi, *Recall*, dan F1-Score. Setiap grafik membandingkan hasil dari dua metode: CNN + SVM dan HOG + SVM, masing-masing dengan beberapa variasi fold pada 5-Fold Cross Validation (Fold 1 hingga Fold 5), serta rata-rata keseluruhan (X-Mean).

- Pada grafik Akurasi (*Accuracy*), terlihat bahwa metode CNN + SVM consistently menghasilkan nilai akurasi lebih tinggi dibandingkan HOG + SVM, yang menunjukkan bahwa CNN mampu mengekstraksi fitur yang lebih representatif.
- Grafik Presisi (*Precision*) juga memperlihatkan tren serupa, di mana CNN + SVM menghasilkan nilai presisi yang lebih baik dalam mengklasifikasikan data secara benar tanpa terlalu banyak false positives.
- Pada *Recall*, CNN + SVM menunjukkan keunggulan dalam mengenali semua kasus Alzheimer dengan lebih baik dibandingkan HOG + SVM, yang berarti lebih sedikit false negatives.
- Grafik F1-Score, yang merupakan gabungan dari presisi dan *recall*, menegaskan keunggulan CNN + SVM dalam menghasilkan performa yang seimbang dan stabil di setiap *fold*.

Secara keseluruhan, grafik ini menegaskan bahwa metode CNN + SVM unggul secara konsisten dalam semua metrik evaluasi dibandingkan dengan metode HOG + SVM, menjadikannya pilihan yang lebih efektif untuk klasifikasi citra MRI Alzheimer.

Penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam penelitian ini dioptimalkan sebagai ekstraktor fitur spasial yang mendalam dari citra MRI. CNN mampu mengekstraksi representasi visual yang kompleks, yang kemudian digunakan sebagai input oleh algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Dengan kombinasi ini, proses klasifikasi tidak lagi bergantung pada fitur buatan tangan seperti HOG atau LBP, melainkan pada fitur yang dipelajari langsung dari data melalui lapisan konvolusi dan pooling yang adaptif. Hasilnya menunjukkan bahwa CNN dapat menangkap pola-pola morfologis penting yang berkaitan dengan tingkat demensia secara lebih akurat, seperti perubahan pada struktur hippocampus dan jaringan otak lainnya.

Sementara metode HOG + SVM menunjukkan performa yang cukup baik dengan rata-rata akurasi 92.52%, pendekatan ini masih kalah dari segi akurasi dan stabilitas jika dibandingkan dengan CNN + SVM. Di sisi lain, metode LBP + SVM menghasilkan performa yang jauh lebih rendah, dengan akurasi rata-rata hanya 54.56%, memperlihatkan bahwa fitur tekstur lokal yang ditawarkan oleh LBP kurang memadai untuk klasifikasi medis yang kompleks. Perbedaan performa yang signifikan ini menegaskan bahwa penggunaan CNN sebagai ekstraktor fitur dalam pipeline SVM adalah strategi optimasi yang sangat efektif, terutama dalam konteks klasifikasi citra medis seperti deteksi penyakit Alzheimer.

4. Kesimpulan

Penelitian ini membuktikan bahwa kombinasi *Convolutional Neural Network* (CNN) sebagai ekstraktor fitur dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai algoritma klasifikasi menghasilkan performa sangat tinggi dalam mendeteksi tingkat demensia dari citra MRI otak pasien Alzheimer. Pendekatan hybrid CNN + SVM menghasilkan akurasi rata-rata sebesar 98.97% dan menunjukkan keunggulan signifikan dibanding metode berbasis fitur manual seperti HOG + SVM dan LBP + SVM. Hasil ini menunjukkan bahwa fitur yang dihasilkan secara otomatis oleh CNN mampu merepresentasikan struktur otak secara lebih mendalam, menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat dan stabil.

Keberhasilan pendekatan ini menegaskan bahwa penggunaan SVM secara tunggal memiliki keterbatasan dalam mengenali pola kompleks pada citra medis, sebagaimana ditunjukkan dalam berbagai studi terdahulu yang hanya mampu mencapai akurasi di bawah 90%. Oleh karena itu, integrasi antara metode ekstraksi fitur berbasis deep learning seperti CNN dengan SVM memberikan peningkatan kinerja yang signifikan.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa penggunaan CNN yang dioptimalkan sebagai feature extractor dalam sistem klasifikasi berbasis SVM mampu meningkatkan akurasi dan efektivitas dalam mendeteksi tingkat demensia pada penyakit Alzheimer. Temuan ini memberikan kontribusi penting dalam pengembangan sistem pendukung keputusan berbasis citra medis, dan dapat dijadikan dasar untuk implementasi lebih lanjut dalam sistem deteksi otomatis di bidang neuroinformatika dan radiologi klinis.

Daftar Pustaka:

- Abdusyukur, F. (2023). Penerapan Algoritma Support Vector Machine (Svm) Untuk Klasifikasi Pencemaran Nama Baik Di Media Sosial Twitter. *Komputa: Jurnal Ilmiah Komputer Dan Informatika*, 12(1), 73–82. <https://doi.org/10.34010/komputa.v12i1.9418>
- ANHAR, A., & PUTRA, R. A. (2023). Perancangan dan Implementasi Self-Checkout System pada Toko Ritel menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 11(2), 466. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v11i2.466>
- Fadila, Dian Agil, Sri Sumarlinda, W. L. (2024). PENERAPAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DALAM KLASIFIKASI KAYU GUNA BAHAN BAKU MEBEL. *Infotech*, 7(1), 55–62.
- Faruk Abdullah, R. R., & Hasan, M. (2022). Penerapan Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Penggunaan Masker. *Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer Banthayo Lo*

- Komputer*, 1(2), 79–84. <https://doi.org/10.37195/balok.v1i2.164>
- Gonten, F., Nfwan, F., & Ya'u Gital, A. (2024). Pre-Review Convolutional Neural Network for Detecting Object in Image Comprehensive Survey and Analysis. *Journal of Information Systems and Technology Research*, 3(2), 45–64. <https://doi.org/10.55537/jistr.v3i2.799>
- Harahap, M., Jefferson, J., Barti, S., Samosir, S., & Turnip, C. A. (2020). Implementation of Convolutional Neural Network in the classification of red blood cells have affected of malaria. *Sinkron*, 5(2), 199–207. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v5i2.10713>
- Husen, D. (2024). Klasifikasi Citra MRI Tumor Otak Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Bit-Tech*, 7(1), 143–152. <https://doi.org/10.32877/bt.v7i1.1576>
- Muthia Sakhdiah, Admi Salma, Dony Permana, & Dina Fitria. (2024). Sentiment Analysis Using Support Vector Machine (SVM) of ChatGPT Application Users in Play Store. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 2(2), 151–158. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol2-iss2/158>
- Richo. (2023). Analisis Performa Berbagai Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) terhadap Ketepatan Deteksi Cacat pada Kemasan Snack Box. *Journal of Advances in Information and Industrial Technology*, 5(1), 31–42. <https://doi.org/10.52435/jaiit.v5i1.377>
- Satria, G., Ramadhan, P., & Nugroho, S. (2024). Optimasi Data Preprocessing dan Hyperparameter Tuning pada Klasifikasi Penyakit Daun Apel menggunakan DenseNet169. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 6(3), 1352–1362. <https://doi.org/10.47065/bits.v6i3.6134>
- Supiyani, I., & Arifin, N. (2022). Identifikasi Nomor Rumah Pada Citra Digital Menggunakan Neural Network. *METHODIKA: Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 8(1), 18–21. <https://doi.org/10.46880/mtk.v8i1.921>
- Susanti, N., Siregar, N. H., Ramadhani, N., & Sihite, R. N. (2024). Alzheimer Dan Dimensia. *Kesehatan Tambusai*, 5(2), 5736–5743.
- Tarigan, V. T., & Yusupa, A. (2024). Perbandingan Algoritma Maching Learning dalam Analisis Sentimen Mobil Listrik di Indonesia pada Media Sosial Twitter/X. *Jurnal Informatika Polinema*, 10(4), 479–490. <https://doi.org/10.33795/jip.v10i4.5130>
- Velarati, K., Sari, C. A., & Rachmawanto, E. H. (2024). A Comparison of Convolutional Neural Network (CNN) and Transfer Learning MobileNetV2 Performance on Spices Images Classification. *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, 8(2), 413–420.
- Wahyuni, S. D., & Kusumodestoni, R. H. (2024). Optimalisasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) Dalam Klasifikasi Kejadian Data Stunting. *Bulletin of Information Technology (BIT)*, 5(2), 56–64. <https://doi.org/10.47065/bit.v5i2.1247>