

# TUGAS AKHIR - KS184822

# KLASIFIKASI LABEL GAMBAR SOAL MATEMATIKA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

**FADHLI AZHAR** 

NRP 06211640000049

Dosen Pembimbing

Dr. Dra. Kartika Fithriasari M.Si

NIP 196912121993032002

# Program Studi Sarjana

Departemen Statistika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya
2023



# **TUGAS AKHIR - KS184822**

# KLASIFIKASI LABEL GAMBAR SOAL MATEMATIKA DENGAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

# **FADHLI AZHAR**

NRP 06211640000049

Dosen Pembimbing

Dr. Dra. Kartika Fithriasari M.Si

NIP 196912121993032002

# Program Studi Sarjana

Departemen Statistika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya
2023



# FINAL PROJECT - KS184822

# CLASSIFICATION OF MATHEMATICS IMAGE PROBLEM LABELS USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

# **FADHLI AZHAR**

NRP 06211640000049

# Advisor

Dr. Dra. Kartika Fithriasari M.Si NIP 196912121993032002

# **Undergraduate Program of Statistics**

Department of Statistics
Faculty of Science and Data Analytics
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya
2023

### LEMBAR PENGESAHAN

# KLASIFIKASI LABEL GAMBAR SOAL MATEMATIKA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

### TUGAS AKHIR

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
memperoleh gelar Sarjana pada
Program Studi S-1 Sarjana
Departemen Statistika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh: Fadhli Azhar NRP. 06211640000049 Tanggal Ujian: Februari 2023 Periode Wisuda: September 2023

Disetujui oleh:

Pembimbing:

 Dr. Dra. Kartika Fithriasari M.Si NIP 196912121993092002

Penguji:

 Dr. Santi Wulan Purnami, S.Si, M.Si NIP 197209231998032001

 Adatul Mukarromah, S.Si, M.Si NIP 198004182003122001

> Kepala Departemen Statistika Fakultas Sains dan Analitika Data

OEPART Dr. Dra. Karlika Fithriasari, M.Si STATISTIK NIP 196912121993092002

i

#### APPROVAL SHEET

# CLASSIFICATION OF MATHEMATICS IMAGE PROBLEM LABELS USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

#### FINAL PROJECT

Submitted to fulfill one of requirements for

Obtaining a degree Bachelor of Statistics

Undergraduate Study Program S-1 Statistics

Department of Statistics

Faculty of Science and Data Analytics

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

By: Fadhli Azhar

NRP. 06211640000049

Exam Date: Februari 2023

Graduation Period: September 2023

Approved by:

Advisor:

 Dr. Dra. Karuka Fithriasari M.Si NIP 196912121993092002

Examiners:

 Dr. Santi Wulan Purnami, S Si, M Si NIP 197209231998032001

 Adatul Mukarromah, S.St, M.Si. NIP 198004182003422001

Kepala Departemen Statistika

Eakultas Sains dan Analitika Data

Dr. Dra Karika Fithnasan, M Si

DEPARTEN NIP 1969 12121993092002 STATISTIN

# PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama mahasiswa / NRP : Fadhli Azhar / 06211640000049

Program studi : Sarjana

Dosen Pembimbing / NIP : Dr. Kartika Fithriasari M.Si / 196912121993032002

dengan ini menyatakan bahwa Tugas Akhir dengan judul "Klasifikasi Label Gambar Soal Matematika Menggunakan *Convolutional Neural Network*" adalah hasil karya sendiri, bersifat orisinal, dan ditulis dengan mengikuti kaidah penulisan ilmiah.

Bilamana di kemudian hari ditemukan ketidaksesuaian dengan pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan yang berlaku di Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Surabaya, 4 Januari 2023

Mengetahui Dosen Pembimbing

Dr. Dra. Kartika Fithriasari M.Si NIP. 196912121993032002 Mahasiswa

Fadhli Azhar

NRP. 06211640000049

v

## **ABSTRAK**

### Klasifikasi Label Gambar Soal Matematika Menggunakan Convolutional Neural Network

Nama Mahasiswa / NRP : Fadhli Azhar / 06211640000049

Departemen : Statistika FSAD - ITS

Dosen Pembimbing : Dr. Dra. Kartika Fithriasari M.Si

### Abstrak

Pemahaman *learner-centered* merupakan pemahaman yang mendorong pelajar untuk berkontribusi secara aktif pada proses pembelajaran. Proses belajar aktif terdistribusi merupakan salah satu Teknik yang dapat diterapkan pada pemahaman *learner-centered*. Infrastruktur dalam menerapkan proses belajar aktif terdistribusi dibutuhkan agar memudahkan pelajar dalam melaksanakan proses belajar aktif terdistribusi seperti sistem rekomendasi. Sistem rekomendasi yang dapat dibuat untuk membantu pengalaman belajar pelajar lebih menarik antara lain pengenal soal, rekomendasi materi belajar dan sebagainya. Sistem rekomendasi seperti pengenal soal dapat dibuat dengan bantuan model deep learning seperti *Convolutional Neural Network*. Model *convolutional neural network* mampu mempelajari pola yang ada pada label soal matematika. Model terbaik yang didapatkan pada hasil penerapan *convolutional neural network* adalah model *convolutional neural network* dengan 2 *convolutional kernel* dan 3 *convolutional layer*. Model tersebut mamput mendapatkan nilai kebaikan klasifikasi sebesar 0,9453 pada data *training* dan 0,9375 pada data *testing*.

Kata kunci: Convolutional Neural Network, Convolutional Kernel, Convolutional Layer, Learner-Centered.

## **ABSTRACT**

### Classification of Mathematics Image Problem Labels Using Convolutional Neural Network

Student Name / NRP : Fadhli Azhar / 06211640000049

Department : Statistika FSAD - ITS

Advisor : Dr. Dra. Kartika Fithriasari M.Si

#### Abstract

Learner-centered understanding is an understanding that encourages students to actively contribute to the learning process. Distributed active learning is a technique that can be applied to learner-centered understanding. Infrastructure in implementing a distributed active learning process is needed to make it easier for students to carry out a distributed active learning process such as a recommendation system. Recommendation systems that can be made to help students' learning experiences be more interesting include question identifiers, study material recommendations and so on. Recommendation systems such as question identifiers can be made with the help of deep learning models such as Convolutional Neural Networks. The convolutional neural network model is able to study patterns in mathematics problem labels. The best model obtained from the results of implementing a convolutional neural network is a convolutional neural network model with 2 convolutional kernels and 3 convolutional layers. The model is able to get a good classification value of 0.9453 on the training data and 0.9375 on the testing data.

Keywords: Convolutional Neural Network, Distributed Active Learning, Leaner-Centered.

# **DAFTAR ISI**

LEMBA	R PENGESAHAN Err	or! Bookmark not defined.
PERNY	ATAAN ORISINALITAS	ii
ABSTR	AK	Vi
ABSTR	ACT	ix
DAFTA	R ISI	Xi
DAFTA	R GAMBAR	xii
DAFTA	R TABEL	XV
	R SIMBOL	xvii
BAB 1	PENDAHULUAN	19
1.1 L	atar Belakang	11
1.2	Rumusan Masalah	21
1.3	Tujuan	21
1.4	Batasan Masalah	13
1.5	Manfaat	21
BAB 2	TINJAUAN PUSTAKA	15
2.1	Convolutional Neural Network	15
2.2	Evaluasi Hasil Klasifikasi	18
BAB 3	METODOLOGI	27
3.1	Sumber Data	20
3.2	Variabel Penelitian	20
3.3	Langkah-Langkah Penelitiann	21
BAB 4	Hasil dan Pembahasan	29
4.1	Preprocessing Data Soal Foto	22
4.2	Deskripsi Data Hasil Preprocessing	22
4.3	Klasifikasi Gambar Soal Menggunakan CNN	23
4.4	Perbandingan Performa Klasifikasi Setiap Convolutio	nal Kernel 25
BAB 5	Kesimpulan dan Saran	37
5.1	Kesimpulan	37
5.2	Saran	37
DAFTA	R PUSTAKA	38
LAMPII	RAN	39
BIODA	ΓA PENULIS	41

# **DAFTAR GAMBAR**

Gambar 2.1 Arsitektur Convolutional Neural Network	15
Gambar 2.2 Ilustrasi operasi convolutional layer	16
Gambar 2.3 ReLU Layer	16
Gambar 2.4 Average pooling dan max pooling	17
Gambar 3.1 Contoh soal integral	19
Gambar 4.1 (a) Foto soal sebelum preprocessing	21
Gambar 4.1 (b) Foto soal setelah preprocessing	21
Gambar 4.2 Contoh soal integral	22
Gambar 4.3 Contoh soal peluang	22

# **DAFTAR TABEL**

Tabel 3.1 Variabel penelitian yang digunakan	19
Tabel 3.2 Struktur data	19
<b>Tabel 4.1</b> Hasil kebaikan klasifikasi pada data training dan testing menggunakan 2 convolutional kernel	22
<b>Tabel 4.2</b> Hasil kebaikan klasifikasi pada data training dan testing menggunakan 3 convolutional kernel	23
<b>Tabel 4.3</b> Hasil kebaikan klasifikasi pada data training dan testing menggunakan 4 convolutional kernel	23
<b>Tabel 4.4</b> Hasil kebaikan klasifikasi pada data training dan testing menggunakan 5 convolutional kernel	23
Tabel 4.5 Hasil kebaikan klasifikasi pada data training dan testing menggunakan 6           convolutional kernel	24
Tabel 4.6 Hasil kebaikan klasifikasi pada data training dan testing menggunakan 7 convolutional kernel	24
Tabel 4.7 Perbandingan performansi model CNN	24

# DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Syntax Pre-processing	28
Lampiran 2. Syntax 2 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer	30
Lampiran 3. Hasil 2 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer	31
Lampiran 4. Syntax 2 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer	32
Lampiran 5. Hasil 2 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer	33
Lampiran 6. Syntax 2 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer	34
Lampiran 7. Hasil 2 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer	35
Lampiran 8. Syntax 3 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer	36
Lampiran 9. Hasil 3 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer	36
Lampiran 10. Syntax 3 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer	38
Lampiran 11. Hasil 3 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer	38
Lampiran 12. Syntax 3 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer	39
Lampiran 13. Hasil 3 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer	40
Lampiran 14. Syntax 4 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer	41
Lampiran 15. Hasil 4 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer	41
Lampiran 16. Syntax 4 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer	43
Lampiran 17. Hasil 4 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer	43
Lampiran 18. Syntax 4 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer	45
Lampiran 19. Hasil 4 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer	45
Lampiran 20. Syntax 5 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer	47
Lampiran 21. Hasil 5 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer	47
Lampiran 22. Syntax 5 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer	48
Lampiran 23. Hasil 5 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer	49
Lampiran 24. Syntax 5 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer	50
Lampiran 25. Hasil 5 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer	51
Lampiran 26. Syntax 6 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer	52
Lampiran 27. Hasil 6 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer	52
Lampiran 28. Syntax 6 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer	54

Lampiran 29. Hasil 6 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer	54
Lampiran 30. Syntax 6 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer	56
Lampiran 31. Hasil 6 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer	56
Lampiran 32. Syntax 7 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer	57
Lampiran 33. Hasil 7 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer	58
Lampiran 34. Syntax 7 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer	59
Lampiran 35. Hasil 7 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer	59
Lampiran 36. Syntax 7 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer	61
Lampiran 37. Hasil 7 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer	61
Lampiran 38. Data yang digunakan	62

### **BAB 1 PENDAHULUAN**

# 1.1 Latar Belakang

Learner-centered adalah sebuah pandangan yang menggabungkan fokus pada latar belakang individu dengan fokus pada pembelajaran. Learner-centered memiliki 2 fokus utama, yaitu pembelajar dan materi ajar (McCombs, 2000). Pelajar sebagai subjek pada learner-centered dianggap sudah memiliki bakat tertentu yang akan dikembangkan. Pengembangan bakat pelajar dilakukan dengan memberikan materi ajar dan praktik pengajaran yang paling efektif dalam mendororong tingkat motivasi, pembelajaran, dan pencapaian tertinggi bagi semua pelajar.

Pemahaman *learner-centered* lebih menekankan dasar prinsip psikologis sebagai representasi dari basis pengetahuan pelajar dan pembelajaran (McCombs, 2000). Penerapan *learner-centered* terikat dengan keyakinan, karakteristik, disposisi dan praktik pengajar. Orientasi learner-centered pada pelajar membuat praktik belajar menyertakan pelajar dalam pengambilan keputusan tentang praktik pengajaran dan pengambilan nilai pembelajaran; menghargai perspektif unik setiap pelajar; menghormati dan mengakomodasi perbedaan individu dalam latar belakang, minat, kemampuan, dan pengalaman pelajar; dan memperlakukan peserta didik sebagai rekan pencipta dan mitra dalam proses belajar mengajar.

Teknologi memiliki peran yang dapat dimanfaatkan dalam pengembangan pendidikan. Teknologi yang terintegrasi dengan kurikulum akan memberikan dukungan secara langsung kepada pendidikan. Teknologi dapat membuat alat bantu belajar yang beragam sesuai dengan tujuan praktik pendidikan. Penerapan teknologi pada pendidikan dilakukan dengan penerapan prinsip *learner-centered*. Sehingga, penerapan teknologi pada pendidikan dapat membuat tipe belajar bervariasi sesuai dengan latar belakang pelajar.

Pembelajaran interktif terdistribusi merupakan salah satu bentuk penerapan teknologi pada pendidikan. Khalifa dan Lam (2002) menemukan bahwa pembelajaran pembelajaran interaktif terdistribusi lebih baik daripada pembelajaran pasif terdistribusi pada lingkungan pembelajaran berbasis web. Pembelajaran interaktif terdistribusi memberikan lingkungan belajar yang lebih mendukung pelajar. Pembelajaran interaktif terdistribusi membuat pelajar lebih aktif dan eksploratif dalam proses belajar dibandingkan pembelajaran pasif terdistribusi. Pelajar yang mengikuti pembelajaran interaktif terdistribusi mencapai nilai belajar yang lebih tinggi daripada pelajar yang mengikuti pembelajaran pasif terditribusi.

Salah satu teknologi yang dapat mendukung pembelajaran interaktif terdistribusi adalah sistem rekomendasi. Situs belajar berbasis web banyak mengembangkan sistem rekomendasi pada web yang digunakan. Sistem rekomendasi yang digunakan biasanya memberikan rekomendasi materi pembelajaran selanjutnya berdasarkan pengalaman pelajar pada web. Sistem rekomendasi juga dapat dibuat untuk membantu pelajar menyelesaikan tugas seperti pengenal soal.

Saat ini, terdapat banyak *platform* belajar daring yang memanfaatkan teknologi untuk melakukan distribusi pembelajaran seperti Zenius, Ruangguru, Khan Academy dll. *Platform* belajar daring sangat mengandalkan pemahaman *learner-centered* dan Teknik pembelajaran interaktif terdistribusi dalam praktiknya. *Machine learning* dapat dimanfaatkan untuk membuat system rekomendasi yang dapat membantu pelajar dalam penggunaan *platform* belajar daring.

Sistem rekomendasi dibuat dengan memberikan model *machine learning* beberapa data inisial sebagai inisiasi pengenalan pola. Penelitian ini akan berfokus pada pengembangan inisasi pengenal pembeda label soal integral dan peluang. Pada soal integral,

model akan diarahkan untuk mengenal pola-pola soal bergambar, bersimbol, dan memiliki persamaan. Pada soal dengan label peluang, model akan lebih ditekankan pada soal yang memiliki teks.

Penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut dalam pembuatan API yang mampu menjadi sistem rekomendasi yang lebih canggih seperti sistem rekomendasi soal. Pengembangan dari penelitian ini dapat melakukan pengenalan label soal lebih luas tidak hanya pada mata pelajaran matematika namun pada mata pelajaran lain juga. Tetapi untuk melakukan pengembangan diperlukan variasi data yang sangat luas agar model dapat menemukan pola yang akurat pada ciri masing-masing label.

Pengembangan label soal integral dapat dibuat untuk soal-soal yang memiliki gambar, simbol maupun persamaan pada mata pelajaran lainnya. Pengembangan tersebut perlu diinisiasi pada masalah pola sederhana, yaitu variasi data yang lebih sedikit untuk melihat apakah model dapat menemukan pola soal-soal bergambar, bersimbol, dan memiliki persamaan. Pengembangan soal dengan label peluang dapat dikombinasikan dengan *text mining* agar dapat menunjukkan label yang lebih bervariasi seperti pada label mata pelajaran.

Ignacio et al. (2017) melakukan penelitian pencocokan gambar geometri menggunakan *Convolutional Neural Network*. Penelitian yang dilakukan mencocokkan 2 gambar yang berbeda secara subtansi. Penelitian dilakukan dengan menggabungkan 2 gambar secara geometri dengan pendekatan transformasi *spline affine* dan memperkirakan parameternya. Arsitektur didasarkan pada tiga komponen utama, yaitu meniru Langkahlangkah standar, pencocokan dan deteksi *inlier* simultan dan estimasi parameter model. Penelitian yang dilakukan oleh Ignacio dkk. Menghasilkan bahwa jaringan arsitektur *Convolutional Neural Network* bekerja dengan baik pada perubahan-perubahan besar gambar. Oleh karena itu, jaringan arsitektur yang *Convolutional Neural Network* dapat berkerja dengan baik pada gambar dengan perbedaan jarak dan kategori.

Arsitektur *Convolutional Neural Network* juga digunakan dalam pembuatan kendaraan bawah air otomatis. Yang et al. (2019) melakukan penelitian pada kendaraaan bawah air otomatis dengan menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* pada kasus pencocokan data *sonar image*. Arsitektur *Convolutional Neural Network* menggunakan fitur 7x7. Data penelitian yang digunakan menggunakan gambar dengan kerapatan 300 dpi yang di ubah menjadi 224x224 dan orientasi gambar dibuat berbeda. Arsitektur terbaik yang digunakan pada penelitian ini adalah 5 *Convolutional layers* untuk melatih fitur ekstraksi.

Gao et al. (2021) melakukan penelitian menggunakan *Convolutional Neural Network* untuk membuat model yang *robust* pada kasus dari perbedaan bentuk gambar. Dataset yang digunakan adalah dataset *Best Buddy Similarity* (BBS) dan *King's . Dataset* KTM merupakan dataset yang dikembangkan mengikuti prosedur dataset BBS sebagai pembanding. Dataset BBS dan KTM berisi pasangan gambar yang masing-masing berjumlah 105 pasangan gambar dan 200 pasangan gambar. Arsitektur *Convolutional Neural Network* digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur. Ekstraksi fitur yang didapat akan lebih bisa menekankan perbedaan gambar yang didapat. Arsitektur *Convolutional Neural Network* terbaik yang didapatkan adalah arsitektur *Convolutional Neural Network* dengan 4 *Convolutional layers*.

Sun et al. (2021) melakukan penelitian menggunakan metode dan *convolutional* neural network untuk mendeteksi massa payudara. Penelitian ini dilakukan dengan 2 tahapan, yaitu tahap deteksi dan klasifikasi. Tahap deteksi menggunakan metode dan mathematical morphology method untuk mendeteksi benjolan yang muncul pada payudara. Jarak yang digunakan untuk mengukur adalah jarak Euclidean. Tahap klasifikasi menggunakan convolutional neural network untuk mengklasifikasinkan bagian yang

diduga kanker payudara. ada 3 *convolutional layer* dengan kernel 5x5, 3x3, dan 3x3. Gambar yang digunakan untuk klasifikasi diubah ukuran menjadi 200x200 pixel.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi label soal matematika meenggunakan *convolutional neural network* dengan label soal integral dan peluang.

#### 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang di atas, terdapat permasalahan pada sistem belajar aktif terdistribusi. sistem belajar aktif terdistribusi memerlukan infrastruktur yang mendukung pada pembelajaran pelajar. Salah satu infrastruktur yang dapat mendukung sistem belajar aktif terdistribusi adalah sistem rekomendasi pengenal soal. Sistem rekomendasi pengenal soal dapat membantu pelajar dalam menemukan soal yang tidak dikuasai oleh pelajar. Sistem rekomendasi pengenal soal memerlukan pengklasifikasian pada gambar. Oleh karena itu, pada penelitian kali ini akan melakukan klasifikasi pada label soal matematika menggunakan *convolutional neural network*.

### 1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah data yang digunakan merupakan label data yang digunakan adalah integral dan peluang. Gambar dibuat menjadi warna hitam putih. Data diambil menggunakan *smartphone* dan mengambil data di internet. Alat yang digunakan untuk mengambil gambar adalah *smartphone* Samsung Note10+.

# 1.4 Tujuan

Berdasarkan uraian rumusan masalah di atas, berikut tujuan yang akan dicapai pada penelitian ini.

- 1. Melakukan klasifikasi label gambar soal menggunakan *convolutional neural network*.
- 2. Mendapatkan hasil klasifikasi terbaik menggunakan metode *convolutional neural network*.

#### 1.5 Manfaat

Manfaat yang diharapkan melalui penelitian ini sebagai berikut.

1. Bagi keilmuan Statistika

Dapat menjadi referensi untuk penelitian-penelitian selanjutnya dalam melakukan pengelompokan data berupa teks dan gambar dengan menggunakan metode convolutional neural network.

2. Bagi Pembaca

Dapat menjadi referensi bagi pembaca, khususnya yang melakukan penelitian dalam bidang i*mage mining*.

3. Bagi pengembang layanan belajar daring.

Dapat menjadi referensi untuk pengembangan lanjutan pada pengembang layanan belajar daring.

### BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 **Convolutional Neural Network**

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu pengembangan dari konsep jaringan syaraf tiruan (Neural Network) (Wu, 2017). CNN bekerja sangat baik dalam penyelesaian kasus computer vision. Kasus-kasus yang diselesaikan oleh CNN adalah kasus-kasus klasifikasi dalam image mining seperti image recognition, image classification dll. CNN memproses data gambar dalam bentuk matriks maupun tensor yang memiliki pola tertentu.

Berikut merupakan arsitektur CNN yang digambarkan secara matematis.

$$x^1 \rightarrow [w^1] \rightarrow x^2 \rightarrow \cdots x^{L-1} \rightarrow [w^{l-1}] \rightarrow x^L \rightarrow [w^L] \rightarrow z$$

CNN memproses input dalam beberapa lapisan yang dinotasikan sebagai x dan w. x adalah matriks input dan w adalah matriks output. Secara proses matematis, gambar akan diproses sebagai input lalu diproses secara kolektif dan hasil pemprosesan akan digunakan untuk lapisan kedua dan seterusnya. Setelah itu, sebuah lapisan ditambahkan untuk mempelajari nilai kebaikan parameter-parameter yang digunakan dalam CNN didapatkan melalui proses backward error propagation. Secara matematis, sebuah strategi yang sering digunakan adalah pengodean hasil proses kolektif lapisan digunakan sebagai hasil klasifikasi. Lapisan akhir yang akan digunakan sebagai hasil klasifikasi merupakan hasil transformasi dari lapisan sebelumnya,

arg max 
$$oldsymbol{x}_i^L$$

 $\arg\max \boldsymbol{x}_i^L$  Proses pengklasifikasian dilakukan secara kolektif akan disebut sebagai proses alur maju. Pada proses ini, semua lapisan akan mempelajari lapisan sebelumnya yang difgunakan sebagai input. Hasil akhir pemprosesan kolektif lapisan akan didapatkan sebagai hasil lapisan estimasi probabilitas. Hasil lapisan estimasi probabilitas akan digunakan sebagai pengklasifikasi gambar dalam bentuk voting. Persamaan 2

menunjukkan estimasi probabilitas yang dipilih adalah estimasi probabilitas yang terbesar.
$$\left(\boldsymbol{w}^{i}\right)^{t+1} = \left(\boldsymbol{w}^{i}\right)^{t} - \eta \frac{\partial z}{\partial \left(\boldsymbol{w}^{i}\right)^{t}} \tag{2.1}$$

Keterangan:

 $\boldsymbol{W}$ : Matriks konvolusi

: loss layer  $\mathbf{z}$ 

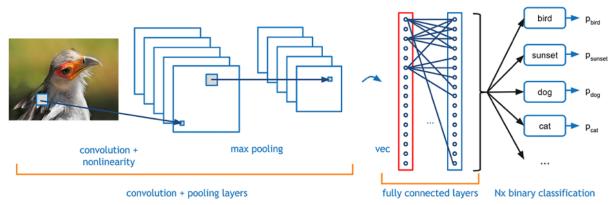
: Urutan matriks konvolusi

t+1: Urutan matriks target konvolusi

Nilai parameter yang digunakan pada CNN bertujuan untuk meminimalisir nilai kehilangan z pada loss layer z. Hasil klasifikasi yang digunakan akan didapatkan dengan proses yang bekerja dengan cara mempelajari lapisan secara kolektif ke belakang. Jika suatu  $\mathbf{x}^1$  digunakan sebagai input maka proses *running* pembelajaran akan berjalan 2 arah. Pertama proses pembelajaran untuk mendapatkan hail prediksi  $\mathbf{x}^{\mathbf{L}}$  lalu pembelajaran akan dioper ke loss layer untuk membandingkan nilai target  $\mathbf{t}$  sesuai dengan nilai  $\mathbf{x}^1$ . Persaaman 2.1 menujkaan bahwa loss layer yang digunakan akan membandingkan hasil pnegklasifikasian dengan nilai target.

Turunan parsial  $\frac{\vartheta z}{\vartheta w^i}$  adalah laju penignkatan dari nilai kehilangan z. dalam metematika optimisasi, vector turunan parsial pada persamaan 2.1 disebut sebagai gradien. Dalam tujuan untuk meminimalisir nilai kehilangan z, wi harus dimutakhirkan sepanjang arah berlawanan dari gradien. Turunan parsial ini melambangkan untuk perubahan dimensi w<sup>i</sup> yang berbeda. Aturan pemutakhiran ini disebut gradient descent.

Jika nilia gradien dipindahkan terlalu jauh maka *loss function* kemungkinan akan meningkat, oleh karena itu, pemutakhiran hanya perlu mengubah parameter-paramter melalui proporsi kecil dari gradien negatif. Hal ini dikendalikan oleh  $\eta$  (laju pembelajaran). Nilai  $\eta > 0$  biasanya disetel angka sangat kecil. Satu pemutakhiran berdasarkan ada input  $\mathbf{x}^1$  akan membuat nilai kehilangan lebih kecil ketika laju pembelajaran tidak terlalu besar.



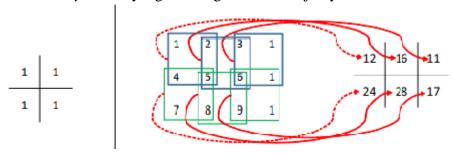
Gambar 2.1 Arsitektur Convolutional Neural Network

Gambar 2.1 menunjukkan arsitektur yang digunakan oleh CNN. Arsitektur CNN memiliki beberapa lapisan penyusun, yaitu *convolutional layer, ReLU layer, pooling layer,* dan *fully connected layer. Convolutional layer, pooling layer, dan ReLU layer* merupakan lapisan yang melakukan fitur ekstraksi. *Fully* connected layer merupakan lapisan yang melakukan pengklasifikasian untuk menghasilkan hasil klasifikasi berdasarkan fitur ekstraksi.

### 2.3.1 Convolutional Layer

Convolutional layer adalah lapisan pertama yang akan digunakan dalam CNN (Wu, 2017). Lapisan ini terdiri dari 2 elemen, yaitu *input* dan *convolutional kernel*. *Input* adalah data gambar yang akan digunakan untuk analisis. *Convolutional kernel* adalah inti yang digunakan untuk memfilter *Convolutional layer*.

Jika kita menumpangtindihkan *convolutional kernel* di atas *input* gambar maka akan dilakukan perkalian antara nilai *convolutional kernel* dan nilai yang ada pada *input* gambar pada lokasi yang sama. Hasil perkalian dari *convolutional kernel* dan *input* gambar akan mendapatkan angka tunggal. Angka tunggal tersebut didapatkan dengan cara menjumlahkan semua hasil perkalian *convolutional kernel* dan *input* gambar. Jika operasi ini dilakukan hingga semua nilai pada *input* gambar ditumpangtindihkan dengan *convolutional kernel* maka akan didapatkan *convolutional layer* baru yang akan digunakan selanjutnya.



a. Convolutional Kernel

**b.** Operasi pada Convolutional Layer

Gambar 2.2 Ilustrasi operasi convolutional layer

Gambar 2.2 menunjukkan ilustrasi operasi pada *convolutional layer*. Gambar a munjukkan nilai yang digunakan dalam *convolutional kernel*. Gambar b menunjukkan operasi

yang dilakukan ketika menumpangtindihkan *convolutional kernel* pada nilai *input*. Gambar b menunjukkan bahwa didapatkan *convolutional layer* terbaru dengan nilai 12, 15, 11, 24, 28 dan 17. Convolutional layer dapat dibuat berganda agar mendapatkan hasil yang maksimal.

# 2.3.2 ReLU Layer

ReLU layer (Rectified Linear unit) adalah lapisan yang digunakan untuk meloloskan nilai yang lebih besar dari nol di convolutional layer (Wu, 2017).

 $y_{i,j,d} = max\{0, x_{i,j,d}^l\}$  (2.2)

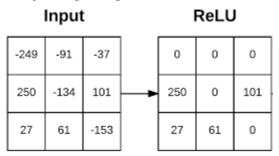
Keterangan:

y : Matriks ReLU x : Matriks konvolusi

i : Baris j : Kolom

d : channel warna

Berdasarkan persamaan 2.2, Apabila nilai pada *convolutional layer* lebih kecil dari 0 maka nilai tersebut akan diganti menjadi 0. Tujuan dari *ReLU Layer* adalaah untuk meningkatkan nonlinearitas dari CNN. Kasus gambar semantic biasanya memiliki pemetaan yang sangat nonlinear pada nilai input *pixel*. Secara intuitif, *ReLU layer* sangat berguna untuk mengena pola-pola kompleks maupun objek-objek.



Gambar 2.3 RelU Layer

ReLU layer membuat gradien dari fitur di layer ke-l menjadi 0 apabila kurang dari 0. Hal ini bermakna tidak menarik atau tidak aktif. Untuk fitur-fitur yang diaktivasi, gradien adalah proses back propagated tanpa perubahan apapun yang mengundungkan untuk stochastics gradient descent learning. ReLU menjadi sangat penting di CNN karena mereduksi kesulitan pembelajaran parameter-paramater CNN dan memperbaiki akurasi CNN.

# 2.3.4 Pooling Layer

Pooling layer merupakan salah satu layer yang akan digunakan dalam arsitektur CNN (O'Shea dkk., 2015). Pooling layer tidak membutuhkan parameter dalam beroperasi. Sebuah pooling layer beroperasi atas input kanal  $\mathbf{x}^{\mathbf{l}}$  secara independen. Operator pooling layer akan memetakan sebuah subregion menjadi sebuah angka tunggal.



Gambar 2.4 Average Pooling dan Max Pooling

Dua tipe operator *pooling layer* yang sering digunakan adalah *max pooling* dan *average pooling*. Operator *max pooling* akan memetakan sebuah sub region menjadi nilai terbesar.

Operator *average pooling* akan memetakan sebuah subregion menjadi nilai rata-rata. Berikut persamaan matematis yang digunakan untuk kedua operator tersebut.

$$\operatorname{Max}: y_{i^{l+1}, j^{l+1}, d} = \max_{0 \le i < H, 0 \le j < w} x_{i^{l+1} \times H + i, j^{l+1} \times W + j, d}^{l}$$
 (2.3)

Average: 
$$y_{i^{l+1},j^{l+1},d} = \frac{1}{HW} \sum_{0 \le i < H, 0 \le j < w} x_{i^{l+1} \times H + i,j^{l+1} \times W + j,d}^{l}$$
 (2.4)

Keterangan:

y : Matriks konvolusi terbaru

x : Matriks ReLU

i : Baris i : Kolom

d : Channel warna

H : Nilai maksimum barisW : Nilai maksimum kolom

# 2.3.4 Fully Connected layer

Fully connected layer adalah hasil dari output operasi lokal yang sudah dilakukan pada output  $\mathbf{x}^{l+1}$  (atau  $\mathbf{y}$ ) (O'Shea dkk., 2015). Fully connected layer berisi hasil output ReLU dan Pooling layer yang berisi perwakilan terdistribusi dari input. Fully connected layer memiliki kapabilitas yang lebih kuat sebagai perwakilan input untuk pengklasifikasian. Anggaplah input layer  $\mathbf{x}^l$  berbentuk tensor ordo 3 dan kernel konvolusi berbentuk tensor ordo 3. Lalu, sejumlah kernel itu membentuk sebuah tensor ordo 4 sebagai output maka sangat jelas bahwa semua output  $\mathbf{y}$  berasal dari input  $\mathbf{x}^l$ .

# 2.2 Evaluasi Hasil Klasifikasi

Evaluasi hasil klasifikasi adalah alat pengukuran yang digunakan untuk menilai hasil pengklasifikasi (Han dkk., 2012). Ada dua jenis tipe kasus yang harus dicermati ketika mengevaluasi hasil klasifikasi, yaitu data *balance* dan data *imbalance*. Data *balance* bisa diukur menggunakan akurasi. Data *imbalance* diukur menggunakan sensitivity, specificity, precision, nilai ukuran *F*.

Evaluasi hasil klasifikasi akan menilai pengklasifikasi dengan data yang memiliki hasil sebagai berikut.

- 1. *True positif* adalah data yang *positive* dinilai benar *positive* oleh pengklasifikasi.
- 2. True negatif adalah data yang negative dinilai benar negative oleh pengklasifikasi.
- 3. False positive adalah data yang negative yang dinilai salah positive oleh pengklasifikasi.
- 4. False negative adalah data yang negative yang dinilai salah positive oleh pengklasifikasi.

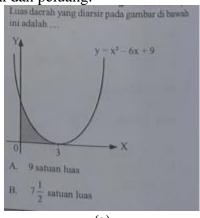
Akurasi adalah alat pengukuran evaluasi klasifikasi yang menilai data yang benar dinilai oleh pengklasifikasi. Dalam kasus pengenalan pola, akurasi dikenal dengan sebutan laju pengenalan. Akurasi akan mengukur *true positive* dan *true negative* dibandingkan dengan total data. Berikut merupakan rumus yang digunakan untuk menghitung akurasi.

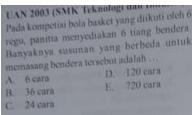
$$accuracy = \frac{True\ Positive + True\ Negative}{Total\ Data\ yang\ Digunakan}$$
(2.6)

## **BAB 3 METODOLOGI**

#### **Sumber Data** 3.1

Data yang digunakan pada penelitian tugas akhir ini adalah data primer, yaitu gambar yang didapat melalui smartphone Samsung note 10+ dengan file berformat jpeg dan gambar dari website defantri.com. Gambar akan diekstraksi menjadi warna hitam putih. Label soal yang digunakan, yaitu soal integral dan peluang. Jumlah gambar soal yang diambil sebanyak 160 dengan komposisi 80 soal integral dan peluang. Berikut contoh soal integral dan peluang.





**(b)** (a) Gambar 3.1 (a) Contoh soal integral (b) Contoh soal peluang

Gambar 3.1 (a) memunjukkan bahwa gambar soal integral memiliki beberapa karakteristik Soal integral memiliki gambar seperti yang ditunjukkan pada kurva garis, memiliki persamaan, memiliki simbol dan teks. Karakteristik tersebut akan digunakan untuk menunjukkan kekhasan gambar soal integral saat membentuk model. Gambar 3.1 (b) menunjukkan contoh soal peluang. Karakteristik soal peluang hanya memilki teks yang disususn oleh huruf dan angka saja. Karakterstik tersebut akan digunakan untuk menjadi ciri khas gambar soal peluang dalam pemodelan.

#### Variabel Penelitian

Variabel yang akan digunakan merupakan ekstraksi fitur pixel pada gambar dengan warna hitam putih.

Tabel 3.1 Variabel penelitian yang digunakan

Variabel	Keterangan	Skala	Nilai
X	Nilai ekstraksi warna	Interval	0-255
Y	Label gambar soal	Nominal	Integral dan peluang

Variabel X merupakan nilai ekstraksi warna foto yang digunakan. nilai ekstraksi wana foto memiliki skala interval dengan interval 0-255. Variabel Y merupakan label gambar. Label foto memiliki skala nominal dengan 2 label, yaitu label integral dan peluang. Berikut merupakan struktur data yang akan digunakan pada penelitian kali ini.

**Tabel 3.2** Struktur data

Gambar ke-	No.	<b>X</b> <sub>1</sub>	<b>X</b> <sub>2</sub>	•••	X500	Y
	1.	$X_{1,1}$	X <sub>1,2</sub>		$X_{1,500}$	
1	2.	$X_{2,1}$	$X_{2,2}$		$X_{2,500}$	$\mathbf{Y}_1$
1						11
	500	$X_{500,1}$	$X_{500,2}$		$X_{500,500}$	
	501	$X_{501,1}$	$X_{501,2}$		$X_{501,500}$	
2	502	$X_{502,1}$	$X_{502,2}$		$X_{502,500}$	$\mathbf{Y}_2$
2						1 2
	1000	$X_{1000,1}$	$X_{1000,2}$		$X_{1000,500}$	
	79840	$X_{79841,1}$	$X_{79841,2}$		$X_{79840,500}$	
160	79841	$X_{79842,1}$	$X_{79842,2}$		X79841,500	$Y_{160}$
	80000	$X_{80000,1}$	$X_{80000,2}$		$X_{80000,500}$	

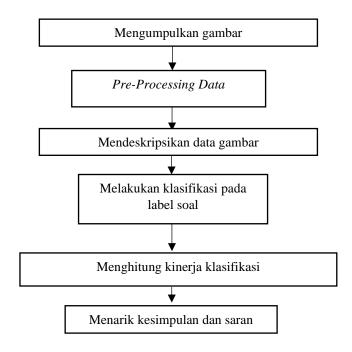
Jumlah foto yang digunakan sebanyak 160 foto dengan ukuran pixel 500x500 sehingga didapatkan 80000x500 fitur yang akan digunakan sebagai data input. Variabel  $X_1$  merupakan fitur ke-1 dan  $X_{1,1}$  merupakan nilai pixel yang didapatkan dari fitur ekstraksi.  $Y_1$  merupakan label ke-1 yang digunakan dalam data.

# 3.3 Langkah Penelitian

Langkah penelitian yang akan digunakan dalam penelitian tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

- 1. Melakukan studi literatur dan referensi terkait topik dan metode dalam penelitian.
- 2. Mengumpulkan data dengan cara mengambil gambar.
- 3. Melakukan pre-processing data sebagai berikut.
  - a. Melakukan ekstraksi data gambar.
  - b. Mengubah gambar menjadi warna hitam putih.
  - c. Mengubah ukuran pixel gambar menjadi 500x500.
- 4. Mengulangi Langkah 3a hingga 3c pada semua gambar yang digunakan.
- 5. Membuat gambaran umum data gambar.
- 6. Melakukan klasifikasi label soal.
- 7. Menghitung nilai kebaikan hasil klasifikasi.
- 8. Memberikan kesimpulan dan saran berdasarkan hasil penelitian.

Berikut merupakan Langkah peneitian pada penelitian ini.



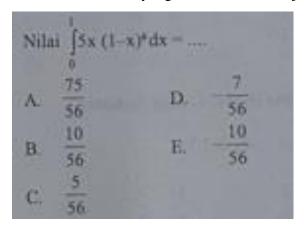
Gambar 3.2 Diagram langkah penelitian

## BAB 4 Hasil dan Pembahasan

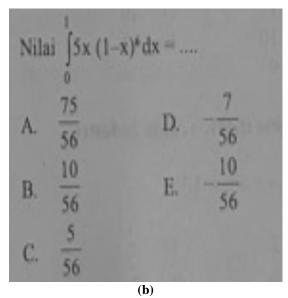
Pada penelitian ini dilakukan klasifikasi label soal integral dan peluang menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Kebaikan hasil klasifikasi pada penelitian ini akan diukur menggunakan *accuracy*. Penelitian ini akan menarik kesimpulan berupa jumlah *convolutional layer* terbaik yang digunakan dalam klasifikasi label soal.

# 4.1 Preprocessing Data Foto Soal

Pada penelitian ini, tahap *preprocessing* yang dilakukan adalah mengubah warna pada fitur ekstraksi yang digunakan menjadi berwarna hitam putih. Berikut merupakan salah satu contoh fitur ekstraksi yang sudah diubah menjadi berwarna hitam putih.



(a)



Gambar 4.1 (a) Foto soal sebelum preprocessing (b) Foto soal setelah preprocessing

Pada proses *preprocessing*, foto soal diubah menjadi berwarna hitam putih dan ukuran pixel diubah menjadi 500x500. Tahap *preprocessing* dilakukan pada semua data foto yang digunakan sehingga data input yang didapatkan sebesar 80000x500 fitur dengan 2 label, yaitu label integral dan peluang. Berikut merupakan matriks data ke-1 yang sudah diubah dari berwarna menjadi hitam putih.

$$\begin{pmatrix}
254 & 253 & 255 \\
\vdots & \vdots & \vdots \\
251 & 253 & 254
\end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix}
254 & 254 & 255 \\
\vdots & \vdots & \vdots \\
251 & 253 & 254
\end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix}
254 & 251 & 253 \\
\vdots & \vdots & \vdots \\
253 & 252 & 254
\end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix}
253 & 252 & 254 \\
\vdots & \vdots & \vdots \\
251 & 253 & 254
\end{pmatrix}$$

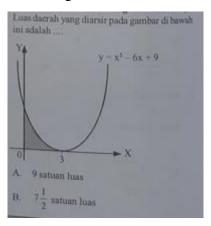
$$\begin{pmatrix}
6b
\end{pmatrix}$$

Gambar 4.2 (a) Matriks RGB sebelum praproses (b) Matriks RGB setelah praproses

# 4.2 Deskripsi Data Hasil Preprocessing

Data yang didapat dari *preprocessing* adalah data hasil *feature extraction* berwarna hitam putih dengan ukuran pixel 500x500. Nilai *feature* ekstraksi yang semakin besar menunjukkan bahwa warna pada gambar yang dilakukan fitur ekstraksi semakin putih. Nilai fitur ekstraksi

yang semakin kecil menunjukkan bahwa warna pada gambar yang dilakukan fitur ekstrkasi semakin hitam. Label yang digunakan sebanyak 2 label, yaitu label bergambar dan label tidak bergambar. Jumlah label yang digunakan sebanyak 80 label integral dan 80 label peluang. Berikut merupakan contoh gambar soal integral.



Gambar 4.2 contoh soal integral

Gambar 4.2 memunjukkan bahwa gambar soal integral memiliki beberapa karakteristik Soal integral memiliki gambar seperti yang ditunjukkan pada kurva garis, memiliki persamaaan, memiliki simbol dan teks. Karakteristik tersebut akan digunakan untuk menunjukkan kekhasan gambar soal integral saat membentuk model. Berikut merupakan contoh soal peluang.

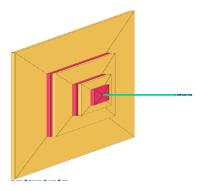
	an harmilie E	ra, dan Dad lanyaknya ur		L. I
SCC	ara ocigina. i	smiyaknya ur	uuan	ockerja yang
dap	at disusun d	engan Ali se	dalu	pada giliran
tera	khir adalah .			
A	30	D.	12	
В	24	E	6	

Gambar 4.3 Contoh soal peluang

Gambar 4.3 menunjukkan contoh soal peluang. Karakteristik soal peluang hanya memilki teks yang disususn oleh huruf dan angka saja. Karakterstik tersebut akan digunakan untuk menjadi ciri khas gambar soal peluang dalam pemodelan.

# 4.3 Klasifikasi Label Gambar Soal Menggunakan CNN

Setelah melakukan preprocessing data pada setiap *feature* yang digunakan, akan dilakukan pengklasifikasian label soal integral dan peluang dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Jumlah *convolution kernel* yang digunakan pada tahap ini sejumlah 2,3,4,5,6, dan 7 *convolutional kernel size* dengan masing-masing *convolutional layer* maksimal 3 *convolutional layer*. Berikut merupakan contoh arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 4.4 Contoh arsitektur CNN

Gambar 4.4 menunjukkan contoh visualiasasi arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian ini. Arsitektur yang dijadikan contoh pada gambar 4.4 adalah arsitektur dengan 2 *Convolutional kernel* dan 3 *convolutional layer*. Berikut merupakan contoh perhitungan matriks convolusi pada penelitian ini.

$$\begin{pmatrix} 254 & 251 & \dots & 253 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 253 & 253 & \dots & 253 \end{pmatrix} \qquad \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \qquad \begin{pmatrix} 6 & -6 & \dots & -1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

Gambar 4.5 (a) Matriks konvolusi (b) matriks kernel konvolusi (c) Matriks konvolusi terbaru

Gambar 4.5 (a) merupakan matriks konvolusi yang digunakan sebagai input pada penelitian ini. Matriks kernel konvolusi pada gambar 4.5 (b) merupakan salah satu matriks penciri yang digunakan dalam penelitian ini. Matriks konvolusi akan dikalikan dengan matriks kernel konvolusi sehingga menghasilkan matriks konvolusi terbaru pada gambar 4.5 (c). berikut merupakan gambaran pada proses matriks ReLU.

$$\begin{pmatrix} 6 & -6 & \dots & -1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix} \qquad \begin{pmatrix} 6 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

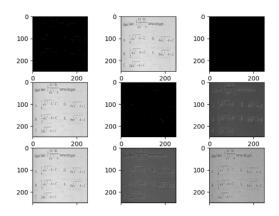
Gambar 4.6 (a) matriks konvolusi (b) matriks ReLU

Gambar 4.6 merupakan gambar yang menunjukkan proses perubahan dari matriks konvolusi menjadi matriks ReLU. Pada gambar 4.6 (a) masih terdapat nilai negative seperti -6 dan -1. Gambar 4.6 (b) menunjukkan bahwa matriks konvolusi sudah diubah menjadi matriks ReLU karena sudah tidak memiliki nilai negatif. Berikut merupakan ilustrasi dari pengubahan matriks ReLU menjadi matriks *pooling* menggunakan *max pooling*.

$$\begin{pmatrix} 6 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix} \qquad \begin{pmatrix} 6 & 0 & 5 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

Gambar 4.7 (a) matriks ReLU (b) matriks konvolusi terbaru

Gambar 4.7 (a) menunjukkan matriks ReLU yang didapatkan dari proses ReLU. Gambar 4.7 (b) menunjukkan bahwa matriks ReLU sudah diubah menjadi matriks konvolusi terbaru menggunakan metode max pooling. Matriks tersebut akan digunakan pada tahapan senajutnya dalam proses *neural network*. Berikut merupakan bentuk visualiasai pencirian yang terjadi pada gambar yang digunakan pada penelitian ini.



Gambar 4.8 Proses pencirian pada salah gambar

Berikut pembahasan lebih lanjut untuk masing-masing model yang dibentuk dari arsitektur.

# 4.3.1 Klasifikasi Label Gambar Soal menggunakan CNN dengan 2 convolutional kernel

Berikut merupakan tabel hasil klasifikasi model CNN dengan 2 *convolutional kernel* pada arsitektur CNN dengan maksimal 3 *convolutional layer*.

Tabel 4.1 Hasil kebaikan klasifikasi pada data training dan testing menggunakan 2 convolutional kernel

No.	Compositional Layer	Aku	rasi
No.	Convolutional Layer —	Training	Testing
1.	1	0,5000	0,5000
2.	2	0,9375	0,8125
3.	3	0,9453	0,9375

Tabel 4.1 menunjukkan hasil kebaikan klasifikasi model CNN dengan 2 *convolutional kernel* pada arsitektur CNN dengan maksimal 3 *convolutional layer*. Pada model-model tersebut, didapatkan bahwa model CNN dengan 2 *convolutional kernel* dan 3 *convolutional layer* merupakan model terbaik dengan nilai akurasi pada data training dan testing masing-masing sebesar 0,9453 dan 0,9375.

# 4.3.2 Klasifikasi Label Gambar Soal menggunakan CNN dengan 3 convolutional kernel

Berikut merupakan tabel hasil klasifikasi model CNN dengan 3 *convolutional kernel* pada arsitektur CNN dengan maksimal 3 *convolutional layer*.

Tabel 4.2 Hasil kebaikan klasifikasi pada data training dan testing menggunakan 3 convolutional kernel

No	Compositional Layer	Akurasi	
No.	Convolutional Layer —	Training	Testing
1.	1	0,7188	0,5000
2.	2	0,5156	0,7500
3.	3	0,8750	0,6875

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa nilai hasil kebaikan klasifikasi pada model CNN dengan 3 convolutional kernel pada arsitektur dengan maksimal 3 convolutional layer mendapatkan nilai akurasi pada data training dan testing masing-masing sebesar 0,7188 dan 0,5000 pada arsitektur dengan 1 convolutional layer. Model CNN 3 convolutional kernel dengan 2 convolutional layer mendapatkan hasil kebaikan klasifikasi sebesar 0,5156 pada data training dan 0,7500 pada data testing. Sedangkan model CNN 3 convolutional kernel dengan 3 convolutional layer mendapatkan nilai hasil kebaikan klasifikasi sebesar 0,8750 pada data training dan 0,6875 pada data testing.

# 4.3.3 Klasifikasi Label Gambar Soal menggunakan CNN dengan 4 convolutional kernel

Berikut merupakan tabel hasil klasifikasi model CNN pada data label soal integral dan peluang dengan 4 *convolutional kernel* pada arsitektur maksimal 3 *convolutional layer*.

Tabel 4.3 Hasil kebaikan klasifikasi pada data training dan testing menggunakan 4 convolutional kernel

No.	Compositional Layer	Akurasi	
NO.	Convolutional Layer —	Training	Testing
1.	1	0,6172	0,7812
2.	2	0,6406	0,5000
3.	3	0,5391	0,5000

Tabel 4.3 menunjukkan nilai hasil kebaikan klasifikasi model CNN dengan 4 convolutional kernel pada arsitektur maksimal 3 convolutional layer. Model CNN 4 convolutional kernel dengan 1 convolutional layer mendapatkan hasil kebaikan klasifikasi pada data training dan testing masing-masing sebesar 0,6172 dan 0,7812. Model CNN dengan 4 convolutional kernel dengan 2 convolutional layer mendapatkan hasil kebaikan klasifikasi pada data training dan data testing masing-masing sebesar 0,6406 dan 0,5000. Model CNN dengan 4 convolutional kernel dengan 3 convolutional layer mendapatkan hasil klasifikasi pada data training dan testing masing-masing sebesar 0,5391 dan 0,5000. Model CNN terbaik pada data training didapatkan oleh model CNN 4 convolutional kernel dengan 2 convolutional layer dan model CNN terbaik pada data testing didapatkan oleh model CNN dengan 4 convolutional kernel dengan 1 convolutional layer.

# 4.3.4 Klasifikasi Gambar Soal menggunakan CNN dengan 5 convolutional kernel

Berikut merupakan hasil kebaikan klasifikasi model CNN dengan 5 *convolutional kernel* dengan maksimal 3 *convolutional layer* pada data berlabel integral dan peluang.

Tabel 4.4 Hasil kebaikan klasifikasi pada data training dan testing menggunakan 5 convolutional kernel

No	Compositional Layer	Akurasi	
No.	Convolutional Layer —	Training	Testing
1.	1	0,7031	0,5312
2.	2	0,5000	0,5000
3.	3	0,8047	0,5000

Tabel 4.4 menunjukkan hasil kebaikan klasifikasi pada data *training* dan data *testing* label soal integral dan peluang menggunakan 5 *convolutional kernel* dengan maksimal 3 *convolutional layer*. Model CNN terbaik yang didapatkan pada pengkalsifikasian data *training* adalah model CNN menggunakan 5 *convolutional kernel* dengan 3 *convolutional layer* yang mendapatkan nilai akurasi 0,8047. Model CNN terbaik yang mengklasifikasi data *testing* adalah model CNN menggunakan 5 *convolutional kernel* dengan 1 *convolutional layer*.

# 4.3.5 Klasifikasi Gambar Soal menggunakan CNN dengan 6 convolutional kernel

Berikut merupakan tabel nilai hasil kebaikan klasifikasi model CNN menggunanakan 6 *convolutional kernel* dengan maksimal menggunakan 3 *convolutional layer* pada data label soal integral dan peluang.

**Tabel 4.5** Hasil kebaikan klasifikasi pada data *training* dan *testing* menggunakan 6 *convolutional kernel* 

No.	Convolutional Layer	Akurasi	
110.	Convolutional Layer	Training	Testing
1.	1	0,6406	0,7500
2.	2	0,5000	0,5000
3.	3	0,8984	0,8125

Tabel 4.5 menunjukkan nilai hasil kebaikan klasifikasi pada data *training* dan *testing* mengguakan 6 *convolutional kernel* dengan maksimal 3 *convolutional layer*. Model terbaik pada pengklasifikasian data *training* dan data *testing* didapatkan oleh model CNN dengan 6 *convolutional kernel* dengan 3 *convolutional layer* dengan nilai akurasi sebesar 0,8984 untuk data *training* dan 0,8125 untuk data *testing*.

#### 4.3.6 Klasifikasi Gambar Soal menggunakan CNN dengan 7 convolutional kernel

Berikut merupakan tabel hasil kebaikan klasifikasi model CNN dengan 7 *convolutional kernel* dengan maksimal 3 *convolutional layer* pada data label soal integral peluang.

**Tabel 4.6** Hasil kebaikan klasifikasi pada data *training* dan *testing* menggunakan 7 *convolutional kernel* 

No.	Compositional Lawre	Aku	rasi
NO.	Convolutional Layer —	Training	Testing
1.	1	0,5000	0,5000
2.	2	0,5781	0,8750
3.	3	0,5000	0,5625

Tabel 4.6 menunjukkan bahwa nilai hasil kebaikan klasifikasi model CNN dengan 7 *convolutional kernel* terbaik didapatkan oleh model dengan arsitektur 2 *convolutional layer* yang medapatkan nilai kebaikan pada data *training* sebesar 0,5781 dan nilai kebaikan hasil klasifikasi pada data *testing* sebesar 0,8750.

# 4.4 Perbandingan Performa Klasifikasi Setiap Convolutional Kernel

Setelah dilakukan pengklasifikasian menggunakan model *Convolutional Neural Network* dengan jumlah *convolution kernel* sejumlah 2,3,4,5,6 dan 7 dalam jumlah *convolutional layer* sejumlah maksimal 3 dan didapatkan nilai kebaikan klasifikasi berupa akurasi pada masingmasing model CNN maka akan dilakukan perbandingan model untuk mendapatkan model terbaik. Berikut merupakan tabel perbandingan performansi model CNN.

Tabel 4.7 Perbandingan performansi model CNN

Nie		Convolutional	Akurasi	
No.		layer	Training	Testing
1.	2	3	0,9453	0,9375
2.	3	3	0,8750	0,6875
3.	4	1	0,6172	0,7812
4.	5	3	0,8047	0,5000
5.	6	3	0,8984	0,8125
6.	7	2	0,5781	0,8750

Tabel 4.7 menunjukkan bahwa model *convolutional neural network* dengan *convolution kernel* dan *convolutional layer* masing-masing sebanyak 2 dan 3 merupakan model terbaik pada data *training* dan *testing* dengan nilai akurasi masing-masing 0,9453 dan 0,9375.

# BAB 5 Kesimpulan dan Saran

# 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan didapatkan beberapa kesimpulan yang dapat ditarik sebagai berikut.

- 1. Soal dengan label integral memiliki persamaan, simbol, dan gambar. Soal dengan label peluang hanya memiliki teks.
- 2. Model terbaik pada *convolutional kernel* 2 adalah model CNN dengan 3 *convolutional layer*, Model terbaik pada *convolutional kernel* 3 adalah model CNN dengan 3 *convolutional layer*, Model terbaik pada *convolutional kernel* 4 adalah model CNN dengan 1 *convolutional layer*, Model terbaik pada *convolutional kernel* 5 adalah model CNN dengan 3 *convolutional layer*, Model terbaik pada *convolutional kernel* 6 adalah model CNN dengan 3 *convolutional layer*, Model terbaik pada *convolutional kernel* 7 adalah model CNN dengan 2 *convolutional layer*.
- 3. Model CNN terbaik yang didapatkan dari penelitian ini adalah model CCN dengan *convolutional kernel* 2 dan 3 *convolutional layer* dengan nilai akurasi 0,9453 dan 0,9375 pada data training dan data testing.

#### 5.2 Saran

Berdasarkan kesimpulan yang diperoleh, berikut saran yang dipertimbangkan untuk penelitian selanjutnya.

- 1. Menambah jumlah data dan variasi data yang digunakan agar mendapatkan hasil yang lebih baik karena dengan jumlah data dan variasi data yang banyak dapat membuat model dapat mendeteksi pola yag lebih kompleks.
- 2. Mencoba menggunakan metode klasifikasi yang lain dan menjadikan model yang didapatkan pada penelitian ini sebagai pembanding.

### **DAFTAR PUSTAKA**

- Bo Gao dan Michael W Spratling. (2021). *Robust via Hierarchical Convolutional Features* from a Shape Biased CNN. Department of Informatics, King's College London, London, UK.
- Greg Pass dan Ramin Zabih. (1996). *Histogram Refinement for Content Based Image Retrieval*. Computer Science, Cornell University, Ithaca, New York.
- Ignacio Rocco, Relja Arandjelovic, dan Josef Sivic. (2017). Convolutional Neural Network for Geometric Matching. CVF.
- Jianxin Wu. (2017). Introduction to Convolutional Neural Network. Lamda Group.
- Jiawei Han, Michael Kamber, dan Jian Pei. (2012). *Data Mining Concept and Technique*. Morgan Kaufmann
- Keiron O'Shea dan Ryan Nash. (2015). *An Introduction to Convolutional Neural Network*. arXiv:1511.98458v2 [cs.NE]
- Beibei Huo, Guxia Kang, Kui Liu, dan Ningbo Zhang. (2018). Breast Cancer Classification Based on Fully Connected Layer First Convolutional Neural Network. IEEE.
- Lilei Sun, Huijei Sun, Junqian Wang, Shuai Wu, Yong Zhao, dan Yong Xu. (2021). *Breast Mass Detection in Mammography Based on Image and CNN*. MDPI
- McCombs dan Barbara L.(2000). Assessing the Role of Educational Technology in the Teaching and Learning Porcess: A Learner-Centered Perspective. Eric.
- Michael Ryan dan Novita Hanifah. (2015). *An Examination of Character Recognition on ID Card Using Approach*. ICCSCI 2015.
- Mohamed Khalifa dan Rinky Lam. (2002). Web-Based Learning: Effects on Learning Process and Outcome. IEEE.
- Wenli Yang, Shuangshuang Fan, Shuxiang Xu, Peter King, Byeong Kang, dan Eonjoo Kim. (2019). Autonomous Underwater Vehicle Navigation Using Sonar Image Matching based on Convolutional Neural Network. IFAC.

#### **LAMPIRAN**

# Lampiran 1. Syntax Pre-processing

```
import cv2
import os
import numpy as np
from random import shuffle
from tqdm import tqdm
import pandas as pd
TRAIN_DIR = 'D:/Kuliah/Tugas Akhir/Gambar/train'
TEST DIR = 'D:/Kuliah/Tugas Akhir/Gambar/test'
IMG SIZE = 500
LR = 1e-3
# Function to Get the current
# working directory
def current path():
  print("Current working directory before")
  print(os.getcwd())
  print()
current_path()
os.chdir('D:\Kuliah\Tugas Akhir\Referensi\Fix\Model')
current_path()
"Setting up the model which will help with tensorflow models"
MODEL_NAME = 'IntegralVSPeluang-{ }-{ }.model'.format(LR, '6conv-basic')
def func():
  return 0.5
"Labelling the dataset"
def label img(img):
  word_label = img.split('.')[0]
  # DIY One hot encoder
  if word label == 'Integral': return ['Integral']
  elif word_label == 'Peluang': return ['Peluang']
"Creating the training data"
def create train data():
  # Creating an empty list where we should store the training data
  # after a little preprocessing of the data
  training_data = []
  # tqdm is only used for interactive loading
  # loading the training data
  for img in tqdm(os.listdir(TRAIN_DIR)):
    # labeling the images
    label = label_img(img)
    path = os.path.join(TRAIN_DIR, img)
```

# Lampiran 1. Syntax pre-processing

```
# loading the image from the path and then converting them into
    # grayscale for easier covnet prob
    img = cv2.imread(path)
    # resizing the image for processing them in the covnet
    img = cv2.resize(img, (IMG_SIZE, IMG_SIZE))
    ## grayscale for easier covnet prob
    img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    # final step-forming the training data list with numpy array of the images
    training data.append([img, label])
  # shuffling of the training data to preserve the random state of our data
  shuffle(training_data, func)
  # saving our trained data for further uses if required
  np.save('train_data.npy', training_data)
  return training data
"Processing the given test data"
# Almost same as processing the training data but
# we dont have to label it.
def process_test_data():
  testing data = []
  for img in tqdm(os.listdir(TEST_DIR)):
    path = os.path.join(TEST_DIR, img)
    img num = img.split('.')[0]
    img = cv2.imread(path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
    img = cv2.resize(img, (IMG SIZE, IMG SIZE))
    testing_data.append([np.array(img), img_num])
  shuffle(testing_data)
  np.save('test_data.npy', testing_data)
  return testing_data
"Running the training and the testing in the dataset for our model"
train_data = create_train_data()
test_data = process_test_data()
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras import datasets, layers, models
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.model selection import train test split
from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping
```

# Lampiran 1. Syntax pre-processing

```
"'Setting up the features and labels"'

# X-Features & Y-Labels
labels = LabelEncoder()

X = np.array([i[0] for i in train_data])/255

Y = [i[1] for i in train_data]
labels.fit(Y)

Y = labels.transform(Y)

X.shape
train_images, test_images, train_labels, test_labels = train_test_split(X,Y, test_size=0.2, random_state=123)
```

### Lampiran 2. Syntax Prediksi 2 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                            (2,
                                                          2),
                                                                        activation='relu',
input_shape=(IMG_SIZE,IMG_SIZE,1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
   model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train_images, np.asarray(train_labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
                batch size = 200)
```

### Lampiran 3. Hasil Prediksi 2 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
uracy: 0.5000 - val loss: 5.4743 - val accuracy: 0.5000
Epoch 2/20
uracy: 0.5000 - val loss: 44.6750 - val accuracy: 0.5000
Epoch 3/20
curacy: 0.5000 - val loss: 28.9080 - val accuracy: 0.5000
Epoch 4/20
curacy: 0.5000 - val loss: 2.3713 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
uracy: 0.5000 - val loss: 29.1493 - val accuracy: 0.5000
Epoch 6/20
1/1 [============ ] - 30s 30s/step - loss: 26.5169 - ac
curacy: 0.5000 - val loss: 25.3417 - val accuracy: 0.5000
Epoch 7/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 16.4911 - val accuracy: 0.5000
Epoch 8/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 7.8888 - val accuracy: 0.5000
Epoch 9/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 6.7961 - val accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 5.7416 - val accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
1/1 [=========== ] - 36s 36s/step - loss: 5.1975 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 4.6913 - val accuracy: 0.5000
Epoch 12/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 3.6642 - val accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 2.3418 - val accuracy: 0.5000
Epoch 14/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.1933 - val accuracy: 0.5000
Epoch 15/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6918 - val accuracy: 0.5000
Epoch 16/20
accuracy: 0.5547 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 17/20
accuracy: 0.5000 - val_loss: 0.6932 - val_accuracy: 0.5000
```

# Lampiran 3. Hasil Prediksi 2 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

### Lampiran 4. Syntax Prediksi 2 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                                                        activation='relu',
                                            (2,
                                                          2),
input_shape=(IMG_SIZE,IMG_SIZE,1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(32, (2, 2), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train_images, np.asarray(train_labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
                batch size = 200)
```

### Lampiran 5. Hasil Prediksi 2 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
- accuracy: 0.5000 - val loss: 2.0096 - val accuracy: 0.5000
Epoch 2/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7586 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 3/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 2.7303 - val accuracy: 0.5000
Epoch 4/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.9468 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.5446 - val accuracy: 0.5000
Epoch 6/20
1/1 [========= ] - 37s 37s/step - loss: 1.5870 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.3341 - val accuracy: 0.5000
Epoch 7/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7329 - val accuracy: 0.5000
Epoch 8/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.8270 - val accuracy: 0.5000
Epoch 9/20
1/1 [========== ] - 52s 52s/step - loss: 0.7714 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.0634 - val accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
1/1 [========= ] - 51s 51s/step - loss: 0.9713 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7482 - val accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
1/1 [=======] - 60s 60s/step - loss: 0.6926 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6880 - val accuracy: 0.5000
Epoch 12/20
accuracy: 0.5312 - val loss: 0.6876 - val accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
1/1 [========= ] - 64s 64s/step - loss: 0.6236 -
accuracy: 0.5547 - val loss: 0.6181 - val accuracy: 0.8125
Epoch 14/20
           1/1 [=====
```

### Lampiran 5. Hasil Prediksi 2 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
accuracy: 0.8203 - val loss: 0.6107 - val accuracy: 0.6562
Epoch 15/20
1/1 [=========== ] - 66s 66s/step - loss: 0.5391 -
accuracy: 0.6406 - val loss: 0.6176 - val accuracy: 0.5000
Epoch 16/20
1/1 [============= ] - 49s 49s/step - loss: 0.5078 -
accuracy: 0.6484 - val loss: 0.5676 - val accuracy: 0.9062
Epoch 17/20
1/1 [============= ] - 52s 52s/step - loss: 0.4655 -
accuracy: 0.9766 - val loss: 0.5385 - val accuracy: 0.7188
Epoch 18/20
accuracy: 0.7422 - val loss: 0.6189 - val accuracy: 0.5000
Epoch 19/20
accuracy: 0.6797 - val loss: 0.5128 - val accuracy: 0.8750
Epoch 20/20
accuracy: 0.9375 - val loss: 0.4984 - val accuracy: 0.8125
```

### Lampiran 6. Syntax Prediksi 2 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                                                       activation='relu',
                                            (2,
                                                          2),
input_shape=(IMG_SIZE,IMG_SIZE,1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
   model.add(layers.Conv2D(32, (2, 2), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(32, (2, 2), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train images, np.asarray(train labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
                batch\_size = 200)
```

### Lampiran 7. Hasil Prediksi 2 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
- accuracy: 0.5000 - val loss: 2.0096 - val accuracy: 0.5000
Epoch 2/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7586 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 3/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 2.7303 - val accuracy: 0.5000
Epoch 4/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.9468 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.5446 - val accuracy: 0.5000
Epoch 6/20
1/1 [========= ] - 37s 37s/step - loss: 1.5870 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.3341 - val accuracy: 0.5000
Epoch 7/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7329 - val accuracy: 0.5000
Epoch 8/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.8270 - val accuracy: 0.5000
Epoch 9/20
1/1 [============= ] - 52s 52s/step - loss: 0.7714 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.0634 - val accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
1/1 [========= ] - 51s 51s/step - loss: 0.9713 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7482 - val accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
1/1 [=======] - 60s 60s/step - loss: 0.6926 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6880 - val accuracy: 0.5000
Epoch 12/20
accuracy: 0.5312 - val loss: 0.6876 - val accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
accuracy: 0.5547 - val loss: 0.6181 - val accuracy: 0.8125
Epoch 14/20
           1/1 [=======
accuracy: 0.8203 - val loss: 0.6107 - val accuracy: 0.6562
Epoch 15/20
1/1 [============ ] - 66s 66s/step - loss: 0.5391 -
accuracy: 0.6406 - val loss: 0.6176 - val accuracy: 0.5000
Epoch 16/20
1/1 [========= ] - 49s 49s/step - loss: 0.5078 -
accuracy: 0.6484 - val loss: 0.5676 - val accuracy: 0.9062
Epoch 17/20
1/1 [=========== ] - 52s 52s/step - loss: 0.4655 -
accuracy: 0.9766 - val loss: 0.5385 - val accuracy: 0.7188
Epoch 18/20
accuracy: 0.7422 - val loss: 0.6189 - val accuracy: 0.5000
```

# Lampiran 7. Hasil Prediksi 2 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

# Lampiran 8. Syntax Prediksi 3 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                            (3,
                                                          3),
                                                                       activation='relu',
input_shape=(IMG_SIZE,IMG_SIZE,1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "'Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train images, np.asarray(train labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
                batch size = 200)
```

#### **Lampiran 9.** Hasil Prediksi 3 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 28.2534 - val accuracy: 0.5000
Epoch 2/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.1582 - val accuracy: 0.5000
Epoch 3/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 2.1637 - val_accuracy: 0.5000
accuracy: 0.5000 - val loss: 3.8782 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
1/1 [============ ] - 33s 33s/step - loss: 3.5311 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7031 - val accuracy: 0.5000
Epoch 6/20
1/1 [========= ] - 47s 47s/step - loss: 0.7066 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.6243 - val accuracy: 0.5000
Epoch 7/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 3.1609 - val accuracy: 0.5000
Epoch 8/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.7878 - val accuracy: 0.5000
```

### Lampiran 9. Hasil Prediksi 3 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

```
Epoch 9/20
1/1 [========= ] - 29s 29s/step - loss: 1.6130 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 3.0345 - val accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 3.0792 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.5997 - val accuracy: 0.6562
Epoch 12/20
1/1 [============= ] - 38s 38s/step - loss: 0.5298 -
accuracy: 0.6406 - val loss: 2.7834 - val accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.3129 - val accuracy: 0.5000
Epoch 14/20
1/1 [========== ] - 32s 32s/step - loss: 1.1462 -
accuracy: 0.5078 - val loss: 1.6387 - val accuracy: 0.5000
Epoch 15/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.9746 - val accuracy: 0.5000
Epoch 16/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6334 - val accuracy: 0.7812
Epoch 17/20
accuracy: 0.9062 - val loss: 1.1673 - val accuracy: 0.5000
Epoch 18/20
1/1 [========= ] - 46s 46s/step - loss: 1.0374 -
accuracy: 0.5781 - val loss: 1.1590 - val accuracy: 0.5312
Epoch 19/20
1/1 [=======] - 30s 30s/step - loss: 1.0342 -
accuracy: 0.5938 - val loss: 0.5237 - val accuracy: 0.6875
Epoch 20/20
accuracy: 0.7188 - val loss: 1.4467 - val accuracy: 0.5000
```

# **Lampiran 10.** Syntax Prediksi 3 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
   model.add(layers.Conv2D(32,
                                                 3),
                                                        activation='relu',
                                        (3,
input shape=(IMG SIZE, IMG SIZE, 1)))
   model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
   model.add(layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu'))
   model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
   model.add(layers.Flatten())
   model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
   model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
   model.add(layers.Dense(2))
   model.compile(optimizer='adam',
           loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from logits=True),
           metrics=['accuracy'])
   "Fitting the data into our model"
   #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
   history = model.fit(train images, np.asarray(train labels), epochs = 20,
              validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
              batch\_size = 200)
```

### Lampiran 11. Hasil Prediksi 3 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 8.1370 - val accuracy: 0.5000
Epoch 2/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 2.5592 - val accuracy: 0.5000
Epoch 3/20
1/1 [========== ] - 54s 54s/step - loss: 2.6585 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 2.3322 - val accuracy: 0.5000
Epoch 4/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.8587 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.2960 - val accuracy: 0.5000
Epoch 6/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.8429 - val accuracy: 0.5000
Epoch 7/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7159 - val accuracy: 0.5000
Epoch 8/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6902 - val accuracy: 0.5000
Epoch 9/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6898 - val accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6880 - val accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6873 - val accuracy: 0.5000
```

### Lampiran 11. Hasil Prediksi 3 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
Epoch 12/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6864 - val accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6858 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 14/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6846 - val accuracy: 0.5000
Epoch 15/20
1/1 [============= ] - 63s 63s/step - loss: 0.6868 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6831 - val accuracy: 0.5000
Epoch 16/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6821 - val accuracy: 0.5000
Epoch 17/20
1/1 [========= ] - 58s 58s/step - loss: 0.6835 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6805 - val accuracy: 0.5000
Epoch 18/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6785 - val accuracy: 0.5000
Epoch 19/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6762 - val accuracy: 0.5000
Epoch 20/20
1/1 [========= ] - 43s 43s/step - loss: 0.6756 -
accuracy: 0.5156 - val loss: 0.6736 - val accuracy: 0.7500
```

#### Lampiran 12. Syntax Prediksi 3 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                                                       activation='relu',
                                            (3,
                                                          3),
input_shape=(IMG_SIZE,IMG_SIZE,1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "'Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train images, np.asarray(train labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
                batch size = 200)
```

### Lampiran 13. Hasil Prediksi 3 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7809 - val accuracy: 0.5000
Epoch 2/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7249 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 3/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6952 - val accuracy: 0.5000
Epoch 4/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6909 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 6/20
1/1 [========= ] - 32s 32s/step - loss: 0.6931 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 7/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 8/20
1/1 [============= ] - 36s 36s/step - loss: 0.6932 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6935 - val accuracy: 0.5000
Epoch 9/20
1/1 [========= ] - 51s 51s/step - loss: 0.6926 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
1/1 [========= ] - 31s 31s/step - loss: 0.6932 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
1/1 [=======] - 31s 31s/step - loss: 0.6932 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6915 - val accuracy: 0.5938
Epoch 12/20
accuracy: 0.6328 - val loss: 0.6889 - val accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6898 - val accuracy: 0.5000
Epoch 14/20
           1/1 [=======
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6878 - val accuracy: 0.5000
Epoch 15/20
1/1 [=========== ] - 46s 46s/step - loss: 0.6933 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6840 - val accuracy: 0.5000
Epoch 16/20
1/1 [========= ] - 56s 56s/step - loss: 0.6856 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6781 - val accuracy: 0.5000
Epoch 17/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6761 - val accuracy: 0.5000
Epoch 18/20
accuracy: 0.5078 - val loss: 0.6742 - val accuracy: 0.5000
```

### Lampiran 13. Hasil Prediksi 3 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

### Lampiran 14. Syntax Prediksi 4 Convolutional Kernel 1 Convolutional layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                            (4,
                                                         4),
                                                                       activation='relu',
input_shape=(IMG_SIZE,IMG_SIZE,1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "'Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train_images, np.asarray(train_labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
               batch size = 200)
```

#### **Lampiran 15.** Hasil Prediksi 4 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 87.7366 - val accuracy: 0.5000
Epoch 2/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 25.8987 - val accuracy: 0.5000
Epoch 3/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 16.3091 - val accuracy: 0.5000
Epoch 4/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 13.9189 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 11.9844 - val accuracy: 0.5000
Epoch 6/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 3.3047 - val accuracy: 0.5000
Epoch 7/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 10.4352 - val accuracy: 0.5000
Epoch 8/20
1/1 [=======] - 35s 35s/step - loss: 9.4215 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 13.1943 - val accuracy: 0.5000
```

### Lampiran 15 Hasil Prediksi 4 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

```
Epoch 9/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 10.2125 - val accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 3.4707 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 5.7315 - val accuracy: 0.5000
Epoch 12/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 7.3649 - val accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 6.6627 - val accuracy: 0.5000
Epoch 14/20
1/1 [========== ] - 54s 54s/step - loss: 6.2661 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 4.0894 - val accuracy: 0.5000
Epoch 15/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7455 - val accuracy: 0.8438
Epoch 16/20
accuracy: 0.9219 - val loss: 2.4410 - val accuracy: 0.5000
Epoch 17/20
accuracy: 0.5469 - val loss: 3.5581 - val accuracy: 0.5000
Epoch 18/20
1/1 [========== ] - 23s 23s/step - loss: 3.0841 -
accuracy: 0.5078 - val loss: 3.0067 - val accuracy: 0.5000
Epoch 19/20
1/1 [=======] - 22s 22s/step - loss: 2.5749 -
accuracy: 0.5312 - val loss: 1.4148 - val accuracy: 0.5625
Epoch 20/20
accuracy: 0.6172 - val loss: 0.5587 - val accuracy: 0.7812
```

# Lampiran 16. Syntax Prediksi 4 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                            (4,
                                                                        activation='relu',
                                                          4),
input shape=(IMG SIZE,IMG SIZE,1)))
   model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
   model.add(layers.Conv2D(32, (4, 4), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "'Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train images, np.asarray(train labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
                batch size = 200)
```

# Lampiran 17. Hasil Prediksi 4 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
- accuracy: 0.5000 - val loss: 6.7803 - val accuracy: 0.5000
Epoch 2/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 6.5585 - val accuracy: 0.5000
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.9383 - val accuracy: 0.5000
Epoch 4/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.8977 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6192 - val accuracy: 0.5312
Epoch 6/20
accuracy: 0.7344 - val loss: 0.7534 - val accuracy: 0.5000
1/1 [========== ] - 80s 80s/step - loss: 0.5463 -
accuracy: 0.6094 - val loss: 0.6598 - val accuracy: 0.8750
Epoch 8/20
accuracy: 0.9375 - val loss: 0.6161 - val accuracy: 0.6875
Epoch 9/20
accuracy: 0.8125 - val loss: 1.2498 - val accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
accuracy: 0.6172 - val loss: 1.5342 - val accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
```

### Lampiran 17. Hasil Prediksi 4 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
Epoch 11/20
accuracy: 0.5312 - val loss: 0.6163 - val accuracy: 0.6875
Epoch 12/20
accuracy: 0.6484 - val loss: 0.6884 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
accuracy: 0.7188 - val loss: 0.6970 - val accuracy: 0.5000
Epoch 14/20
accuracy: 0.6719 - val loss: 0.6781 - val accuracy: 0.5625
Epoch 15/20
accuracy: 0.7344 - val loss: 0.9357 - val accuracy: 0.5000
Epoch 16/20
accuracy: 0.5938 - val loss: 0.6678 - val accuracy: 0.8750
Epoch 17/20
accuracy: 0.9766 - val loss: 0.6713 - val accuracy: 0.8438
Epoch 18/20
accuracy: 0.9922 - val loss: 0.6795 - val accuracy: 0.8438
Epoch 19/20
1/1 [========= ] - 66s 66s/step - loss: 0.4716 -
accuracy: 0.9688 - val loss: 0.6511 - val accuracy: 0.6562
Epoch 20/20
accuracy: 0.6406 - val loss: 0.8946 - val accuracy: 0.5000
```

# Lampiran 18. Syntax Prediksi 4 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                            (4,
                                                                        activation='relu',
                                                          4),
input shape=(IMG SIZE,IMG SIZE,1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(32, (4, 4), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(32, (4, 4), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train_images, np.asarray(train_labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
                batch size = 200)
```

# Lampiran 19. Hasil Prediksi 4 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
1/1 [========== ] - 73s 73s/step - loss: 0.6950 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 5.8158 - val accuracy: 0.5000
1/1 [============= ] - 76s 76s/step - loss: 6.0591 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6943 - val accuracy: 0.5000
Epoch 3/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7261 - val accuracy: 0.5000
Epoch 4/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6919 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
1/1 [========= ] - 78s 78s/step - loss: 0.6915 -
accuracy: 0.5156 - val loss: 0.6947 - val accuracy: 0.5000
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6920 - val accuracy: 0.5000
Epoch 7/20
accuracy: 0.5391 - val loss: 0.7368 - val accuracy: 0.5000
Epoch 8/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7133 - val accuracy: 0.5000
Epoch 9/20
1/1 [========= ] - 63s 63s/step - loss: 0.7005 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6893 - val accuracy: 0.5938
```

### Lampiran 19. Hasil Prediksi 4 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

```
Epoch 10/20
1/1 [========== ] - 65s 65s/step - loss: 0.6864 -
accuracy: 0.6250 - val loss: 0.6905 - val accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6853 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 12/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7005 - val accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6973 - val accuracy: 0.5000
Epoch 14/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6802 - val accuracy: 0.7188
Epoch 15/20
1/1 [========= ] - 71s 71s/step - loss: 0.6748 -
accuracy: 0.7266 - val loss: 0.6772 - val accuracy: 0.5000
Epoch 16/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6748 - val accuracy: 0.5000
Epoch 17/20
accuracy: 0.5078 - val loss: 0.6698 - val accuracy: 0.6875
Epoch 18/20
1/1 [========] - 71s 71s/step - loss: 0.6603 -
accuracy: 0.6562 - val loss: 0.6669 - val accuracy: 0.6562
Epoch 19/20
1/1 [========= ] - 64s 64s/step - loss: 0.6548 -
accuracy: 0.6250 - val loss: 0.6607 - val accuracy: 0.5000
Epoch 20/20
1/1 [=======] - 76s 76s/step - loss: 0.6480 -
accuracy: 0.5391 - val loss: 0.6637 - val accuracy: 0.5000
```

# Lampiran 20. Syntax Prediksi 5 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                                                        activation='relu',
                                            (5,
                                                          5),
input shape=(IMG SIZE,IMG SIZE,1)))
   model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
   model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "'Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train_images, np.asarray(train_labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
                batch size = 200)
```

#### Lampiran 21. Hasil Prediksi 5 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
1/1 [============ ] - 73s 73s/step - loss: 0.7060 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 37.1617 - val accuracy: 0.5000
accuracy: 0.5000 - val loss: 11.7985 - val accuracy: 0.5000
Epoch 3/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 9.3325 - val accuracy: 0.5000
Epoch 4/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.0595 - val accuracy: 0.5000
1/1 [========== ] - 44s 44s/step - loss: 1.0957 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.6493 - val accuracy: 0.5000
Epoch 6/20
          accuracy: 0.5000 - val loss: 9.6178 - val accuracy: 0.5000
Epoch 7/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 5.6838 - val accuracy: 0.5000
Epoch 8/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.1485 - val accuracy: 0.5000
Epoch 9/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 3.3682 - val accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 3.1958 - val accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
accuracy: 0.5000 - val_loss: 1.8281 - val_accuracy: 0.5000
```

# Lampiran 21. Hasil Prediksi 5 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

```
Epoch 12/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.2783 - val accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
1/1 [=========== ] - 45s 45s/step - loss: 1.0761 -
accuracy: 0.5391 - val loss: 0.5426 - val_accuracy: 0.6875
Epoch 14/20
accuracy: 0.6406 - val loss: 1.8660 - val accuracy: 0.5000
Epoch 15/20
accuracy: 0.5078 - val loss: 0.6627 - val accuracy: 0.5312
Epoch 16/20
accuracy: 0.7422 - val loss: 0.6707 - val accuracy: 0.6562
Epoch 17/20
1/1 [========= ] - 46s 46s/step - loss: 0.6487 -
accuracy: 0.6406 - val loss: 0.5409 - val accuracy: 0.6875
Epoch 18/20
accuracy: 0.6484 - val loss: 0.5604 - val accuracy: 0.8438
Epoch 19/20
accuracy: 0.9453 - val loss: 0.6925 - val accuracy: 0.5000
Epoch 20/20
1/1 [========= ] - 51s 51s/step - loss: 0.4236 -
accuracy: 0.7031 - val loss: 0.6392 - val accuracy: 0.5312
```

### Lampiran 22. Syntax Prediksi 5 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                            (5,
                                                          5),
                                                                        activation='relu',
input_shape=(IMG_SIZE,IMG_SIZE,1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(32, (5, 5), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train_images, np.asarray(train_labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
                batch size = 200)
```

### Lampiran 23. Hasil Prediksi 5 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.8329 - val accuracy: 0.5000
Epoch 2/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.9053 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 3/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 4/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 6/20
1/1 [========= ] - 61s 61s/step - loss: 0.6932 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 7/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 8/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 9/20
1/1 [========= ] - 59s 59s/step - loss: 0.6932 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
1/1 [========= ] - 55s 55s/step - loss: 0.6932 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
1/1 [=======] - 45s 45s/step - loss: 0.6932 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 12/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 14/20
           1/1 [========
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 15/20
1/1 [=========== ] - 51s 51s/step - loss: 0.6932 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 16/20
1/1 [======== ] - 58s 58s/step - loss: 0.6932 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 17/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 18/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 19/20
1/1 [========== ] - 52s 52s/step - loss: 0.6932 -
```

# Lampiran 23. Hasil Prediksi 5 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

### Lampiran 24. Syntax Prediksi 5 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                            (5,
                                                          5),
                                                                        activation='relu',
input_shape=(IMG_SIZE,IMG_SIZE,1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(32, (5, 5), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(32, (5, 5), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train images, np.asarray(train labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
                batch\_size = 200)
```

# Lampiran 25. Hasil Prediksi 5 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
1/1 [========= ] - 99s 99s/step - loss: 0.6957 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 3.3610 - val accuracy: 0.5000
Epoch 2/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6889 - val accuracy: 0.5000
Epoch 3/20
accuracy: 0.6484 - val loss: 0.9594 - val accuracy: 0.5000
Epoch 4/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6914 - val accuracy: 0.5625
Epoch 5/20
accuracy: 0.5859 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 6/20
1/1 [========= ] - 82s 82s/step - loss: 0.7008 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6974 - val accuracy: 0.5000
Epoch 7/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.8635 - val accuracy: 0.5000
Epoch 8/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6976 - val accuracy: 0.5000
Epoch 9/20
1/1 [=======] - 71s 71s/step - loss: 0.6897 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6993 - val accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7317 - val accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
1/1 [=======] - 77s 77s/step - loss: 0.7440 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6844 - val accuracy: 0.7500
Epoch 12/20
accuracy: 0.6797 - val loss: 0.7195 - val accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6929 - val accuracy: 0.5000
Epoch 14/20
           1/1 [========
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6827 - val accuracy: 0.5000
Epoch 15/20
1/1 [=========== ] - 83s 83s/step - loss: 0.6849 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6895 - val accuracy: 0.5000
Epoch 16/20
1/1 [======== ] - 78s 78s/step - loss: 0.6936 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6749 - val accuracy: 0.6875
Epoch 17/20
1/1 [=========== ] - 82s 82s/step - loss: 0.6703 -
accuracy: 0.6250 - val loss: 0.6840 - val accuracy: 0.5000
Epoch 18/20
1/1 [============= ] - 83s 83s/step - loss: 0.6734 -
accuracy: 0.5156 - val loss: 0.6757 - val accuracy: 0.5312
Epoch 19/20
```

# Lampiran 25. Hasil Prediksi 5 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

# Lampiran 26. Syntax Prediksi 6 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                            (6,
                                                          6),
                                                                       activation='relu'.
input_shape=(IMG_SIZE,IMG_SIZE,1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "'Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train images, np.asarray(train labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
                batch size = 200)
```

#### Lampiran 27. Hasil Prediksi 6 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
- accuracy: 0.5000 - val loss: 48.4477 - val accuracy: 0.5000
Epoch 2/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 14.9074 - val accuracy: 0.5000
accuracy: 0.5000 - val loss: 12.2558 - val_accuracy: 0.5000
accuracy: 0.5000 - val loss: 11.7369 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.2018 - val accuracy: 0.5000
Epoch 6/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.5447 - val accuracy: 0.5000
Epoch 7/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 4.0178 - val accuracy: 0.5000
Epoch 8/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.7713 - val accuracy: 0.5000
```

#### Lampiran 27. Hasil Prediksi 6 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

```
Epoch 9/20
1/1 [========== ] - 46s 46s/step - loss: 1.5706 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 3.9613 - val accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 3.8648 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.8986 - val accuracy: 0.5000
Epoch 12/20
accuracy: 0.5156 - val loss: 3.1423 - val accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 3.6557 - val accuracy: 0.5000
Epoch 14/20
1/1 [========= ] - 60s 60s/step - loss: 3.1720 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.3092 - val accuracy: 0.5000
Epoch 15/20
accuracy: 0.5547 - val loss: 3.9413 - val accuracy: 0.5000
Epoch 16/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 2.0623 - val accuracy: 0.5000
Epoch 17/20
1/1 [========= ] - 39s 39s/step - loss: 1.5137 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6670 - val accuracy: 0.6562
Epoch 18/20
1/1 [========= ] - 57s 57s/step - loss: 0.6659 -
accuracy: 0.6406 - val loss: 0.5644 - val accuracy: 0.6875
Epoch 19/20
1/1 [=======] - 56s 56s/step - loss: 0.5428 -
accuracy: 0.6406 - val loss: 0.8586 - val accuracy: 0.5000
Epoch 20/20
accuracy: 0.6406 - val loss: 0.6276 - val accuracy: 0.7500
```

# Lampiran 28. Syntax Prediksi 6 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                            (6,
                                                                        activation='relu',
                                                          6),
input shape=(IMG SIZE,IMG SIZE,1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(32, (6, 6), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "'Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train images, np.asarray(train labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
                batch size = 200)
```

#### Lampiran 29. Syntax Prediksi 6 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
1/1 [============= ] - 106s 106s/step - loss: 0.7012
- accuracy: 0.5000 - val loss: 3.7223 - val accuracy: 0.5000
Epoch 2/20
1/1 [============ ] - 106s 106s/step - loss: 3.8646
- accuracy: 0.5000 - val loss: 1.0588 - val accuracy: 0.5000
- accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6969 - val accuracy: 0.5000
Epoch 4/20
- accuracy: 0.5000 - val loss: 2.0167 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
- accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6965 - val accuracy: 0.5000
Epoch 6/20
1/1 [============ ] - 115s 115s/step - loss: 0.6949
- accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val_accuracy: 0.5000
1/1 [============== ] - 85s 85s/step - loss: 0.6931 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 8/20
1/1 [============ ] - 76s 76s/step - loss: 0.6931 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 9/20
1/1 [============ ] - 83s 83s/step - loss: 0.6931 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
```

### Lampiran 29. Syntax Prediksi 6 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
Epoch 11/20
1/1 [========= ] - 83s 83s/step - loss: 0.6931 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 12/20
1/1 [============= ] - 74s 74s/step - loss: 0.6931 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 14/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 15/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 16/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 17/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 18/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 19/20
1/1 [========= ] - 80s 80s/step - loss: 0.6932 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 20/20
accuracy: 0.5000 - val_loss: 0.6932 - val_accuracy: 0.5000
```

# Lampiran 30. Syntax Prediksi 6 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                            (6,
                                                                        activation='relu',
                                                          6),
input_shape=(IMG_SIZE,IMG_SIZE,1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(32, (6, 6), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(32, (6, 6), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "'Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train_images, np.asarray(train_labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
                batch size = 200)
```

# Lampiran 31. Syntax Prediksi 6 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
accuracy: 0.5234 - val loss: 3.7132 - val accuracy: 0.5000
1/1 [=========== ] - 123s 123s/step - loss: 3.4117
- accuracy: 0.5000 - val loss: 0.8269 - val accuracy: 0.5000
Epoch 3/20
- accuracy: 0.5000 - val loss: 1.0250 - val accuracy: 0.5000
Epoch 4/20
- accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7204 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
- accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6976 - val accuracy: 0.5000
Epoch 6/20
- accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6948 - val accuracy: 0.5000
Epoch 7/20
- accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6908 - val accuracy: 0.5000
- accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6918 - val accuracy: 0.6562
Epoch 9/20
- accuracy: 0.6250 - val loss: 0.6996 - val accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
1/1 [============= ] - 95s 95s/step - loss: 0.6935 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7017 - val accuracy: 0.5000
```

### Lampiran 31. Syntax Prediksi 6 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

```
Epoch 10/20
1/1 [============= ] - 95s 95s/step - loss: 0.6935 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7017 - val accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
1/1 [=========== ] - 96s 96s/step - loss: 0.6935 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6947 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 12/20
- accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6907 - val accuracy: 0.5312
Epoch 13/20
- accuracy: 0.5625 - val loss: 0.6876 - val accuracy: 0.7188
Epoch 14/20
- accuracy: 0.7422 - val loss: 0.6850 - val accuracy: 0.6875
Epoch 15/20
- accuracy: 0.7031 - val loss: 0.6766 - val accuracy: 0.6250
Epoch 16/20
- accuracy: 0.6250 - val loss: 0.7339 - val accuracy: 0.5000
Epoch 17/20
- accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6596 - val accuracy: 0.6562
Epoch 18/20
- accuracy: 0.7344 - val loss: 0.6721 - val accuracy: 0.5312
Epoch 19/20
- accuracy: 0.6875 - val loss: 0.6602 - val accuracy: 0.8438
Epoch 20/20
- accuracy: 0.8984 - val loss: 0.6348 - val accuracy: 0.8125
```

# Lampiran 32. Syntax Prediksi 7 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                             (7,
                                                          7),
                                                                        activation='relu',
input shape=(IMG SIZE,IMG SIZE,1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "'Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train images, np.asarray(train labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
                batch size = 200)
```

### Lampiran 33. Hasil Prediksi 7 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
1/1 [========= ] - 55s 55s/step - loss: 0.6989 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 141.3185 - val accuracy: 0.5000
Epoch 2/20
- accuracy: 0.5000 - val loss: 20.8270 - val accuracy: 0.5000
accuracy: 0.5000 - val loss: 12.4911 - val accuracy: 0.5000
Epoch 4/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 3.9956 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.8066 - val accuracy: 0.5000
Epoch 6/20
1/1 [========= ] - 31s 31s/step - loss: 0.7766 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 7/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 8/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 9/20
1/1 [========= ] - 25s 25s/step - loss: 0.6937 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
1/1 [========= ] - 27s 27s/step - loss: 0.6931 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 12/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 14/20
           1/1 [=======
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 15/20
1/1 [========== ] - 30s 30s/step - loss: 0.6931 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 16/20
1/1 [======== ] - 28s 28s/step - loss: 0.6931 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 17/20
1/1 [=========== ] - 26s 26s/step - loss: 0.6931 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 18/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7488 - val accuracy: 0.5000
```

# Lampiran 33. Hasil Prediksi 7 Convolutional Kernel 1 Convolutional Layer

### Lampiran 34. Syntax Prediksi 7 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                            (7,
                                                          7).
                                                                        activation='relu'.
input_shape=(IMG_SIZE,IMG_SIZE,1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(32, (7, 7), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "'Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train_images, np.asarray(train_labels), epochs = 20,
                validation data = (test images, np.asarray(test labels)),
                batch size = 200)
```

### Lampiran 35. Hasil Prediksi 7 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
- accuracy: 0.5000 - val loss: 5.2166 - val accuracy: 0.5000
Epoch 2/20
1/1 [========= ] - 90s 90s/step - loss: 5.3958 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 1.1311 - val accuracy: 0.5000
Epoch 3/20
1/1 [=========== ] - 83s 83s/step - loss: 1.0524 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7240 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 4/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7007 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6933 - val accuracy: 0.4062
1/1 [============= ] - 73s 73s/step - loss: 0.6926 -
accuracy: 0.5234 - val loss: 0.6932 - val_accuracy: 0.4688
Epoch 7/20
accuracy: 0.5391 - val loss: 0.7160 - val accuracy: 0.5000
```

### Lampiran 35. Hasil Prediksi 7 Convolutional Kernel 2 Convolutional Layer

```
Epoch 8/20
1/1 [========= ] - 86s 86s/step - loss: 0.7039 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6899 - val accuracy: 0.5000
Epoch 9/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6912 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6850 - val accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
accuracy: 0.6406 - val loss: 0.6954 - val accuracy: 0.5000
Epoch 12/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6883 - val accuracy: 0.5938
Epoch 13/20
1/1 [========= ] - 75s 75s/step - loss: 0.6820 -
accuracy: 0.8359 - val loss: 0.6873 - val accuracy: 0.6562
Epoch 14/20
accuracy: 0.6484 - val loss: 0.6761 - val accuracy: 0.5000
Epoch 15/20
accuracy: 0.5781 - val loss: 0.6368 - val accuracy: 0.5938
Epoch 16/20
1/1 [=======] - 75s 75s/step - loss: 0.5959 -
accuracy: 0.6172 - val loss: 0.6497 - val accuracy: 0.7188
Epoch 17/20
1/1 [========= ] - 71s 71s/step - loss: 0.6111 -
accuracy: 0.7656 - val loss: 0.6310 - val accuracy: 0.5312
Epoch 18/20
1/1 [=======] - 84s 84s/step - loss: 0.5513 -
accuracy: 0.6719 - val loss: 0.6576 - val accuracy: 0.5000
Epoch 19/20
1/1 [========== ] - 80s 80s/step - loss: 0.5360 -
accuracy: 0.6562 - val loss: 0.6979 - val accuracy: 0.5625
Epoch 20/20
accuracy: 0.5781 - val loss: 0.5805 - val_accuracy: 0.8750
```

### Lampiran 36. Syntax Prediksi 7 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

```
model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(32,
                                                                        activation='relu',
                                            (7,
                                                          7),
input_shape=(IMG_SIZE,IMG_SIZE,1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(32, (7, 7), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(32, (7, 7), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(2))
    model.compile(optimizer='adam',
            loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
            metrics=['accuracy'])
    "Fitting the data into our model"
    #es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1)
    history = model.fit(train_images, np.asarray(train_labels), epochs = 20,
                validation_data =(test_images, np.asarray(test_labels)),
                batch size = 200)
```

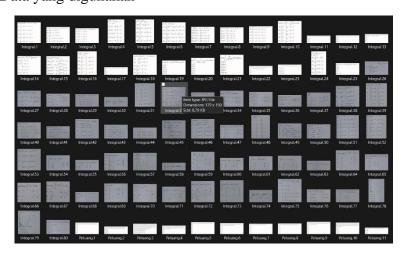
# Lampiran 37. Hasil Prediksi 7 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

```
Epoch 1/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 4.7920 - val accuracy: 0.5000
Epoch 2/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6915 - val accuracy: 0.5000
Epoch 3/20
1/1 [========= ] - 92s 92s/step - loss: 0.6940 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6914 - val accuracy: 0.5000
1/1 [=======] - 96s 96s/step - loss: 0.6936 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6912 - val accuracy: 0.5000
Epoch 5/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.7083 - val accuracy: 0.5000
Epoch 6/20
1/1 [=========== ] - 90s 90s/step - loss: 0.6994 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6927 - val accuracy: 0.5000
Epoch 7/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6932 - val accuracy: 0.5000
Epoch 8/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6917 - val accuracy: 0.5000
Epoch 9/20
accuracy: 0.5000 - val_loss: 0.6935 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 10/20
```

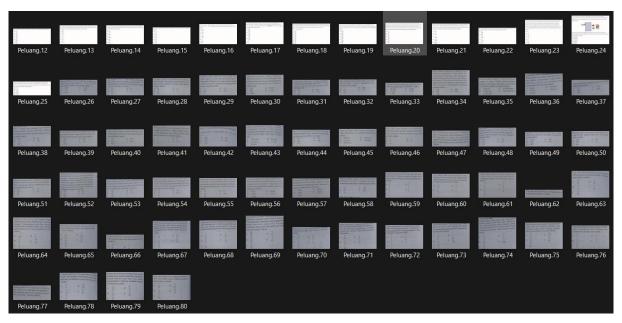
# Lampiran 37. Hasil Prediksi 7 Convolutional Kernel 3 Convolutional Layer

```
Epoch 10/20
1/1 [========= ] - 87s 87s/step - loss: 0.6928 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6947 - val accuracy: 0.5000
Epoch 11/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6933 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 12/20
1/1 [============ ] - 88s 88s/step - loss: 0.6925 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6996 - val accuracy: 0.5000
Epoch 13/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6976 - val accuracy: 0.5000
Epoch 14/20
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6944 - val accuracy: 0.5000
Epoch 15/20
1/1 [========= ] - 66s 66s/step - loss: 0.6921 -
accuracy: 0.5000 - val loss: 0.6929 - val accuracy: 0.5000
Epoch 16/20
accuracy: 0.6016 - val loss: 0.6931 - val accuracy: 0.5000
Epoch 17/20
accuracy: 0.7031 - val loss: 0.6927 - val accuracy: 0.5000
Epoch 18/20
1/1 [=======] - 88s 88s/step - loss: 0.6917 -
accuracy: 0.6172 - val loss: 0.6937 - val accuracy: 0.5000
Epoch 19/20
accuracy: 0.5000 - val_loss: 0.6941 - val accuracy: 0.5000
Epoch 20/20
1/1 [=======] - 87s 87s/step - loss: 0.6896 -
accuracy: 0.5000 - val_loss: 0.6918 - val_accuracy: 0.5625
```

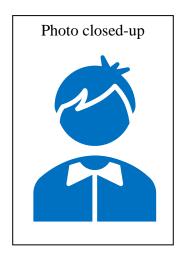
#### Lampiran 38. Data yang digunakan



# Lampiran 38. Data yang digunakan



# **BIODATA PENULIS**



Penulis dilahirkan di Sekayu, 2 November 1999, merupakan anak pertama dari 2 bersaudara. Penulis telah menempuh pendidikan formal yaitu di TK Pembina Sekayu, MI Istiqomah Sekayu, SMPIT Al-Furqon Palembang dan MAN 3 Palembang. Setelah lulus dari SMAN tahun 2016, Penulis mengikuti SBMPTN dan diterima di Departemen Statistika FSAD - ITS pada tahun 2016 dan terdaftar dengan NRP 06211640000049.

Di ITS Penulis sempat aktif di beberapa organisasi, yaitu Himpunan Mahasiswa Statistika ITS (HIMASTA ITS) sebagai staff Departemen Dalam Negeri dan BEM Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data sebagai staff Departemen Pengembangan Sumber Daya Mahasiswa dan wakil ketua.