



Classification of Alzheimer's dementia severity using Convolutional Neural Network method on MRI image of brain

Klasifikasi Keparahan Demensia Alzheimer Menggunakan Metode Convolutional Neural Network pada Citra MRI Otak

Mochammad Faizal Nazili^{1*}, Aga Bagus Firmansyah², Rani Purbaningtyas³

^{1,2,3}Fakultas Teknik, Universitas Bhayangkara Surabaya, Indonesia

E-Mail: ¹agabagus20@gmail.com, ²faisalnazili45@gmail.com, ³raniubhara@gmail.com

Received May 16th 2022; Revised Nov 26th 2022; Accepted Jan 12th 2023
Corresponding Author: Mochammad Faizal Nazili

Abstract

Image classification is a field that has found its way into various aspects of life, such as image search, facial recognition, and marketing research. Alzheimer's, a neurodegenerative disease for which there is no cure, is generally detected using MRI and the symptoms reported by the sufferer. However, misdiagnosis often occurs due to overlapping symptoms of old age and Alzheimer's symptoms, and examination of brain tissue for a clear diagnosis can only be carried out after death. In the hope of improving this process, an artificial neural network model was developed to classify the severity of Alzheimer's dementia to help doctors review and improve diagnosis accuracy. To do this, we used a set of MRI images with 4 classes and Convolutional Neural Networks (CNN) from early learning and transfer methods. The method we found that most accurately predicts the Alzheimer's class of MRI scans is Convolution Neural Network.

Keywords: Alzheimer's, Classification, CNN, Dementia, MRI

Abstrak

Klasifikasi Gambar adalah bidang yang telah menemukan jalan ke berbagai aspek kehidupan, seperti pencarian gambar, pengenalan wajah, dan riset pemasaran. Alzheimer, penyakit neurodegeneratif yang belum ada obatnya, umumnya terdeteksi menggunakan MRI dan gejala yang dilaporkan oleh si penderita. Namun, kesalahan diagnosis sering terjadi karena gejala usia tua dan gejala Alzheimer yang tumpang tindih, dan pemeriksaan jaringan otak untuk diagnosis yang jelas hanya dapat dilakukan setelah kematian. Dengan harapan untuk memperbaiki proses ini, maka dikembangkanlah model jaringan saraf tiruan untuk mengklasifikasikan tingkat keparahan demensia Alzheimer untuk membantu dokter meninjau ulang dan meningkatkan akurasi diagnosis. Untuk melakukan ini, kami menggunakan set gambar MRI dengan 4 kelas dan Convolutional Neural Networks (CNN) dari metode pembelajaran awal dan transfer. Metode yang kami temukan yang paling akurat memprediksi kelas Alzheimer dari pemindaian MRI adalah Convolution Neural Network.

Keyword: Alzheimer, CNN, Demensia, Klasifikasi, MRI

1. PENDAHULUAN

Demensia alzheimer adalah sebuah penyakit dimana terjadinya penurunan fungsi ingat otak sehingga mengganggu aktivitas sehari-hari. Kebanyakan penderita penyakit demensia berumur 60 tahun keatas. Namun tidak menutup kemungkinan seseorang dapat didiagnosa demensia alzheimer sebelum berusia 60 tahun. Pada tahun 2013 penderita penyakit demensia yang ada di indonesia mencapai 1 juta orang yang akan di perkirakan meningkat menjadi 2 kali lipat di tahun 2030 [1].

Pendeteksian keparahan demensia sejak dini dapat mengurangi laju keparahan demensia alzheimer. Salah satu metode pendeteksian demensia alzheimer yaitu dengan cara pemindaian otak menggunakan CT scan dan MRI untuk melihat apakah ada kelainan organ pada otak. Namun, sering terjadi kesalahan diagnosa. Bahkan dengan kemajuan teknologi didunia medis [2]. Masih sulit untuk memprediksi secara akurat apakah pasien menderita penyakit demensia alzheimer serta tingkat keparahannya .

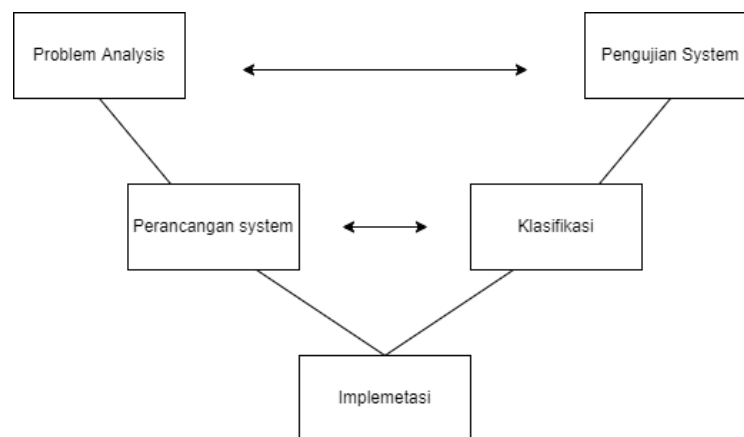
Berdasarkan uraian diatas, untuk dapat mengklasifikasikan tingkat keparahan penyakit demensia alzheimer, kami membuat sebuah model jaringan syaraf tiruan untuk mengklasifikasikan tingkat keparahan demensia alzheimer ini. Penelitian ini menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk

memproses kumpulan data citra MRI otak yang terbagi menjadi 4 macam yaitu, Non demented, Moderate Demented, Mild Demented dan Very Mild Demented.

CNN adalah salah satu jenis neural network yang biasa digunakan pada data image. CNN bisa digunakan untuk mendeteksi dan mengenali object pada sebuah image. Secara garis besar CNN tidak jauh beda dengan neural network biasanya [3]. CNN terdiri dari neuron yang memiliki weight, bias dan activation function. Convolutional layer juga terdiri dari neuron yang tersusun sedemikian rupa sehingga membentuk sebuah filter dengan panjang dan tinggi (pixels). Secara garis besarnya, CNN memanfaatkan proses konvolusi dengan menggerakkan sebuah kernel konvolusi (filter) berukuran tertentu ke sebuah gambar, komputer mendapatkan informasi representatif baru dari hasil perkalian bagian gambar tersebut dengan filter yang digunakan [4].

2. BAHAN DAN METODE

Dalam metodologi penelitian ini kami menggunakan V-model untuk mendukung sebuah penelitian dengan metode Convolutional Neural Network. Tahapan-tahapan yang akan dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut



Gambar 1. Metodologi Penelitian

2.1 Analisis Permasalahan

Pada tahapan ini adalah untuk melakukan sebuah analisa permasalahan dari informasi yang didapatkan, dan tahapan sebelumnya agar bisa cocok didapatkan dengan metode untuk mengatasi masalah dalam penelitian ini yaitu identifikasi penyakit demensia alzheimer melalui citra CT Scan dan MRI. Demensia merupakan penyakit hilangnya fungsi kognitif pada otak secara multidimensional dan berkelanjutan. Disebabkan oleh kerusakan system saraf pusat. Penyakit Alzheimer merupakan penyakit degeneratif dan penyebab utama dari demensia. Penyakit ini ditandai dengan penurunan fungsi kognitif seperti penurunan memori, bahasa, pemecahan masalah dan fungsi keterampilan lainnya yang mempengaruhi seseorang melakukan kegiatan sehari hari. Hal ini terjadi dikarenakan sel sel saraf didalam otak yang terlibat dalam fungsi kognitif telah rusak dan tidak bekerja dengan normal pada penyakit Alzheimer, kerusakan syaraf pada akhirnya akan mempengaruhi penderita melakukan gerakan tubuh dasar seperti berjalan ataupun menelan. Akhirnya penderita akan mengalami kematian setelah beberapa tahun dikarenakan tidak berfungsinya kemampuan motorik penderita.

2.2 Convolution Neural Network (CNN)

Convolution layer merupakan proses utamayang mendasari jaringan arsitektur CNN dan terdiri atas kernel. Kernel-kernel pada lapisan ini sering disebut filter konvolusi. Kernel berfungsi mempelajari fitur-fitur lokal pada feature map [7]. Tahap convolutional layer melakukan operasi konvolusi pada output dari layer sebelumnya. Konvolusi adalah istilah matematis dimana pengaplikasian sebuah fungsi pada output fungsi lain secara berulang. Persamaan konvolusi merupakan persamaan pada dua fungsi argument bernilai riil [3]. Operasi konvolusi $s(t)$ dapat ditunjukkan pada persamaan 1.

$$s(t) \sum_a I(a) \cdot K(t - a) \quad (1)$$

Dengan (a) adalah input dan $K(a)$ adalah kernel. Input convolution layer merupakan gambar yang direpresentasikan menjadi sebuah matriks. Operasi konvolusi menghasilkan nilai tinggi dan rendah pada posisi

tertentu pada feature map. Posisi tertentu dari konvolusi kernel, merupakan perkalian untuk setiap nilai pada sel kernel dan nilai piksel gambaryang tumpang tindih dengan sel kernel.

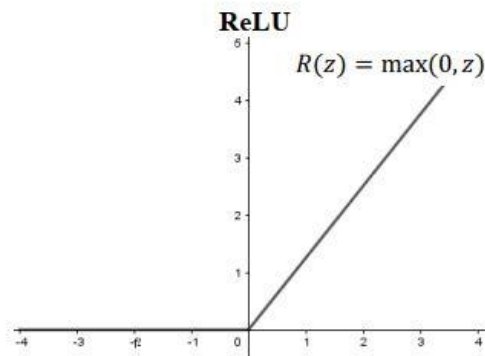
$$h_{i,j} = \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^m w_{k,l} x_{i=k-1,j+l-1} \tag{2}$$

Fungsi aktivasi *Rectifier Linear Unit*(ReLU) merupakan fungsi aktivasi sederhana yang memiliki kepentingan praktis khusus karena perhitungannya yang cepat. Kelebihan fungsi aktivasi ReLU dibandingkan dengan fungsi aktivasi lain adalah sebagai berikut [5]:

1. Fungsi aktivasi ReLU merupakan fungsi aktivasi *default* ketika mengembangkan multi layer perceptron dan *convolutional neural network*.
2. Fungsi aktivasi ReLU mengatasi masalah *gradient descent* yang hilang, yang memungkinkan model belajar lebih cepat dan berkinerja lebih baik.
3. Menemukan cara melatih jaringan dengan lebih cepat, sehingga mengurangi *overfitting*

Fungsi aktivasi ReLU memetakan input ke 0 jika negatif dan mempertahankan nilainya jika positif. Representasi fungsi ReLU ditunjukkan pada gambar 2 [8].

$$f_{ReLU}(x) = \max(0, x)$$



Gambar 2. Fungsi Aktivasi ReLU

Fungsi aktivasi softmax merupakan fungsi input vektor dari bilangan real K , yang kemudian dinormalkan menjadi distribusi probabilitas yang terdiri atas probabilitas K yang proposional ke eksponensial input. Komponen vektor pada softmax memiliki interval $(0,1)$ [9]. Fungsi softmax merupakan lapisan yang menghubungkan antara fully connected layer dengan dense connection. Softmax berfungsi untuk menghitung probabilitas pada setiap kelas target yang memungkinkan dan akan membantu menentukan kelas target pada input yang diberikan. Nilai softmax berada pada rentang probabilitas output dari 0 hingga 1 dan jumlah semua probabilitas sama dengan satu. Definisi fungsi softmax $\sigma = \mathbb{R}^K \rightarrow \mathbb{R}^K$ ditunjukkan pada persamaan 3 [10][11].

$$\sigma(z)_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \tag{3}$$

dengan $i = 1, \dots, K$ dan $z = (z_1, \dots, z_K) \in \mathbb{R}^K$

2.3 Implementasi

Implementasi system merupakan suatu penerapan jalannya system yang sudah dibuat sebelumnya, penerapan dan juga pengujian bagi system berdasarkan hasil analisa dan hasil rancangan menjadi sebuah system klasifikasi keparahan demensia Alzheimer menggunakan CNN.

1. Prapemrosesan
Proses ini merupakan proses awal untuk memasukkan data gambar ke dalam program. Nantinya gambar akan dipisah menjadi beberapa kelompok yakni training data, validasi data, dan testing data dengan perbandingan 80% dan 20%.

2. Training Data

Pada tahap ini yakni proses training data merupakan proses pelatihan model CNN yang telah dibuat sehingga nantinya dapat mengklasifikasikan citra sesuai dengan label yang telah ditentukan. Jumlah data yang digunakan pada proses ini yakni 640 citra non demented, 179 citra mild demented, 12 citra moderate demented dan 448 very mild demented dengan menggunakan data training 2560 citra non demented, 717 mild demented, 52 citra moderate demented dan 1792 citra very mild demented. Proses training akan menggunakan 40 epoch.

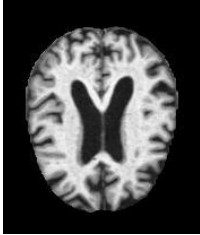
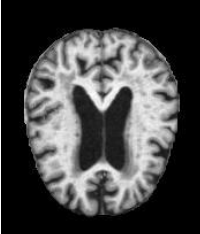
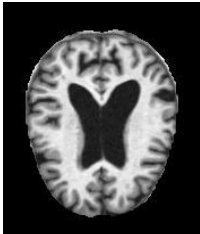
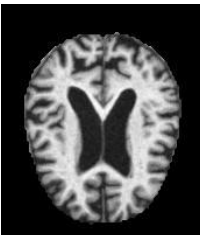
3. Testing Data

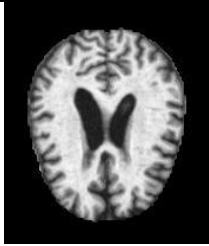
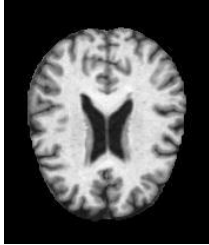
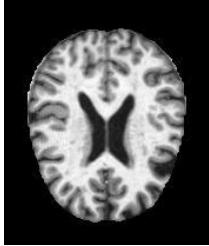
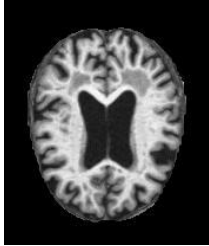
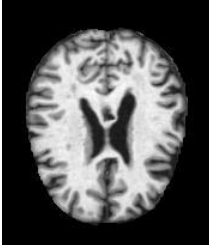

Proses ini merupakan tahap akhir dari proses training. Proses testing ini dilakukan untuk melihat ketepatan dan performa model yang didapat pada tahap training. Citra akan dicocokkan dengan model yang sudah ditraining apakah cocok atau tidak.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

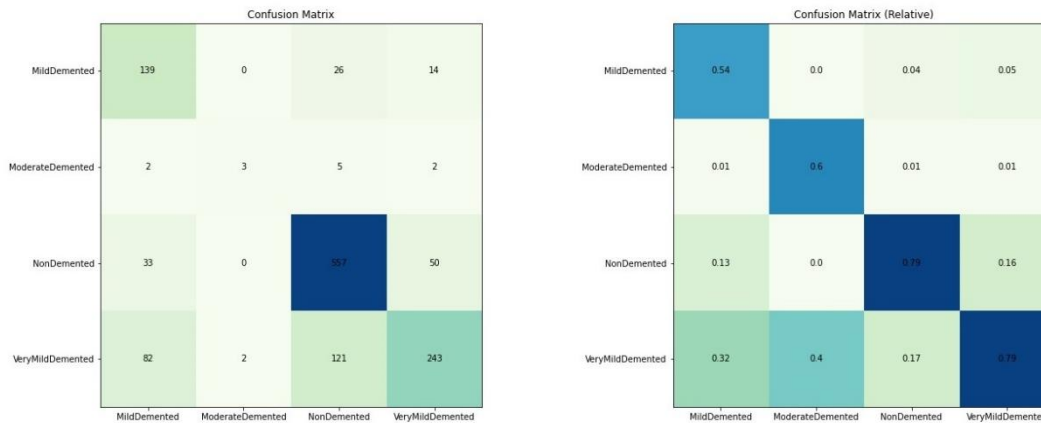
Berdasarkan hasil uji yang telah dilakukan pada sistem klasifikasi Alzheimer melalui citra MRI menggunakan Convolutional Neural Network (CNN), dapat diperoleh nilai akurasi dengan rata-rata 90% setelah melalui proses pelatihan selama rata-rata 99 detik/epoch, sehingga memakan waktu 1 jam 21 menit untuk melatih sebanyak 40 epoch. Pengujian data dilakukan pada 640 citra Non demented, 179 citra Mild Demented, 12 citra moderate demented dan 448 very mild demented dengan menggunakan data training 2560 citra Non demented, 717 Mild Demented, 52 citra moderate demented dan 1792 citra very mild demented.

Tabel 1. Percobaan MRI dengan CNN

| No | Nama Citra | Citra | Output | Hasil |
|----|-------------------|---|----------------------|----------|
| 1 | Mild Demented |  | Mild demented | Berhasil |
| 2 | Mild Demented |  | Mild Demented | Berhasil |
| 3 | Mild Demented |  | Mild <u>Demented</u> | Berhasil |
| 4 | Moderate Demented |  | Moderate Demented | Berhasil |

| No | Nama Citra | Citra | Output | Hasil |
|------|--------------------|---|---------------------|----------|
| 5 | Moderate Demented |  | Mild Demented | Gagal |
| 6 | Non Demented |  | Non Demented | Berhasil |
| 7 | Non Demented |  | Non Demented | Berhasil |
| 9 | Non Demented |  | Very Mild Demented | Gagal |
| 10 | Very Mild Demented |  | Very mild demeneted | Berhasil |
| .. | | .. | .. | .. |
| 1279 | Very Mild demented |  | Non Demented | Gagal |

Setelah menguji 1280 citra, maka metode penghitungan penilaian klasifikasi dapat dibuat dalam tabel confusion matrix seperti pada tabel dibawah ini. Dari tabel confusion matrix pada table dibawah ini akan dilakukan penghitung penilaian klasifikasi sesuai dengan nilai yang di dapat. Ditunjukkan pada Gambar 3.

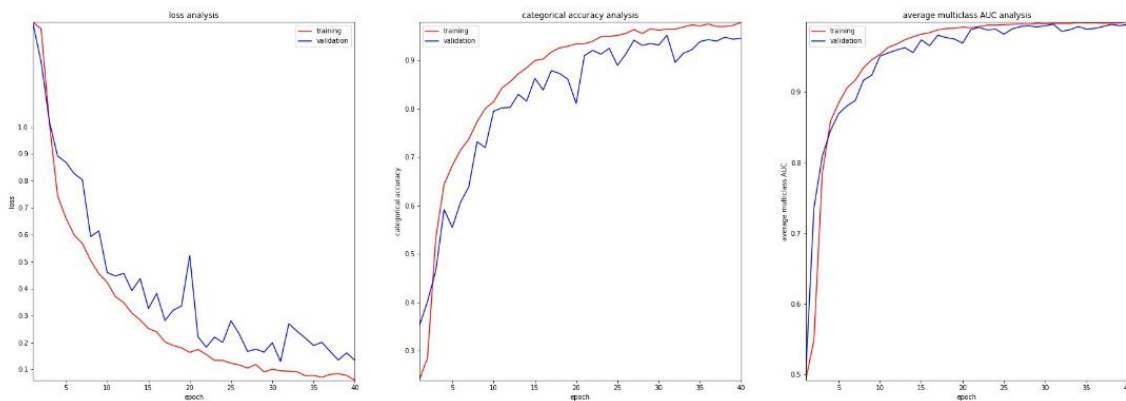


Gambar 3. Hasil Akurasi Percobaan dengan CNN

Perhitungan nilai akurasi dapat diperoleh dengan merujuk persamaan akurasi confusion matriks.

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{TP_A TP_B TP_C TP_D}{TP_A E_{AB} E_{AC} E_{AD} E_{BA} TP_B E_{BC} E_{BD} E_{CA} E_{CB} TP_C E_{CD} E_{DA} E_{DB} E_{DC} TP_D} \\
 &= \frac{139 + 3 + 557 + 243}{139 + 3 + 33 + 82 + 0 + 3 + 0 + 2 + 26 + 5 + 557 + 121 + 14 + 2 + 50 + 243} \\
 &= \frac{942}{1280} \\
 &= 0.73 \text{ (73\%)}
 \end{aligned}$$

Dari perhiungan akurasi diatas, dapat diketahui bahwa tingkat akurasi yang dihasilkan adalah 73%. Masih kurang memuaskan untuk hasil penggunaan metode deep learning. Dapat kita lihat hasil akurasi dan kegagalan pada gambar 4.



Gambar 4. Grafik Akurasi dan Error percobaan dengan CNN

4. KESIMPULAN

Berdasarkan dari hasil percobaan dapat disimpulkan bahwa pemrosesan data training berjalan baik dan lancar menghasilkan akurasi 73%. Akan tetapi pada proses validasi, nilai dari akurasi dan erroe memiliki kecenderungan bergelombang, tidak konsisten yang mengakibatkan banyak data yang gagal dalam proses validasi.

REFERENSI

- [1]. Nisa N dan Sinuraya RK. "BIOMARKER miRNA-146a SEBAGAI DETEKSI DINI YANG EFEKTIF UNTUK ALZHEIMER". Farmaka. vol. 15, no 2. pp: 159-177. 2016.
- [2]. Wildah SS, Agustiani S, Ramadhan MRS, Gata W, Nawawi HM. "Deteksi Penyakit Alzheimer Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dan Correlation Based Feature Selection". Jurnal Informatika. vol. 7, no. 2, pp:166-173. 2020.
- [3]. Yanan Sun, Bing Xue, Mengjie Zhang and Gary G. Yen. "Completely Automated CNN Architecture Design Based on Blocks". IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. 2019

- [4]. Morteza Heidari, Seyedehnafiseh Mirniaharikandehei, Abolfazl Zargari Khuzani, Gopichandh Danala, Yuchen Qiu, Bin Zheng. "Improving the performance of CNN to predict the likelihood of COVID-19 using chest X-ray images with preprocessing algorithm". *International Journal of Medical Informatics*. 2020.
- [5]. Chelghoum, R., Ikhlef, A., Hameurlaine, A., & Jacquir, S. (2020). *Transfer learning using convolutional neural network architectures for brain tumor classification from MRI images*. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 583 IFIP, 189–200. https://doi.org/10.1007/978-3-030-49161-1_17
- [6]. Hatmanti, N. M., & Ana Yunita. (2019). *Senam Lansia dan Terapi Puzzle Terhadap Demensia Pada Lansia*. In *Jurnal Keperawatan Muhammadiyah* (Vol. 4, Issue 1). <http://journal.um-surabaya.ac.id/index.php/JKM>
- [7]. Khan, H. A., Jue, W., Mushtaq, M., & Mushtaq, M. U. (2020). *Brain tumor classification in MRI image using convolutional neural network*. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 17(5), 6203–6216. <https://doi.org/10.3934/MBE.2020328>
- [8]. Mehindra Prasmatio, R., Rahmat, B., & Yuniar, I. (2020). *DETEKSI DAN PENGENALAN IKAN MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*. In *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi (JIFoSI)* (Vol. 1, Issue 2).
- [9]. Peryanto, A., & Anton Yudhana. (2019). *Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network*. <https://www.mathworks.com/discovery/convolutional-neural-network.html>
- [10]. Seetha, J., & Raja, S. S. (2018). Brain tumor classification using Convolutional Neural Networks. *Biomedical and Pharmacology Journal*, 11(3), 1457–1461. <https://doi.org/10.13005/bpj/151>
- [11]. Sultan, H. H., Salem, N. M., & Al-Atabany, W. (2019). *Multi-Classification of Brain Tumor Images Using Deep Neural Network*. *IEEE Access*, 7, 69215–69225. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2919122>