

BAB III LANDASAN TEORI

3.1 Diabetic Retinopathy

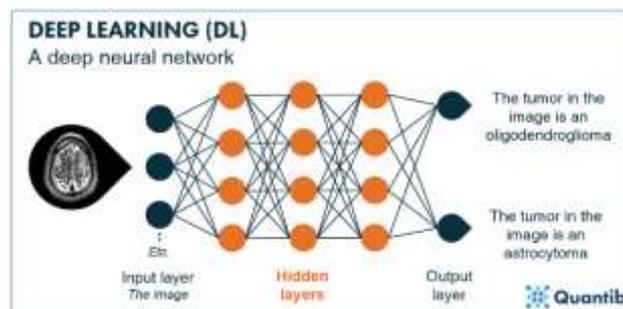
Diabetik retinopati disebabkan retina mendapatkan banyak makanan dari beberapa pembuluh darah kapiler yang ukurannya sangat kecil. Diabetikretinopati juga menjadi penyebab utama kebutaan yang memiliki sejumlah bentuk retinopati dengan DM sekitar 80% (I.Maria., 2021). Kemungkinan multifaktor dan berhubungan dengan glikosilasi protein, iskemik, dan mekanisme hemodinamik.



Gambar 3.1 Citra fundus [Sumber : www.kaggle.com]

3.2 Deep Learning

Deep learning ada sejak 2006, setelah Geoffrey Hinton mempublikasikan jurnal yang mengenalkan salah satu jenis jaringan syaraf tiruan yang disebut deep belief nets.



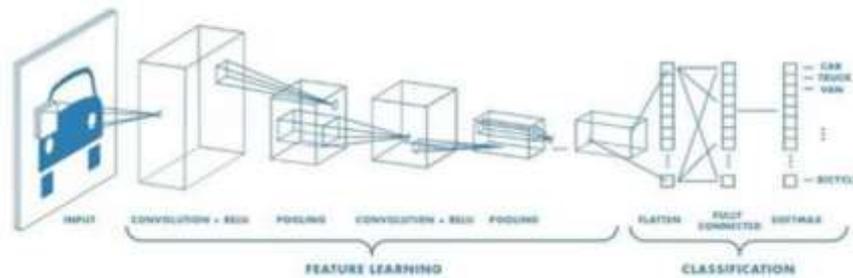
Gambar 3.2 *Arsitektur Deep Learning*. Sumber: (Fortunati Valerio., 2019)

Deep learning salah satu jenis algoritma jaringan saraf tiruan yang masukannya merupakan metadata yang diolah dengan beberapa lapisan yang

tersembunyi dari data masukan untuk menghitung nilai keluaran (O. Profand Z. A. Hasibuan., 2020).

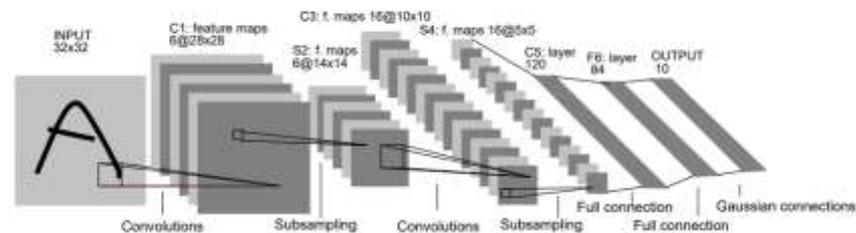
3.3 Convolutional Neural Network (CNN)

CNN atau Convolution Neural Network merupakan sejenis feedforward jaringan saraf tiruan yang memiliki struktur yang dalam. CNN merupakan salah satu representasi dari algoritma deep learning. Kelebihan CNN ialah algoritma yang dapat mengenali informasi tersembunyi dari suatu objek baik itu gambar, suara, teks dan sebagainya walaupun objek tersebut diposisikan dimana saja dalam input (J. W. G. Putra., 2019)



Gambar 3.3 Ilustrasi Jaringan CNN, Sumber: (A.B.Mutiara and U.Gunadarma., 2020)

CNN hampir sama dengan neural network pada umumnya yang memiliki neuron yang memiliki bobot dan bias. CNN memiliki 1 tahap training (Supervised Backpropagation). Arsitektur Convolutional Neural Network dapat dilihat pada gambar 3.4



Gambar 3.4 Arsitektur Convolutional Neural Network, Sumber: (Luis & Moncayo, n.d.)

3.4 Augmentasi

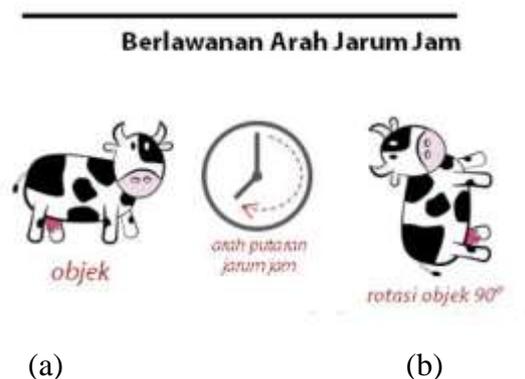
Augmentasi data merupakan suatu teknik untuk menyelesaikan permasalahan keterbatasan data yang dimiliki pada saat penelitian (Shorten and Khoshgoftaar, 2019). Pada proses augmentasi terdapat beberapa metode untuk memperbanyak dan meningkatkan variasi citra. Proses augmentasi secara umum dibagi menjadi dua teknik yaitu memodifikasi warna citra dan melakukan transformasi geometrik. Teknik augmentasi data dengan modifikasi warna, seperti pengaturan kontras, histogram equalization, pertajaman citra, dan white balance. Sedangkan contoh dari transformasi geometrik adalah rotasi, refleksi, shear, dan dilatasi (Miko ajeczyk and Grochiwski, 2018). Dari berbagai macam metode augmentasi yang banyak digunakan adalah rotasi dan refleksi.

1. Rotasi

Rotasi adalah proses perpindahan nilai piksel suatu citra sebesar 0° yang dihitung dari pusat rotasi menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos 0^\circ & -\sin 0^\circ \\ \sin 0^\circ & \cos 0^\circ \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix}$$

Dimana suatu gambar pada titik koordinat (x_1, y_1) diputar sebesar 0° dengan pusat $(0,0)$ menghasilkan gambar dengan titik koordinat (x_2, y_2) . Ilustrasi dapat dilihat pada Gambar 3.5.



Gambar 3.5 (a) Gambar Asli, (b) Gambar Setelah Diputar Sebesar 90° ,

Sumber: (quizizz.com)

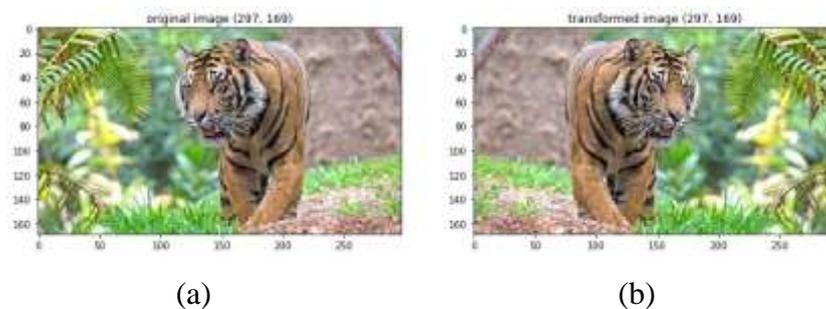
2. Refleksi

Refleksi adalah proses perubahan posisi nilai piksel suatu citra berdasarkan sumbu x atau sumbu y dihitung menggunakan persamaan rotasi dan persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix}$$

Dimana suatu gambar pada titik koordinat (x_1, y_1) direfleksi terhadap sumbu x atau sumbu y menghasilkan gambar dengan titik koordinat (x_2, y_2) . Ilustrasi dapat dilihat pada Gambar 3.6.



Gambar 3.6 (a) Gambar Asli, (b) Gambar Setelah Refleksi Terhadap Sumbu y ,

Sumber: (iq.opengenus.org)

3.5 Arsitektur Jaringan CNN

JST (Jaringan Syaraf Tiruan) terdiri dari berbagai layer dan beberapa neuron di tiap masing-masing layer. Hal tersebut tidak bisa ditentukan dengan aturan yang pasti dan berlaku berbeda-beda dalam data yang berbeda (Tofik, Widodo, & Kartika, 2018). Sebuah CNN terdiri dari beberapa layer. Berdasarkan arsitektur, ada empat macam layer utama dalam sebuah CNN hanya saja yang diterapkan pada penelitian ini ada tiga macam lapisan diantaranya :

3.5.1 Convolution Layer

Pada *convolutional layer*, citra *input* akan ditranslasikan menjadi fitur-fitur berdasarkan ciri citra. Pada *layer* ini, dihitung hasil keluaran matriks **H** yaitu perkalian antara matriks *input* beserta *padding* nya dengan matriks filter. Matrik filter pada proses *convol* berfungsi sebagai cara untuk mendapatkan ciri fitur pada tiap citra masukan. Ukuran matriks filter tidak selalu sama pada tiap *convol*, perbedaan tersebut bertujuan untuk mendapatkan pola yang bervariasi. Misalkan pada ukuran 7×7 , kemudian selanjutnya yaitu berukuran 3×3 , hal ini menunjukkan bahwa proses *convol* dapat mengenali pola secara lebih detail dan terperinci. Ukuran matrik **H** ditentukan juga dari nilai *stride* yang ditentukan. Dimana *padding* dan *stride* merupakan parameter yang digunakan untuk menentukan tambahan nilai 0 dan pergeseran filter pada citra *input*.

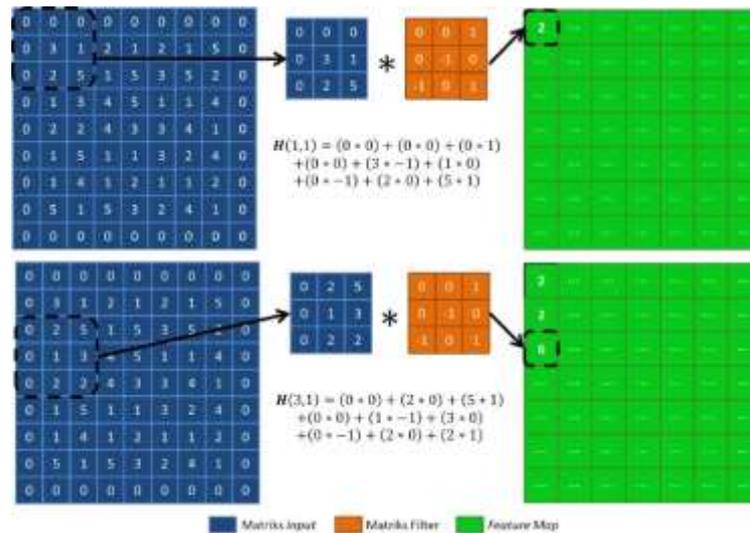
$$u_H = \frac{w - f + 2p}{s} + 1$$

Dimana u adalah ukuran matriks **H**, w adalah ukuran matriks *input*, f adalah ukuran matriks filter, p adalah *padding*, s adalah *stride*. Hasil matriks **H** menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$H_{i,j} = C_{(i,j)} * f_{(i,j)}$$

Dimana **C** adalah matriks *input*, $f_{(i,j)}$ adalah *convol* filter.

$$H_I = \sum_m \sum_n C_{(m,n)} * f_{(i+m, j+n)}$$

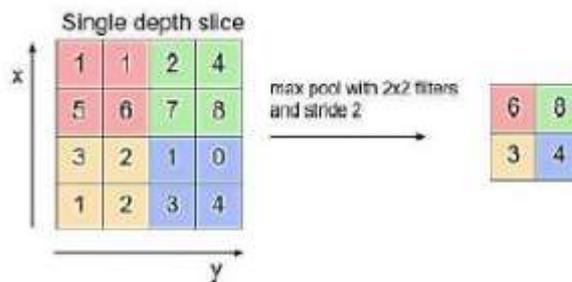


Gambar 3.7 Ilustrasi Perhitungan *Convolutional Layer*

Pada Gambar 3.7, perhitungan *feature map* dilakukan dengan perkalian *dot product* antara matriks input dan matriks filter berukuran 3 X 3 menghasilkan suatu nilai *feature map*, kemudian dilanjutkan dengan pergeseran sebesar *stride* pada matriks input dan dikalikan juga dengan matriks filter hingga memenuhi seluruh *feature map*.

3.5.2 Subsampling Layer

Subsampling merupakan proses mereduksi ukuran sebuah data citra. Pada pengolahan citra, subsampling bertujuan untuk meningkatkan invariansi posisi dari fitur. Max pooling membagi output dari convolution layer menghasilkan beberapa grid kecil selanjutnya mengambil nilai maksimal dari setiap grid untuk menyusun matriks citra yang telah direduksi seperti yang ditunjukkan pada gambar 3.8 . Kemudian hasil dari proses tersebut dapat dilihat di kumpulan grid sebelah kanannya.



Gambar 3.8 Operasi max Pooling

Springenberg dkk pada penelitiannya (J. T. Springenberg, “A. Dosovitskiy, T. Brox and M. Riedmiller, 2019) penggunaan pooling layer di CNN hanya untuk bertujuan mereduksi ukuran citra sehingga dapat dengan mudah diganti dengan sebuah convolution layer dengan stride yang sama dengan pooling layer yang bersangkutan.

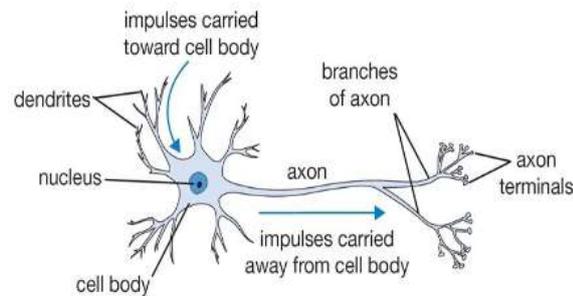
3.5.3 Fully Connected Layer Fully

Layer tersebut merupakan layer yang biasanya dipakai dalam penerapan MLP dan bertujuan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar dapat diklasifikasikan secara linear. Disetiap neuron pada convolution layer perlu ditransformasi menjadi data satu dimensi terlebih dahulu sebelum dapat dimasukkan kedalam sebuah fully connected layer. Dengan itu menyebabkan kehilangan data informasi spasialnya dan menjadi tidak reversibel, fully connected layer hanya bisa diimplementasikan di akhir jaringan. Convolution layer dengan ukuran kernel 1 x 1 menjalankan fungsi yang sama dengan sebuah fully connected layer namun dengan tetap mempertahankan karakter spasial dan data.

3.6 Neural Network

Neural Network adalah termasuk salah satu cabang dari bidang soft computing. Kemampuan dasar otak manusia menjadi acuan untuk diadopsi dalam Neural Network. Kemampuan tersebut adalah kemampuan untuk menerima stimulus, kemudian mengolah stimulus tersebut, dan memberikan tanggapan atau output sebagai hasil dari pengolahan stimulus. Variasi tanggapan atau Output

merupakan fungsi dari dari variasi stimulasi dan kemampuan pengolahan yang dilakukan oleh otak (I. H. Witten., 2017). Gambar 3.9 menyajikan ilustrasi dan formula dari algoritma Neural Network (S. A. Pattekari and A. Parveen, 2012).



Gambar 3.9 Ilustrasi *neural network*

3.7 Proses Testing

Proses testing merupakan proses klasifikasi yang menggunakan bias dan bobot dari hasil proses training. Sehingga akhir dari hasil proses ini menghasilkan akurasi dari klasifikasi yang dilakukan, data yang gagal diklasifikasi, nomor citra yang gagal diklasifikasi, dan bentuk network yang terbentuk dari proses feedforward. Lapisan Output sudah fully connected dengan label yang sudah ada.