

Deteksi Penyakit *Alzheimer* Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network (CNN)*

Novi Alawiyah

Program Studi Teknik Informatika ITI,
Jl. Raya Puspitek Serpong, Tangerang Selatan – Banten, Indonesia, 15320

novialwyh@gmail.com

Abstrak

Penyakit *alzheimer* adalah jenis penyakit yang memerlukan penanganan cepat dan terarah. Pendeteksian penyakit *alzheimer* bisa dilakukan dengan menggunakan *image X-ray* dan hanya para dokter khusus yang bisa membaca citra hasil *image x-ray*. Pada penelitian ini dilakukan suatu perancangan sistem deteksi penyakit *alzheimer* dari citra hasil *image x-ray* menggunakan metode *convolution neural network (CNN)*. Jaringan pada CNN mempunyai 2 lapisan utama, yaitu *convolution layer* yang terdiri dari konvolusi *layer* dan *pooling layer*, dan klasifikasi yang terdiri dari *fully connected layer*. Dalam metode ini, nilai piksel dari masukan citra akan dikonvolusi dengan sebuah filter pada lapisan konvolusi. serta diberlakukan fungsi aktivasi ReLU (*Rectified Linear Unit*). Selanjutnya hasil keluaran dari layer konvolusi akan masuk ke lapisan pooling untuk memperkecil ukuran spasial citra hasil *image X-ray*, sehingga proses komputasi akan menjadi lebih cepat. Pada *fully connected layer* akan diberlakukan fungsi aktivasi *sigmoid* untuk mengklasifikasikan citra ke dalam 2 kelas, yaitu normal dan *alzheimer*. Hasil akhir yang didapatkan dalam tugas akhir ini adalah performa model yang cukup baik dengan akurasi yang didapatkan yaitu sebesar 90%.

Kata kunci : *Alzheimer, convolutional neural network, deep learning*

Abstract

Alzheimer's disease is a type of disease that requires rapid and targeted treatment. The detection of Alzheimer's disease can be done using X-ray images and only special doctors can read the image resulting from the x-ray image. In this study, a design of an Alzheimer's disease detection system was carried out from X-ray images using the convolution neural network (CNN) method. The CNN network has 2 main layers, namely the convolution layer which consists of the convolution layer and pooling layer, and the classification which consists of the fully connected layer. In this method, the pixel value of the input image will be convoluted with a filter on the convolution layer. as well as the activation function of ReLU (Rectified Linear Unit). Furthermore, the output from the convolution layer will enter the pooling layer to reduce the spatial size of the X-ray image, so that the computational process will be faster. In the fully connected layer, a sigmoid activation function will be applied to classify images into 2 classes, namely normal and Alzheimer's. The final result obtained in this final project is a fairly good model performance with an accuracy of 90%.

Keyword : Alzheimer, convolutional neural network, deep learning,

I. PENDAHULUAN

Alzheimer merupakan gangguan penurunan fungsi otak yang berpengaruh pada emosi, daya ingat dan pengambilan keputusan. Masyarakat mengenal penyakit ini dengan sebutan pikun. *Alzheimer* sering terjadi pada usia lebih dari 20 - 65 tahun. Masalah yang sering terjadi pada *alzheimer* ini adalah sulitnya deteksi dini karena pikun sudah umum terjadi di kalangan lansia walaupun sebenarnya telah terjadi sejak usia muda dan penatalaksanaan yang kurang memadai sehingga kualitas hidup optimal tidak tercapai (perdossi, 2015). Tanda dan gejala penyakit *alzheimer* ada seorang pasien dengan penyakit *alzheimer* mungkin tampak benar-benar normal pada pemeriksaan fisik dan pengujian status mental. Daerah tertentu dari otak (misalnya, korteks entorhinal, hippocampus) kemungkinan akan terpengaruh beberapa dekade sebelum tanda atau gejala muncul. Tanda dari penyakit *alzheimer* tidak dapat mengenali keluarga atau orang yang dicintai dan tidak dapat berkomunikasi secara efektif, mereka sepenuhnya bergantung pada orang lain untuk perawatan, dan semua rasa diri tampaknya menghilang. Cara mencegah penyakit *alzheimer* dengan meningkatnya kualitas hidup pasien menunjukkan bahwa gaya hidup sehat dapat mengurangi risiko mencegah penyakit dengan aktivitas fisik, latihan, kebugaran kardiorespirasi, diet meskipun tidak ada rekomendasi diet definitif yang dapat dibuat secara umum, pola nutrisi yang tampak bermanfaat untuk pencegahan penyakit *alzheimer* sesuai dengan diet mediterania. (lakhani, s. E. 2019). Cara mendiagnosis penyakit *alzheimer* meliputi pemeriksaan klinis yaitu diagnosis klinis penyakit *alzheimer* biasanya dibuat selama tahap penyakit

yang ringan, menggunakan tanda-tanda yang tercantum di atas. Selain itu, dengan atau tanpa pencitraan amiloid telah digunakan untuk deteksi dini.

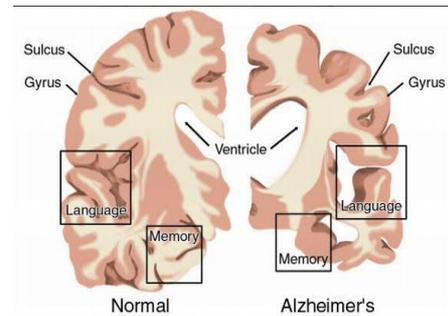
Pada penelitian ini dilakukan suatu perancangan sistem deteksi penyakit *alzheimer* dari citra hasil *image x-ray* menggunakan metode *convolution neural network* (CNN). Jaringan pada CNN mempunyai 2 lapisan utama, yaitu yang terdiri dari *convolution layer* dan *pooling layer*, dan klasifikasi yang terdiri dari *fully connected layer*. Dalam metode ini, nilai piksel dari citra masukan akan dikonvolusi dengan sebuah filter pada lapisan konvolusi. serta diberlakukan fungsi aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit). Selanjutnya hasil keluaran dari layer konvolusi akan masuk ke lapisan pooling untuk memperkecil ukuran spasial citra hasil foto X-ray, sehingga proses komputasi akan menjadi lebih cepat. Pada *fully connected layer* akan diberlakukan fungsi aktivasi sigmoid untuk mengklasifikasikan citra ke dalam 2 kelas, yaitu normal dan *alzheimer*.

II. LANDASAN TEORI

A. Alzheimer

Penyakit *Alzheimer* demensia (AD) adalah gangguan *neurodegeneratif* yang ditandai dengan gangguan kognitif dan perilaku yang secara signifikan mengganggu fungsi sosial dan pekerjaan. Penyakit ini belum bisa untuk disembuhkan dengan periode *praklinis* yang panjang dan perjalanan penyakit yang *progresif*. Pada penyakit *alzheimer*, plak berkembang di hipokampus, struktur jauh di dalam otak yang membantu mengkodekan ingatan, dan di area lain di korteks serebral yang terlibat dalam berpikir dan membuat keputusan. Tanda dan gejala penyakit *alzheimer praklinis* ada seorang pasien dengan penyakit *alzheimer praklinis* mungkin tampak benar-benar normal pada pemeriksaan fisik dan pengujian status mental. Daerah tertentu dari otak (misalnya, korteks entorhinal, hippocampus) kemungkinan akan terpengaruh beberapa dekade sebelum tanda atau gejala muncul (Lakhan, S. E. 2019). Penyakit *Alzheimer* pertama kali dijelaskan oleh seorang ahli psikiatri dan *neuropatologi* yang bernama Alois *Alzheimer* pada tahun 1907.

Dijelaskan oleh organisasi *Alzheimer* Indonesia, selama berjalannya waktu penyakit protein plak dan serat yang berbelit berkembang dalam struktur otak yang menyebabkan kematian sel-sel otak. Sel-sel saraf (neuron) yang terlibat dalam fungsi kognitif rusak dan tidak lagi dapat berfungsi normal sehingga memungkinkan kemampuan motorik seseorang tidak berfungsi untuk melaksanakan fungsi tubuh dasar seperti berjalan dan menelan kemudian pada akhirnya penderita mengalami kematian setelah beberapa tahun. Rata-rata pasien *Alzheimer* apabila tidak cepat dideteksi dan diobati hanya dapat hidup selama 8-10 tahun setelah terdiagnosis. *Alzheimer* ditunjukkan pada gambar 2.1



Gambar 2.1 Otak Normal Dan Alzheimer

B. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolution Neural Network adalah sebuah metode untuk memproses data dalam bentuk beberapa *array*, contohnya yaitu gambar berwarna yang terdiri dari tiga array 2D yang mengandung intensitas piksel dalam tiga jenis warna. *Convolution neural network* merupakan penerapan dari *Artificial Neural Network* (ANN) sebagai model terbaik untuk memecahkan masalah pengenalan objek. Ada kesamaan struktur yang dimiliki CNN dengan *artificial neural network*. pada klasifikasi citra, CNN mendapat masukan atau citra masukan untuk diproses dan diklasifikasi ke kategori tertentu. Secara teknis, CNN adalah sebuah arsitektur yang dapat dilatih dan terdiri dari beberapa tahap.

Masukan (*input*) dan keluaran (*output*) dari setiap tahap adalah terdiri dari beberapa array yang biasa disebut *feature map*. Setiap tahap terdiri dari tiga layer yaitu konvolusi, fungsi aktivasi layer dan *pooling* layer.

1. Convolutional Layer

Lapisan konvolusi yang diaplikasikan untuk mendapatkan *feature map*. Contoh proses konvolusi dengan input berupa citra satu *channel*, proses konvolusi dengan menggunakan matriks 6x6 dengan filter 3x3 dan stride 2. Operasi konvolusi layer diilustrasikan pada Gambar 2.4 sebagai berikut :

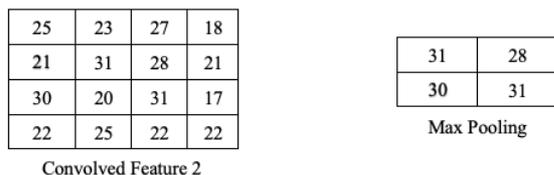
1	3	3	2	1	3	*	0	1	0	=	25	23	27	18
3	2	4	5	6	2		0	1	1		21	31	28	21
5	4	8	7	6	2		1	0	1		30	20	31	17
3	7	4	5	6	2									
8	1	7	2	6	1									
3	9	4	3	5	6									
Input									Convolved Feature 1					

Gambar 2.4 Ilustrasi Konvolusi Layer

2. Max Pooling

Max Pooling adalah untuk melakukan seleksi atau mengurangi resolusi *feature maps* yang tidak terpakai. Setiap peta *fitur* yang dikumpulkan sesuai dengan satu peta *fitur* dari lapisan sebelumnya. Dalam sebagian besar *convolutional neural network* (CNN), metode *subsampling* yang digunakan adalah *max pooling*. *Max pooling* membagi output dari convolution layer menjadi beberapa *grid* kecil lalu mengambil nilai maksimal dari setiap *grid* untuk menyusun matriks citra yang telah direduksi.

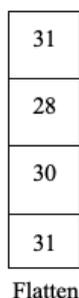
Sedangkan *average pooling* membagi *output* menjadi beberapa *grid* kecil untuk mengambil nilai rata-rata dari setiap *grid* yang ada pada citra untuk menyusun matriks yang sudah direduksi (Scherer, Müller, & Behnke, 2010). Operasi *max-pooling* diilustrasikan pada Gambar 2.5 sebagai berikut :



Gambar 2.5 Ilustrasi *Max Pooling*

3. Flatten

ulang fitur (*reshape feature map*) menjadi sebuah vector agar bisa kita gunakan sebagai input dari fully-connected layer. Operasi *flatten* diilustrasikan pada Gambar 2.6 sebagai berikut :



Gambar 2.6 Ilustrasi *Flatten*

C. Confusion Matrix

Setelah melakukan *preprocessing*, merancang arsitektur CNN dan melakukan proses training, setelah dilakukan juga proses testing. Hasil dan akurasi testing diuji dengan menggunakan confusion matriks dengan data hasil testing (Predictions). Berikut Tabel 2.2 penjelasan confusion matrix :

Tabel 2.1 Confusion Matrix

Nilai Sebenarnya	Nilai Prediksi	
	Kelas 1	Kelas 0
Kelas 1	(TP)	(FN)
Kelas 0	(FP)	(TN)

Tiap kolom pada matriks adalah contoh kelas prediksi, sedangkan tiap baris mewakili kejadian di kelas yang sebenarnya. Tiap kolom dan baris pada *confusion matrix* masing-masing memiliki nilai 0 dan 1, 0 berarti *negatif /false* dan satu berarti *positif/true*. Pada *confusion matrix*, ada empat bagian dari hasil klasifikasi. Adapun cara untuk mendapatkan nilai – nilai tersebut yaitu sebagai berikut:

Akurasi

$$\frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)} \dots \dots \dots (2.4)$$

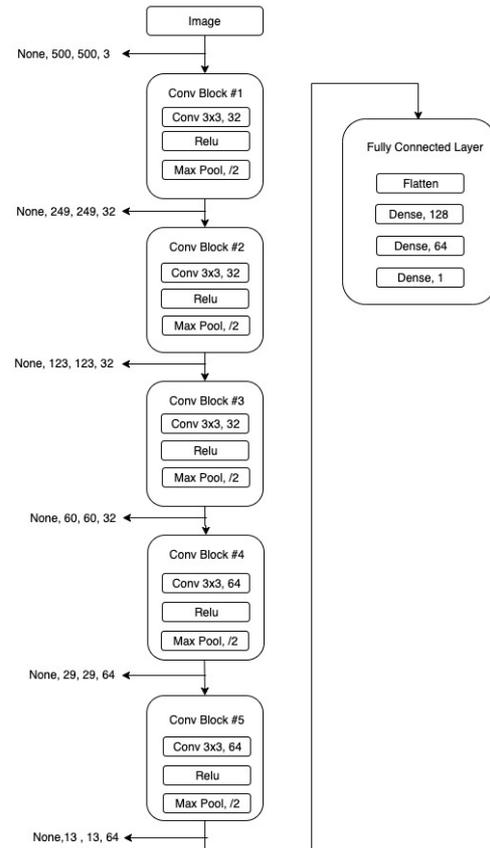
III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini data set diambil dari website Kaggle dengan url <https://www.kaggle.com/datasets/gautamgc75/dataset-alzheimer-with-fcie> bernama “Data-Alzheimer-With-FCIE” yang diterbitkan oleh “Gautam Chutani, Chandigarh, India”. Data tersebut berupa image dengan format .jpg. Selanjutnya Input layer, data yang digunakan adalah data training sebanyak 2.497 image selanjutnya data dibagi menjadi 2 kelompok yaitu 1.248 normal dan 1249 alzheimer, data testing sebanyak 336 image selanjutnya data dibagi menjadi 2 kelompok yaitu 169 normal dan 167 alzheimer. Dataset tersebut didapatkan dari image penyakit alzheimer yang berukuran 500x500x3 (menggunakan citra RGB). Angka ‘3’ yang dimaksud adalah sebuah citra yang memiliki 3 channel yaitu Red, Green, dan Blue (RGB).

B. Perancangan Arsitektur CNN

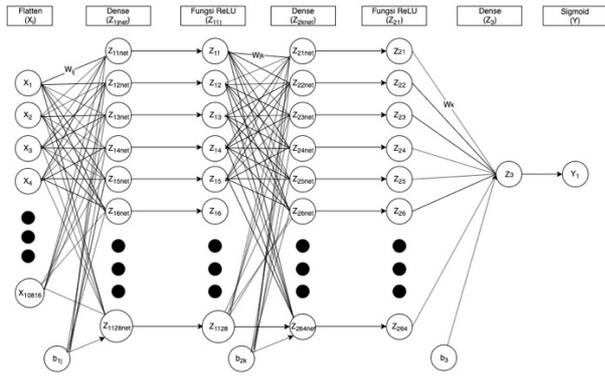
Arsitektur yang digunakan adalah arsitektur Convolutional Neural Network. Arsitektur CNN memiliki 2 tahapan, yaitu tahap Convolutional Layer dan Fully Connected Layer. Selanjutnya tahapan Convolutional Layer bagian feature learning pada sistem ini terdapat 5 convolutional block, dimana masing-masing block conv terdapat proses convolution, fungsi aktivasi dan pooling layer. Gambar 3.1 berikut sebagai Arsitektur Convolutional Neural Network.



Gambar 3.1 Arsitektur Convolutional Neural Network

C. Multi Layer Perceptron (MLP)

Setelah didapatkan nilai flatten, hasil dari flatten akan dikalikan dengan bobot ke-1 (W_1) dan ditambahkan bias1 untuk mendapatkan hidden layer ke-1 (Z_1), kemudian hasil dari hidden layer ke-1 dimasukkan fungsi ReLU (Z_1). Lalu hasil ReLU (Z_1) akan dikalikan dengan bobot ke-2 (W_2) dan ditambahkan dengan bias2 untuk mendapatkan hidden layer ke-2 (Z_2) kemudian dimasukkan fungsi sigmoid untuk mendapatkan probabilitas pada hasil hidden layer ke-2, diberikan pada gambar 3.2.



Gambar 3.2 Arsitektur MLP

$$Z_{1jnet} = \sum_{i=1}^{10816} W_{ij}X_i + b_{1j} \dots \dots \dots (3.1)$$

$$Z_{1j} = ReLU(Z_{1jnet}) \dots \dots \dots (3.2)$$

$$Z_{2knet} = \sum_{j=1}^{128} W_{jk}Z_{1jnet} + b_{2k} \dots \dots \dots (3.3)$$

$$Z_{2k} = ReLU(Z_{2knet}) \dots \dots \dots (3.4)$$

$$Z_3 = \sum_{k=1}^{64} W_{2m}Z_{2knet} + b_3 \dots \dots \dots (3.5)$$

Sesudah arsitektur MLP dirancang kemudian dilakukan perhitungan untuk mendapatkan hidden layer ke-1. Lalu dimasukan fungsi aktivasi ReLu untuk mengaktifkan node pada hidden layer ke-1 (Z1). Begitu juga dilakukan pada proses yang sama untuk dapatkan nilai Z2 dan Z3. Sedangkan nilai prediksi (Y) diperoleh dengan cara mengaktifkan (Z3) dengan menggunakan fungsi sigmoid. Untuk seluruh proses MLP layer disajikan pada tabel dibawah ini :

Tabel 3.1 Hasil Proses MLP

	Flatten	Z _{1jnet}	Z _{1j}	Z _{2knet}	Z _{2k}	Z ₃	Sigmoid (Y)
0	31	84,8	84,8	86,429	86,429	1180,7306	0,2349209
1	28	54,2	54,2	58,075	58,075		
2	30	19,19	19,19	46,041	46,041		
3	31	12,8	12,8	42,011	42,011		
4		0,3	0,3	40,4931	40,4931		
5		0,7	0,7	40,8101	40,8101		
6		0,33	0,33	40,2391	40,2391		
7		0,87	0,87	40,4039	40,4039		
8		0,98	0,98	40,0809	40,0809		
9		0,45	0,45	39,1849	39,1849		
10		0,87	0,87	39,2599	39,2599		
11		0,45	0,45	38,8457	38,8457		
12		0,33	0,33	38,3507	38,3507		
13		0,8	0,8	38,1847	38,1847		
14		0,3	0,3	37,7847	37,7847		
15		0,8	0,8	38,0247	38,0247		
16		0,4	0,4	37,4247	37,4247		
17		0,31	0,31	37,4347	37,4347		
18		0,67	0,67	37,0914	37,0914		
19		0,87	0,87	37,084	37,084		
20		0,78	0,78	37,2508	37,2508		
21		0,6	0,6	36,7256	36,7256		
22		0,9	0,9	35,3936	35,3936		
23		0,4	0,4	35,2056	35,2056		
24		0,5	0,5	35,1836	35,1836		
25		0,3	0,3	35,2336	35,2336		
26		0,23	0,23	35,2836	35,2836		
27		0,3	0,3	35,0226	35,0226		
28		0,5	0,5	35,0426	35,0426		
29		0,7	0,7	34,4426	34,4426		
30		0,6	0,6	33,8626	33,8626		
31		0,8	0,8	33,8086	33,8086		
32		0,6	0,6	33,1386	33,1386		
33		0,44	0,44	32,9386	32,9386		
34		0,65	0,65	32,8746	32,8746		
35		0,5	0,5	32,2246	32,2246		
36		0,6	0,6	31,6196	31,6196		
37		0,8	0,8	31,7796	31,7796		
38		0,67	0,67	31,2296	31,2296		
39		0,4	0,4	30,1433	30,1433		
40		0,8	0,8	29,8833	29,8833		

41		0,89	0,89	30,0433	30,0433		
42		0,4	0,4	29,0503	29,0503		
43		0,3	0,3	29,4583	29,4583		
44		0,7	0,7	29,3073	29,3073		
45		0,33	0,33	28,0913	28,0913		
46		0,87	0,87	28,3628	28,3628		
47		0,98	0,98	27,1859	27,1859		
48		0,45	0,45	26,6249	26,6249		
49		0,6	0,6	26,9464	26,9464		
50		0,8	0,8	25,9664	25,9664		
51		0,67	0,67	26,2264	26,2264		
52		0,4	0,4	25,2904	25,2904		
53		0,8	0,8	25,0404	25,0404		
54		0,11	0,11	25,1524	25,1524		
55		0,34	0,34	25,2787	25,2787		
56		0,67	0,67	24,8929	24,8929		
57		0,1	0,1	24,1903	24,1903		
58		0,43	0,43	24,4303	24,4303		
59		0,7	0,7	23,5433	23,5433		
60		0,66	0,66	23,3633	23,3633		
61		0,97	0,97	22,8333	22,8333		
62		0,2	0,2	22,4423	22,4423		
63		0,5	0,5	22,7023	22,7023		
64		0,6	0,6				
65		0,5	0,5				
66		0,98	0,98				
67		0,7	0,7				
68		0,77	0,77				
69		0,76	0,76				
70		0,23	0,23				
71		0,81	0,81				
72		0,45	0,45				
73		0,86	0,86				
74		0,14	0,14				
75		0,67	0,67				
76		0,86	0,86				
77		0,33	0,33				
78		0,35	0,35				
79		0,65	0,65				
80		0,8	0,8				
81		0,67	0,67				
82		0,87	0,87				
83		0,23	0,23				
84		0,56	0,56				

85	0,87	0,87				
86	0,89	0,89				
87	0,4	0,4				
88	0,3	0,3				
89	0,7	0,7				
90	0,33	0,33				
91	0,87	0,87				
92	0,98	0,98				
93	0,45	0,45				
94	0,87	0,87				
95	0,45	0,45				
96	0,33	0,33				
97	0,8	0,8				
98	0,3	0,3				
99	0,6	0,6				
100	0,9	0,9				
101	0,4	0,4				
102	0,5	0,5				
103	0,3	0,3				
104	0,2	0,2				
105	0,5	0,5				
106	0,5	0,5				
107	0,23	0,23				
108	0,65	0,65				
109	0,11	0,11				
110	0,12	0,12				
111	0,34	0,34				
112	0,34	0,34				
113	0,21	0,21				
114	0,77	0,77				
115	0,23	0,23				
116	0,56	0,56				
117	0,87	0,87				
118	0,89	0,89				
119	0,4	0,4				
120	0,3	0,3				
121	0,7	0,7				
122	0,33	0,33				
123	0,87	0,87				
124	0,98	0,98				
125	0,45	0,45				
126	0,87	0,87				
127	0,45	0,45				

Setelah mendapatkan probabilitas dari hidden layer ke-3 didapatkan nilai ke output Y. Jika hasil pada Y tidak sama dengan target (misal sebagai target adalah kelas 1), maka dilakukan backpropagation upaya untuk mengupdate bobot dan bias terlebih dahulu lalu menghitung loss terhadap sigmoid. Tabel 3.2 Berikut ialah sebagai perhitungan fungsi loss

		Error
Sigmoid (Y)	Target	Loss
0,7832	1	0,1061

Tabel 3.2 Proses Fungsi *Loss Terhadap Sigmoid*

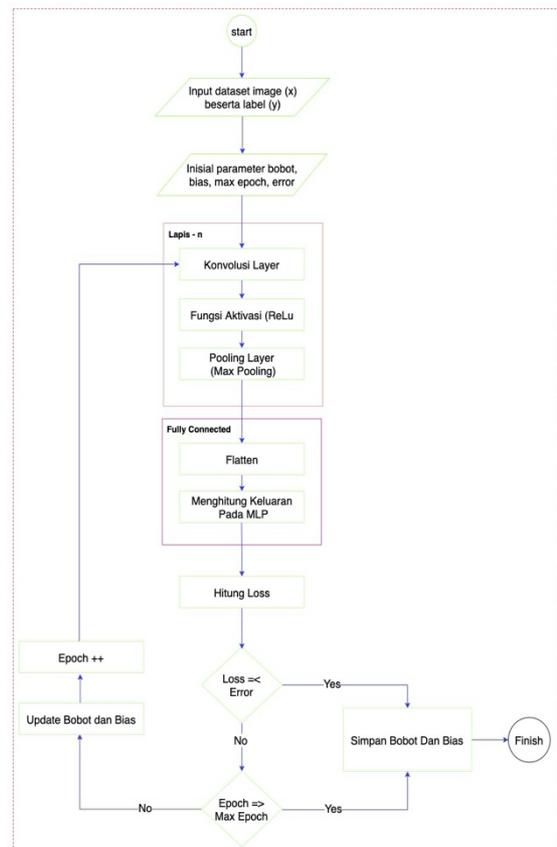
Jika nilai loss masih besar maka dilakukan backpropagation dengan mengupdate nilai bobot dan bias dilakukan secara berulang-ulang sampai dapat memberikan nilai error sekecil mungkin atau sudah mencapai konvergen.

D. Implementasi Arsitektur CNN

Berikut ini yaitu ada beberapa parameter yang dipakai sebagai implementasi sistem ANN :

1. Inisial semua bobot dan bias yang digunakan bernilai -1 sampai 1 yang diambil secara acak
2. Learning rate (α) sebesar 0,0001
3. Toleransi error sebesar 0,001
4. Fungsi aktivasi yang digunakan yaitu fungsi aktivasi ReLu dan tahap klasifikasi menggunakan fungsi sigmoid
5. Jumlah maksimum epoch sebesar 2.833

Tahap selanjutnya adalah tahap training. Data pelatihan yang sudah disiapkan sebelumnya menjadi input dan dilatih oleh ANN, didalam proses training data akan berhenti jika nilai error sangat kecil atau mencapai maksimum epoch. Berikut adalah flowchart proses training sistem ANN.

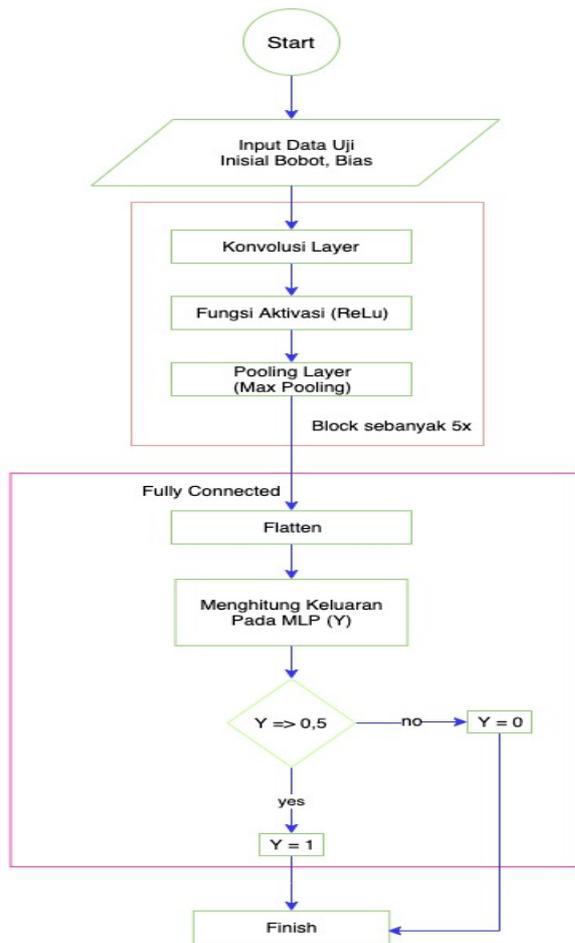


Gambar 3.3 Flowchart Training Sistem

IV. UJI COBA DAN ANALISIS HASIL

A. Uji Coba

Pada tahap uji coba merupakan tahap pengenalan. Dalam proses pengenalan ini, fase *backpropagation* yang akan digunakan sebagai fase *feed forward*-nya saja dengan menggunakan bobot dan bias yang telah disimpan ketika training selesai dilakukan. Berikut sebagai *flowchart* proses pengenalan.



Gambar 4.1 *Flowchart* Proses Pengenalan.

B. Evaluasi Model

Tabel 4.1 Hasil Evaluasi Model

Nilai Sebenarnya	Nilai Prediksi	
	Kelas 1	Kelas 0
Kelas 1	165(TP)	17(FN)
Kelas 0	16(FP)	138(TN)

$$\frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)} = \frac{165 + 138}{165 + 138 + 16 + 17} = \frac{303}{336} = 0,90$$

Pada hasil *testing* dengan jumlah dataset sebanyak 336 mendapatkan hasil akurasi 90%. dengan data yang berhasil di prediksi dengan benar sebanyak 295 dan data yang tidak benar sebanyak 41 yang tidak berhasil di prediksi. Hasil tersebut dapat dikatakan bahwa penggunaan metode *convolutional neural network* (CNN) sebagai pengekstrak ciri bisa digabungkan dengan MLP untuk mengklasifikasi penyakit alzheimer dan dapat menghasilkan akurasi yang cukup tinggi.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, mengenai deteksi alzheimer menggunakan metode *convolutional neural networks*, maka disimpulkan bahwa model CNN berhasil mendeteksi image x-ray pada penelitian ini menggunakan input shape berukuran 500x500 dan jumlah Epoch sebanyak 2.833. Data yang digunakan untuk proses training model sebanyak 2.833. Berdasarkan model yang telah dibuat deteksi berhasil dilakukan dengan akurasi yang cukup tinggi sebesar 90%.

C. Saran

tugas akhir ini dapat dikembangkan menjadi sistem yang lebih baik sebagai berikut: Melihat perkembangan algoritma yang pesat, perlu dilakukan upgrade algoritma dengan mengimplementasikan varian terkini.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih banyak kepada pihak-pihak yang telah membantu dalam pembuatan sistem dan laporan yaitu, Dosen Pembimbing, Ketua Program Studi, Pembimbing Akademik yang telah meluangkan waktu dan membantu dalam penyusunan laporan tugas akhir, dan teman-teman seperjuangan seperbimbingan, serta teman-teman angkatan 2016 Teknik Informatika yang telah membantu dalam penyusunan tugas akhir ini.

REFERENSI

1. Lionel, D., Adipranata, R., & Setyati, E. (2019). Klasifikasi Genre Musik Menggunakan Metode Deep Learning Convolutional Neural Network dan Mel-Spektrogram. *Jurnal Infra Petra*, 7(1), 51–55.
<http://publication.petra.ac.id/index.php/teknik-informatika/article/view/8044>
2. Mahmud, K. H., Adiwijaya, & Al Faraby, S. (2019). Klasifikasi Citra Multi-Kelas Menggunakan Convolutional Neural Network. *E-Proceeding of Engineering*, 6(1), 2127–2136.
3. R, A. Y. (2018). pengenalan Deep Learning.
<https://machinelearning.mipa.ugm.ac.id/2018/06/10/pengenalan-deep-learning/>
4. Nurfiti, R. D., & Ariyanto, G. (2018). Implementasi Deep Learning Berbasis Tensorflow Untuk Pengenalan Sidik Jari. *Emitor: Jurnal Teknik Elektro*, 18(01), 22–27.
<https://doi.org/10.23917/emitor.v18i01.6236>
5. Rena, P. navia. (2019). PENERAPAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA PENDETEKSI GAMBAR NOTASI BALOK.
6. Keras (2021). Cross Entropy Loss Function <https://androidkt.com/choose-cross-entropy-loss-function-in-keras/>
7. Laksamana Rajendra H.A.F, M.T, M.Kom (2022). Artifial Neural Network <https://Network/b1c26e9347ef547ff06845ca38cc443aedc4fa86>