

SKRIPSI

**EKSPLORASI BEBERAPA TEKNIK *DEEP LEARNING*
BERBASIS *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* UNTUK
MENYELESAIKAN PERMASALAHAN ABSENSI
MAHASISWA**



Timothy Lawrence

NPM: 2016730064

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI DAN SAINS
UNIVERSITAS KATOLIK PARAHYANGAN
2021**

UNDERGRADUATE THESIS

**EXPLORATION OF DEEP LEARNING TECHNIQUES BASED
ON CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK TO SOLVE
STUDENT ATTENDANCE PROBLEM**



Timothy Lawrence

NPM: 2016730064

**DEPARTMENT OF INFORMATICS
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY AND SCIENCES
PARAHYANGAN CATHOLIC UNIVERSITY
2021**

LEMBAR PENGESAHAN

EKSPLORASI BEBERAPA TEKNIK *DEEP LEARNING* BERBASIS *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* UNTUK MENYELESAIKAN PERMASALAHAN ABSENSI MAHASISWA

Timothy Lawrence

NPM: 2016730064

Bandung, 1 Februari 2021

Menyetujui,

Pembimbing

Joanna Helga, M.Sc.

Ketua Tim Penguji

Anggota Tim Penguji

Dr.rer.nat. Cecilia Esti Nugraheni

Lionov, Ph.D.

Mengetahui,

Ketua Program Studi

Mariskha Tri Adithia, P.D.Eng

PERNYATAAN

Dengan ini saya yang bertandatangan di bawah ini menyatakan bahwa skripsi dengan judul:

**EKSPLORASI BEBERAPA TEKNIK *DEEP LEARNING* BERBASIS
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK MENYELESAIKAN
PERMASALAHAN ABSENSI MAHASISWA**

adalah benar-benar karya saya sendiri, dan saya tidak melakukan penjiplakan atau pengutipan dengan cara-cara yang tidak sesuai dengan etika keilmuan yang berlaku dalam masyarakat keilmuan.

Atas pernyataan ini, saya siap menanggung segala risiko dan sanksi yang dijatuhkan kepada saya, apabila di kemudian hari ditemukan adanya pelanggaran terhadap etika keilmuan dalam karya saya, atau jika ada tuntutan formal atau non-formal dari pihak lain berkaitan dengan keaslian karya saya ini.

Dinyatakan di Bandung,
Tanggal 1 Februari 2021



Timothy Lawrence
NPM: 2016730064

ABSTRAK

Absensi mahasiswa adalah proses pendataan kehadiran mahasiswa pada sebuah kelas perkuliahan. Absensi mahasiswa dapat digunakan untuk pengembangan kurikulum perkuliahan dan penilaian standar edukasi sebuah universitas. Namun, permasalahan ini seringkali sulit diukur. Hal ini dikarenakan minimnya ketersediaan waktu yang perlu diluangkan untuk melakukan absensi secara manual. Penelitian ini juga didorong atas keinginan untuk mengubah sistem absensi manual ke sistem baru yang lebih cepat. Sistem ini memanfaatkan kamera *smartphone*/CCTV untuk mengambil foto kelas, kemudian secara otomatis mendeteksi siapa saja mahasiswa yang hadir. Oleh karena itu, diperlukan suatu model yang mampu mendeteksi letak sekaligus mengenali mahasiswa dalam suatu foto.

Model ini dirancang dengan landasan pengetahuan akan *Deep Learning*, terutama pada basis *Convolutional Neural Network*. Teknik ini memanfaatkan sifat dari jaringan tiruan *Convolutional Neural Network* yang cocok dalam memproses data-data seperti citra ke dalam permasalahan klasifikasi, lokalisasi dan pendeteksian objek, maupun pengenalan objek. Dalam penelitian ini, dilakukan eksplorasi terhadap beberapa teknik *Deep Learning* dan parameter yang berkaitan. Hal ini bertujuan guna mendapatkan model yang dianggap cocok dalam konteks permasalahan absensi mahasiswa. Model yang selesai diimplementasi diuji kinerjanya sehingga menghasilkan evaluasi dalam bentuk visualisasi data, persentase akurasi sebagai tingkat kesuksesan, maupun metrik lain seperti *F1 Score* yang dianggap penting dan cocok untuk menguji kualitas dari model.

Berdasarkan eksplorasi dan hasil pengujian yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model mempunyai potensi besar untuk mengatasi permasalahan absensi mahasiswa. Meskipun metrik *F1 Score* yang dihasilkan model hanya mencapai 42%, namun model mempunyai banyak ruang untuk peningkatan mengingat beberapa keterbatasan yang muncul selama proses eksplorasi dan penelitian dilakukan. Selain itu, model memungkinkan untuk diintegrasikan ke dalam sebuah perangkat lunak agar dapat menjadi sistem baru yang lebih praktis.

Kata-kata kunci: *Deep Learning, Artificial Neural Network, Convolutional Neural Network, Absensi, Klasifikasi Objek, Lokalisasi Objek, Deteksi Objek, Pengenalan Objek*

ABSTRACT

Student attendance is the process of recording student appearance in the classroom. Student attendance data can be used to develop academic curriculum and assessment of a universities' standard of education. However, this problem is often hard to be quantified. This is due to the lack of time available to exercise manual attendance. This research is also driven by the desire to change current manual attendance system to a new and faster system. This system uses a smartphone/CCTV camera to take photos of the classroom and then automatically detects which students are present. Therefore, there is a need for a model that is capable to detect the location and recognize students in a photo.

The model is designed on the foundation of knowledge of Deep Learning, especially on the basis of Convolutional Neural Network. This techniques will utilize the properties of artificial network from Convolutional Neural Network, which is deemed suitable in processing data such as images into classification problems, object localization and detection, and object recognition. In this research, explorations of several Deep Learning techniques and the related parameters will be carried out. This aims to obtain a model that is deemed suitable in solving students attendance problem. The model that has been implemented is tested for performance so that it produces evaluations in the forms of data visualization, percentage of accuracy as success rate and other metrics such as F1 Score that are considered important and suitable for the purpose of quality testing.

Based on the exploration and the evaluation that is carried out, it can be concluded that the implemented model has great potential to tackle student attendance problems. Although the metric of F1 Score generated by the model only reaches 42%, but the model has a lot of room for improvement considering several drawbacks that surface during the process of exploration and research. In addition, it is possible to integrate the model into a software so that it can become a new proposed system that is more practical.

Keywords: Deep Learning, Artificial Neural Network, Convolutional Neural Network, Attendance, Classification, Localization, Object Detection, Object Recognition

Dipersembahkan untuk papa, mama dan adik yang selalu mendukung penulis dalam pembuatan skripsi.

KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Tuhan yang telah memberikan berkat dan karunia-Nya kepada penulis, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul "Eksplorasi Beberapa Teknik *Deep Learning* Berbasis *Convolutional Neural Network* untuk Menyelesaikan Permasalahan Absensi Mahasiswa". Penyusunan skripsi ini dimaksudkan untuk memenuhi syarat guna mencapai gelar sarjana di Program studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi dan Sains, Universitas Parahyangan Bandung.

Penulis menyadari bahwa penulisan ini tidak dapat terselesaikan tanpa dukungan dari berbagai pihak, dalam bentuk doa, pelajaran, maupun pengalaman yang tidak ternilai. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan ucapan terima kasih kepada:

1. Kedua orang tua, Bapak Lauw Hung dan Ibu Upa Anita, dan adik, Teresha Lawrence, yang telah memberikan dukungan baik dalam doa, saran, maupun dorongan kepada penulis.
2. Ibu Joanna Helga, M.Sc. dan Bapak Veldri Kurniawan selaku dosen pembimbing yang mendampingi penulis dalam bentuk bimbingan, saran, nasihat, dan dukungan dalam penulisan skripsi ini.
3. Ibu Dr.rer.nat.Cecilia Esti Nugraheni sebagai penguji utama dan Bapak Lionov, Ph.D. sebagai penguji pendamping yang telah memberikan masukan, kritik, saran untuk perbaikan skripsi ini.
4. Seluruh Bapak/Ibu dosen Teknik Informatika yang telah memberikan pengetahuan dan pelajaran selama penulis berkuliah di Unpar, terutama Pak Husnul, Pak Janto, Bu Natalia, Bu Mariskha dan Bu Flaviana.
5. Elizabeth Winnie Kurniawan yang selalu memotivasi penulis melalui dukungan.
6. Rekan guru Temasek Independent School: Mr.Eric, Mr.Agni, Mr.Imam, Mr.Ully, Ms.Diana, Ms.Laura, dan Ms.Lia yang telah berkontribusi besar dalam kelangsungan penulisan skripsi.
7. Teman-teman grup "Maenz": Hashrul, Giovanni, Shafira, Naofal, Alif, Arru yang selalu mendorong dan menyemangati penulis selama penulisan skripsi.
8. Teman-teman grup "Emceel": William, Maxianus, Billy, Aditya, Jason, Rika yang menemani dan menghibur penulis selama penulisan skripsi.
9. Teman-teman setim kompetisi Anonymoes Wombat: Joshua dan Cahyadi yang semasa perkuliahan menjadi inspirasi penulis untuk menjadi lebih baik.
10. Teman-teman seperjuangan selama perkuliahan: Dipo, Jaya, Samuel, Intan, Avel, Nadya, Cindy dan Vincent.
11. Serta seluruh teman-teman yang telah memberikan semangat dan dukungan yang tidak bisa disebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna dan memiliki banyak ruang untuk dikembangkan. Oleh karena itu apabila terdapat kesalahan dalam penelitian dan penulisan, penulis meminta maaf dan berharap dapat diberikan kritik dan saran yang dapat membantu penyempurnaan penelitian ini. Semoga dokumen ini dapat bermanfaat bagi semua pihak yang membutuhkan.

Bandung, Februari 2021

Penulis

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	xv
DAFTAR ISI	xvii
DAFTAR GAMBAR	xxi
DAFTAR KODE PROGRAM	xxvii
1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan	3
1.4 Batasan Masalah	3
1.5 Metodologi	4
1.6 Sistematika Pembahasan	4
2 LANDASAN TEORI	5
2.1 Neural Network	5
2.2 Artificial Neural Network	5
2.2.1 Perceptron	6
2.2.2 Bias	7
2.2.3 Activation Function	7
2.2.4 Loss Function	11
2.2.5 Gradient Descent, Learning Rate dan Epoch	12
2.2.6 Optimizers	15
2.2.7 Metrik	17
2.2.8 Backpropagation	18
2.3 Dense Neural Network/Fully-Connected Neural Network	18
2.4 Convolutional Neural Network	20
2.4.1 Konvolusi	20
2.4.2 Konvolusi 2 Dimensi	22
2.4.3 Konvolusi 3 Dimensi dan Stride	23
2.4.4 Padding	24
2.4.5 Pooling	25
2.4.6 Feature Map dan Visualisasinya	26
2.4.7 Model VGG16	27
2.5 You Only Look Once (YOLO)	29
2.5.1 Grid	30
2.5.2 Bounding Box	30
2.5.3 Intersection over Union	32
2.5.4 Non-Maximum Supression	33
2.5.5 Anchor Box	34
2.5.6 Model YOLO	34

2.5.7	Kekurangan dan kelebihan model YOLO	35
3	PEMBANGUNAN MODEL	37
3.1	Lingkungan Perangkat	37
3.2	Library Python	38
3.3	Tautan Pelengkap	38
3.4	Proses Pengumpulan Dataset	38
3.4.1	INRIA Person Dataset	39
3.4.2	PASCAL VOC 2007 Dataset	39
3.4.3	Dataset citra sintesis 1	39
3.4.4	Dataset citra sintesis 2	39
3.5	Tahapan Eksplorasi	39
3.6	Eksperimen 1: Implementasi Klasifikasi Citra	40
3.6.1	Implementasi Model	40
3.6.2	Hasil Eksperimen	43
3.6.3	Kesimpulan dan Langkah selanjutnya	44
3.7	Eksperimen 2: Implementasi Lokalisasi dengan Koordinat <i>Bounding Box Regression</i>	46
3.7.1	Implementasi Model	46
3.7.2	Hasil Eksperimen	52
3.7.3	Kesimpulan dan Langkah Selanjutnya	55
3.8	Eksperimen 3: Implementasi Lokalisasi dengan metode <i>Grid</i>	56
3.8.1	Implementasi Model	57
3.8.2	Hasil Eksperimen	59
3.8.3	Kesimpulan dan Langkah Selanjutnya	60
3.9	Eksperimen 4: Implementasi Lokalisasi 2 Objek dengan Metode <i>Grid</i>	62
3.9.1	Implementasi Model	62
3.9.2	Hasil Eksperimen	72
3.9.3	Kesimpulan dan Langkah Selanjutnya	79
3.10	Eksperimen 5: Implementasi Perhitungan Objek	81
3.10.1	Implementasi model	81
3.10.2	Hasil Eksperimen	85
3.10.3	Kesimpulan dan Langkah Selanjutnya	89
3.11	Eksperimen 6: Implementasi Pengenalan Objek	90
3.11.1	Implementasi Model	90
3.11.2	Hasil Eksperimen	95
3.11.3	Kesimpulan dan Langkah Selanjutnya	99
4	PENGUJIAN	101
4.1	Batch Processing	101
4.2	Proses Pengujian Model	103
4.2.1	Pengujian Citra dengan banyak objek bervariasi	104
4.2.2	Pengujian Citra dengan banyak objek sama dengan 1	105
4.2.3	Pengujian Citra dengan banyak objek sama dengan 2	107
4.2.4	Pengujian Citra dengan banyak objek sama dengan 3	110
4.2.5	Pengujian Citra dengan banyak objek sama dengan 4	112
4.2.6	Pengujian Citra dengan banyak objek sama dengan 5	114
4.2.7	Pengujian Citra dengan banyak objek sama dengan 6	117
4.2.8	Pengujian Citra dengan banyak objek sama dengan 7	119
4.2.9	Pengujian Citra Nyata	122
5	KESIMPULAN DAN SARAN	129
5.1	Kesimpulan	129

5.2	Saran	130
DAFTAR REFERENSI		131
A KODE PROGRAM		133

DAFTAR GAMBAR

1.1	Hasil implementasi model untuk permasalahan absensi mahasiswa di lingkungan perkuliahan	2
2.1	Neuron yang saling berkomunikasi melalui gerbang <i>synapse</i>	5
2.2	Model matematis sederhana dari sebuah neuron, Perceptron	6
2.3	Mekanisme sederhana Perceptron	6
2.4	<i>Binary Step Activation Function</i>	8
2.5	<i>Linear Activation Function</i>	9
2.6	<i>Sigmoid Function</i>	9
2.7	<i>Rectified Linear Unit (ReLU)</i>	10
2.8	<i>Gradient Descent</i> 1 dimensi	13
2.9	<i>Gradient Descent</i> 2 dimensi	13
2.10	Nilai ϵ yang terlalu besar mengakibatkan divergen dari nilai optimum	14
2.11	Nilai ϵ yang terlalu kecil mengakibatkan gagalnya terjadi konvergen ke nilai optimum	15
2.12	Berbagai "jebakan" yang mungkin muncul dalam algoritma standar <i>Gradient Descent</i> untuk mencapai nilai <i>global minima</i>	15
2.13	Struktur dari <i>Artificial Neural Network</i>	19
2.14	Arsitektur <i>Dense Neural Network</i>	20
2.15	Plot dari fungsi f dan g	21
2.16	Daerah di bawah kurva f , g , dan daerah konvolusi fungsi f dan g	22
2.17	Proses konvolusi 2 dimensi	22
2.18	Proses konvolusi kernel pada sebuah citra/matriks 3 dimensi	23
2.19	Proses konvolusi pada citra 3 dimensi dengan kernel berukuran $3 \times 3 \times 3$	24
2.20	Teknik Zero Padding untuk memastikan resolusi citra tidak menurun	25
2.21	Max Pooling dengan <i>pooling window</i> sebesar 2×2 dan ukuran <i>stride</i> sebesar 2.	25
2.22	Citra kucing awal dan citra <i>feature map</i> dari hasil konvolusi citra kucing dengan sebuah kernel pada <i>layer</i> pertama CNN.	26
2.23	Hasil visualisasi dari berbagai <i>feature map</i> yang menjadi hasil konvolusi pada beberapa <i>layer</i> CNN.	27
2.24	Arsitektur dari model CNN VGG-16.	28
2.25	Proses <i>sliding windows</i> untuk lokalisasi objek cangkir	29
2.26	Algoritma YOLO menggabungkan konsep dari <i>bounding box</i> dan peluang kemunculan kelas dari setiap <i>grid</i> untuk mendeteksi letak objek dalam satu tahapan proses.	30
2.27	Ilustrasi dari <i>grid</i> dan <i>bounding box</i> . Pada <i>grid</i> yang diwarnai, titik tengah objek dengan kelas <i>person</i> digambarkan dengan titik biru	31
2.28	Ilustrasi parameter B dan C yang dinilai pada setiap sel <i>grid</i>	32
2.29	<i>Intersection over Union (IOU)</i> antara <i>bounding box</i> prediksi dan <i>bounding box</i> sebenarnya pada objek mobil	32
2.30	Proses <i>non-maximum suppression</i> untuk menghilangkan <i>bounding box</i> yang tidak akurat	33
2.31	Pemilihan 2 <i>Anchor Box</i> untuk mendeteksi objek <i>person</i> dan <i>car</i>	34
2.32	Arsitektur model You Only Look Once (YOLO)	35

2.33	Algoritma YOLO yang telah diimplementasikan	35
2.34	Salah satu kelemahan dari YOLO adalah keterbatasan untuk mendeteksi objek yang berdekatan	36
3.1	Citra berlabel <i>person</i> (kiri) dan <i>others</i> (kanan) pada training set	41
3.2	Rangkuman Model CNN	42
3.3	Hasil proses <i>fitting</i> untuk eksperimen 1	44
3.4	Plot val_{acc} dan val_{loss} terhadap <i>epoch</i>	45
3.5	Citra dengan 1 buah objek dengan kelas <i>person</i>	48
3.6	Rangkuman Model untuk Eksperimen 2 iterasi 1	48
3.7	Proses komposisi dari (a) citra foreground dan (b) citra background untuk menghasilkan sebuah (c) citra sintesis	51
3.8	Hasil proses <i>fitting</i> untuk iterasi 1	52
3.9	Visualisasi prediksi koordinat <i>bounding box</i> iterasi 1 pada dataset pengujian citra PASCAL VOC	53
3.10	Visualisasi prediksi koordinat <i>bounding box</i> iterasi 1 pada dataset pengujian citra PASCAL VOC pada yang tidak akurat	53
3.11	Hasil proses <i>fitting</i> untuk iterasi 2	54
3.12	Visualisasi prediksi koordinat <i>bounding box</i> iterasi 2 pada dataset pengujian citra sintesis	55
3.13	Visualisasi prediksi koordinat <i>bounding box</i> iterasi 2 pada dataset pengujian citra PASCAL VOC	55
3.14	Hasil sintesis dan anotasi pada Eksperimen 3	57
3.15	Proses transformasi citra sintesis menjadi matriks 1-0	58
3.16	Hasil proses <i>fitting</i> untuk eksperimen 3 dengan menggunakan metode <i>grid</i>	59
3.17	Visualisasi prediksi matriks <i>bounding box</i> pada dataset pengujian citra sintesis	60
3.18	Visualisasi prediksi matriks <i>bounding box</i> pada dataset pengujian citra PASCAL VOC	60
3.19	Prediksi matriks <i>bounding box</i> pada citra non-sintesis dari dataset PASCAL VOC. Matriks prediksi gagal untuk mendeteksi letak objek (terlihat hanya 3 buah grid yang bernilai 1 dari sebagian besar objek <i>person</i> .)	61
3.21	Proses transformasi citra sintesis dengan 2 buah objek menjadi matriks 1-0	62
3.20	Hasil sintesis dan anotasi pada Eksperimen 3	63
3.22	Citra foto kelas Sekolah <i>Temasek Independent School</i> dan foto kelas hasil <i>render</i> Sekolah SD Matius Bina Bakti	63
3.23	Citra sintesis kelas original, dengan pergeseran horizontal, pergeseran vertikal dan gabungan keduanya	64
3.24	Citra sintesis kelas original dan citra dengan salah satu <i>foreground</i> yang dibalik	65
3.25	Citra sintesis kelas original dan citra dengan salah satu <i>foreground</i> yang diperbesar dan diperkecil	65
3.26	Proses dari <i>Histogram Equalization</i> yang menghasilkan citra dengan distribusi intensitas yang lebih seragam	66
3.27	Proses <i>Histogram Equalization</i> . Citra (a) adalah citra sintesis awal yang belum diproses. Citra (b) menunjukkan citra hasil <i>Histogram Equalization</i> dengan konversi HSV. Citra (c) menunjukkan citra hasil <i>Histogram Equalization</i> dengan konversi YUV.	67
3.28	Citra sintesis dengan pengaturan penempatan <i>foreground</i> . Citra (a) merupakan citra <i>background</i> yang akan diproses. Citra (b) menunjukkan lokasi <i>bounding box</i> yang menjadi potensi. Citra (c) merupakan hasil citra sintesis dengan $n = 2$ <i>foreground</i> dan citra (d) merupakan hasil citra sintesis dengan $n = 3$ <i>foreground</i>	68
3.29	Citra sintesis sebagai dataset <i>training</i> pada Eksperimen 4 iterasi kedua dan ketiga	69
3.30	Citra pada dataset testing yang telah ditumpuk oleh persegi berwarna sebagai representasi matriks hasil output	71

3.31 Hasil proses <i>fitting</i> untuk eksperimen 4 iterasi 1	72
3.32 Prediksi matriks pada dataset pengujian. Citra (a) menggambarkan citra sintesis pengujian, matriks (b) sebagai matriks prediksi citra sintesis pengujian, citra (c) menggambarkan citra non-sintesis pengujian dan (d) adalah matriks prediksi citra non-sintesis pengujian.	73
3.33 Hasil proses <i>fitting</i> untuk eksperimen 4 iterasi 2	74
3.34 Prediksi matriks pada dataset pengujian citra sintesis pada iterasi 2. Citra (a) adalah citra sintesis pengujian dan (b) adalah matriks prediksi citra sintesis pengujian.	74
3.35 Prediksi matriks pada dataset pengujian citra sintesis dengan <i>background</i> kelas pada iterasi 2. Citra (a) adalah citra sintesis pengujian dengan <i>background</i> kelas dan (b) adalah matriks prediksi citra sintesis pengujian.	75
3.36 Prediksi matriks pada dataset pengujian citra non-sintesis pada iterasi 2. Citra (a) adalah citra non-sintesis pengujian dan (b) adalah matriks prediksi citra non-sintesis pengujian	75
3.37 Hasil proses <i>fitting</i> untuk eksperimen 4 iterasi 3	76
3.38 Prediksi matriks pada dataset pengujian citra sintesis pada iterasi 3. Citra (a) adalah citra sintesis pengujian dan (b) adalah matriks prediksi citra sintesis pengujian.	77
3.39 Prediksi matriks pada dataset pengujian citra sintesis dengan <i>background</i> kelas pada iterasi 3. Citra (a) adalah citra sintesis pengujian dengan <i>background</i> kelas dan (b) adalah matriks prediksi citra sintesis pengujian.	77
3.40 Prediksi matriks pada dataset pengujian citra sintesis pada iterasi 3. Citra (a) adalah citra sintesis pengujian dan (b) adalah matriks prediksi citra sintesis pengujian.	78
3.41 Hasil proses <i>fitting</i> untuk eksperimen 4 iterasi 4	78
3.42 Visualisasi dataset pengujian citra sintesis. Citra (a) adalah citra sintesis yang akan diuji, (b) adalah matriks prediksinya dan (c) adalah hasil komposisi citra sintesis dan matriks prediksi dengan <i>overlay</i>	79
3.43 Visualisasi dataset pengujian citra sintesis dengan <i>background</i> kelas (a) dan citra non-sintesis (b).	80
3.44 Hasil sintesis dan anotasi pada Eksperimen 5 iterasi 1	81
3.45 Ringkasan dari model Eksperimen 5 iterasi 2	83
3.46 Hasil proses <i>fitting</i> untuk eksperimen 5 iterasi 1	85
3.47 Hasil proses fungsi <i>predict</i> pada salah satu citra dataset pengujian	86
3.48 Hasil proses fungsi <i>evaluate</i> pada seluruh dataset pengujian	86
3.49 Hasil proses <i>fitting</i> untuk eksperimen 5 iterasi 2	87
3.50 Hasil proses fungsi <i>predict</i> pada salah satu citra dataset pengujian	87
3.51 Hasil proses fungsi <i>evaluate</i> pada seluruh dataset pengujian	87
3.52 Visualisasi dataset pengujian citra sintesis pada iterasi 3	88
3.53 Citra <i>foreground</i> baru yang pada Eksperimen 6. Terdiri dari 7 orang yang masing-masing mewakili 1 kelas tersendiri.	91
3.54 Citra sintesis sebagai dataset <i>training</i> pada Eksperimen 6	91
3.55 Citra sintesis yang akan ditransformasi	93
3.56 Hasil transformasi dalam matriks 3 dimensi bernilai 1 dan 0. Layer pertama merepresentasikan orang dengan jas hitam dan layer kedua merepresentasikan orang yang sedang berpose duduk	93
3.57 Hasil proses <i>fitting</i> untuk eksperimen 6 iterasi 1	95
3.58 Hasil proses fungsi <i>predict</i> pada salah satu citra dataset pengujian. Vektor di atas citra merupakan hasil prediksi untuk nilai kemungkinan dari setiap kelas	96
3.59 Visualisasi dataset pengujian citra sintesis pada Eksperimen 6 iterasi 2	97

3.60	Visualisasi dataset pengujian citra sintesis pada Eksperimen 6 iterasi 3. Citra (a) menunjukkan model sukses memprediksi 3 kelas objek. Citra (b) menunjukkan model hanya memprediksi 2 kelas objek dari 4 objek yang muncul. Citra (c) menunjukkan model memprediksi sebagian dari objek yang muncul dan citra (d) menunjukkan model salah memprediksi kelas objek yang muncul	99
4.1	DataFrame hasil transformasi koordinat <i>bounding box</i> menjadi matriks yang telah diratakan. DataFrame akan digunakan pada metode <i>flow_from_dataframe()</i>	102
4.2	Implementasi <i>batch processing</i> dengan kelas <i>ImageDataGenerator</i> untuk dataset <i>training</i> dan validasi	103
4.3	Visualisasi dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek bervariasi	104
4.4	Visualisasi dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 1	105
4.5	<i>Confusion Matrix</i> untuk dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 1	106
4.6	Plot <i>Recall, Precision, Accuracy</i> dan <i>F1 Score</i> terhadap <i>threshold</i> untuk dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 1	107
4.7	Visualisasi dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 2	108
4.8	<i>Confusion Matrix</i> untuk dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 2	109
4.9	Plot <i>Recall, Precision, Accuracy</i> dan <i>F1 Score</i> terhadap <i>threshold</i> untuk dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 1	109
4.10	Visualisasi dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 3	110
4.11	<i>Confusion Matrix</i> untuk dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 3	111
4.12	Plot <i>Recall, Precision, Accuracy</i> dan <i>F1 Score</i> terhadap <i>threshold</i> untuk dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 3	112
4.13	Visualisasi dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 4	113
4.14	<i>Confusion Matrix</i> untuk dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 4	113
4.15	Plot <i>Recall, Precision, Accuracy</i> dan <i>F1 Score</i> terhadap <i>threshold</i> untuk dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 4	114
4.16	Visualisasi dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 5	115
4.17	<i>Confusion Matrix</i> untuk dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 5	116
4.18	Plot <i>Recall, Precision, Accuracy</i> dan <i>F1 Score</i> terhadap <i>threshold</i> untuk dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 5	117
4.19	Visualisasi dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 6	118
4.20	<i>Confusion Matrix</i> untuk dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 6	118
4.21	Plot <i>Recall, Precision, Accuracy</i> dan <i>F1 Score</i> terhadap <i>threshold</i> untuk dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 6	119
4.22	Visualisasi dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 7	120
4.23	<i>Confusion Matrix</i> untuk dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 7	121
4.24	Plot <i>Recall, Precision, Accuracy</i> dan <i>F1 Score</i> terhadap <i>threshold</i> untuk dataset pengujian citra sintesis dengan banyak objek sama dengan 7	122
4.25	Plot <i>F1 Score</i> terhadap jumlah objek untuk dataset pengujian citra sintesis secara keseluruhan	122
4.26	Visualisasi dataset pengujian citra asli dengan banyak objek sama dengan 1	123
4.27	Visualisasi dataset pengujian citra asli dengan banyak objek sama dengan 2	123
4.28	Visualisasi dataset pengujian citra asli dengan banyak objek sama dengan 3	124
4.29	Visualisasi dataset pengujian citra asli dengan banyak objek sama dengan 4	124

4.30	Visualisasi dataset pengujian citra asli dengan banyak objek sama dengan 5	125
4.31	Visualisasi dataset pengujian citra asli dengan banyak objek sama dengan 6	125
4.32	Visualisasi dataset pengujian citra asli dengan banyak objek sama dengan 7	126
4.33	Plot <i>Recall</i> , <i>Precision</i> , <i>Accuracy</i> dan <i>F1 Score</i> terhadap <i>threshold</i> untuk dataset pengujian citra nyata	127

DAFTAR KODE PROGRAM

3.1	Implementasi model CNN untuk klasifikasi citra	41
3.2	Implementasi model dan <i>hyperparameter</i> serta proses <i>fitting</i> model pada klasifikasi citra	43
3.3	Implementasi visualisasi plot val_{acc} dan val_{loss} terhadap epoch	44
3.4	Implementasi model dengan arsitektur VGG-16 dan <i>layer</i> Dense di atasnya	47
3.5	Fungsi <i>Intersection over Union</i> dengan framework Keras	49
3.6	Implementasi keseluruhan model untuk Eksperimen 2 iterasi 1	50
3.7	Fungsi visualisasi hasil prediksi koordinat bounding box citra pengujian	52
3.8	Fungsi <i>matrixClassifier</i> untuk mentransformasi citra pada matriks	58
3.9	Implementasi <i>one-hot encoding</i> pada library Keras	82
3.10	Fungsi perhitungan jumlah objek per citra	83
3.11	Fungsi perhitungan akurasi dari dataset pengujian	84
3.12	Fungsi <i>matrixClassifier</i> untuk mentransformasi citra menjadi matriks 3 dimensi	92
3.13	Fungsi <i>getCounter</i> untuk perhitungan IOU dan IOT.	94
3.14	Fungsi <i>Intersection over Union</i> untuk <i>post-processing</i> dataset pengujian	94
3.15	Fungsi <i>Intersection over Target Box</i> untuk <i>post-processing</i> dataset pengujian	94
A.1	<code>voc_to_numpy.py</code>	133
A.2	<code>resizer-cropper.py</code>	134
A.3	<code>resizer-converter_to_numpy.py</code>	134
A.4	<code>matrix_generator.py</code>	135
A.5	<code>count_no_person.py</code>	135
A.6	<code>get_maxbbox.py</code>	136
A.7	<code>synth_generator.py</code>	136
A.8	<code>synth_generator_recognition.py</code>	137
A.9	<code>img_annotate.py</code>	138
A.10	<code>recognition_final.py</code>	139
A.11	<code>recognition_final_testing.py</code>	146

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Penelitian dilatarbelakangi oleh adanya masalah mengenai tingkat absensi mahasiswa yang bervariasi selama masa perkuliahan. Absensi mahasiswa didefinisikan sebagai proses pendataan kehadiran mahasiswa pada sebuah kelas perkuliahan. Absensi mahasiswa menjadi data yang bermanfaat untuk pengembangan kurikulum perkuliahan dan penilaian standar edukasi sebuah universitas. Namun, permasalahan ini seringkali sulit diukur. Hal ini dikarenakan minimnya ketersediaan waktu yang perlu diluangkan untuk melakukan absensi secara manual, seperti dengan mencatat absensi kehadiran atau memanggil setiap mahasiswa masing-masing. Penelitian ini juga didorong atas keinginan untuk merancang sistem absensi yang lebih cepat, praktis, dan otomatis.

Proses absensi mahasiswa dapat dilakukan dengan mengambil foto mahasiswa selama kuliah berlangsung dengan bantuan teknologi seperti kamera pada *smartphone* dan CCTV. Foto yang diambil kemudian diproses oleh algoritma pendeteksi dan pengenalan objek. Pada kenyataannya, penelitian akan algoritma pendeteksi dan pengenalan objek melalui teknik *Machine Learning* tradisional sudah muncul dan berkembang sejak beberapa tahun yang lalu, seperti Scale Invariant Feature Transform (SIFT) atau Speeded Up Robust Features (SURF) [1]. Namun, dengan berkembangnya revolusi *Deep Learning* setelah tahun 2012, permasalahan ini dapat diselesaikan dengan implementasi yang lebih mudah dan hasil yang lebih akurat [2].

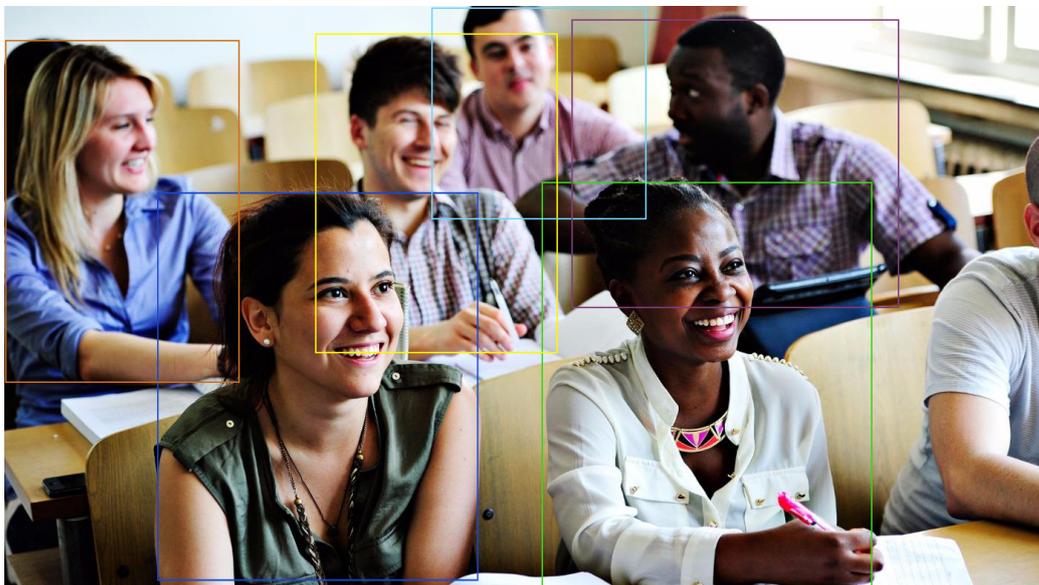
Perbedaan kinerja antara algoritma *Machine Learning* dan *Deep Learning* sendiri dikarenakan alur kerja dari *Machine Learning* yang masih memerlukan *input* data yang lebih terstruktur seperti tabel atau teks. Hal ini adalah bagian penting dari *Machine Learning* yang memerlukan pemrosesan secara manual agar tipe data yang diterima dapat diolah. Proses ini sering disebut sebagai *feature engineering*. Berbeda dengan *Deep Learning*, *input* yang diterima mungkin saja tidak terstruktur. Selain itu, model *Artificial Neural Network* yang sama dapat diimplementasikan untuk permasalahan yang berbeda melalui *transfer learning*. Perkembangan *Deep Learning* ini juga didorong oleh bertumbuhnya jumlah dan kecepatan data masuk, kapasitas penyimpanan dan kemampuan komputer memproses data yang besar. Perkembangan ini bukan saja dari berkembangnya kecepatan komputer (*vertical scaling*) namun juga kemampuan data diproses secara paralel (*horizontal scaling*). Namun demikian, *Deep Learning* memiliki keterbatasan sendiri, yaitu kebergantungan akan jumlah data yang besar untuk melatih model dan mahalnya kebutuhan prosesor/GPU untuk melatih model yang kompleks.

Permasalahan absensi mahasiswa secara umum dapat diselesaikan dengan 3 tahap utama: mengumpulkan dataset citra mahasiswa dalam kelas sebagai dataset pelatihan, merancang dan melatih model berdasarkan dataset yang tersedia, serta mengaplikasikan model untuk memproses citra baru yang diambil. Pada tahapan pengumpulan dataset, terdapat dua buah dataset yang digunakan sebagai pelatihan, yaitu dataset dari bank data dan dataset yang berisi citra sintesis. Citra sintesis adalah citra buatan yang dihasilkan melalui *script* atau diedit secara manual. Citra sintesis yang dihasilkan haruslah merupakan citra setiap mahasiswa yang akan dideteksi pada kelas perkuliahan. Artinya, data mahasiswa berupa citra-citra mahasiswa tersebut harus dikumpulkan

dan diproses terlebih dahulu. Tujuan penggunaan dataset citra sintesis adalah untuk mengatasi keterbatasan jumlah data yang tersedia untuk melatih model.

Pada tahapan perancangan model, permasalahan ini menjadi permasalahan salah satu bidang *computer vision* yang berkaitan dengan studi *object detection*, *semantic segmentation*, dan *instance segmentation*. Ketiga studi ini menjadi dasar dari perkembangan algoritma seperti You Only Look Once (YOLO) [3]. Algoritma YOLO adalah algoritma yang paling sering dipakai untuk mendeteksi objek pada citra maupun video. Penelitian ini berupaya untuk merancang model yang mengadaptasi sebagian konsep dan teknik dari algoritma YOLO tersebut. Sedangkan proses pelatihan model berdasarkan dataset yang tersedia dilakukan via *cloud computing* seperti melalui platform Google Colaboratory. Hal ini dilakukan untuk mengatasi ketergantungan pada prosesor/GPU yang baik untuk mendapatkan model yang akurat.

Pada tahap terakhir, model yang telah dilatih akan digunakan untuk memprediksi letak objek pada citra baru. Ilustrasi dari hasil prediksi model dapat dilihat melalui Gambar 1.1. Setiap mahasiswa diprediksi letaknya pada citra melalui sebuah persegi koordinat dan dikenali subjeknya (siapa mahasiswa tersebut) dari warna persegi yang diasosiasikan dengan mahasiswa tertentu.



Gambar 1.1: Hasil implementasi model untuk permasalahan absensi mahasiswa di lingkungan perkuliahan

Keseluruhan tahapan proses di atas merupakan implementasi dari teknik *Deep Learning*. Secara formal, *Deep Learning* sendiri adalah sebuah teknik dari pembelajaran *Machine Learning* yang berdasar pada *Artificial Neural Network* yang dikomposisi oleh banyak transformasi non-linear [4]. Teknik *Deep Learning* yang digunakan pada penelitian ini berfokus pada perancangan model, di mana proses akhirnya berupa model yang menerima *input* berupa citra dan labelnya, untuk kemudian merancang sekumpulan aturan yang kemudian mengeluarkan sebuah *output* tertentu. *Output* inilah yang menjadi solusi dari permasalahan absensi mahasiswa.

Proses penelitian yang bermula dari pengumpulan dataset, perancangan model hingga aplikasinya diimplementasikan menggunakan bahasa Python dan *library* yang relevan seperti *library* NumPy dan Pandas. Sedangkan *library* Keras dan Tensorflow digunakan untuk merancang model *Artificial Neural Network* yang memproses *input* citra untuk menjadi *output* seperti pada Gambar 1.1.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dideskripsikan, diharapkan masalah-masalah berikut ini dapat dibahas dan dianalisis lebih lanjut:

- Bagaimana cara mengklasifikasi citra yang berisi objek manusia (*image classification*) sebagai salah satu tahap pemecahan masalah absensi mahasiswa di kelas perkuliahan?
- Bagaimana cara mendeteksi letak objek manusia (*object detection*) sebagai salah satu tahap pemecahan masalah absensi mahasiswa di kelas perkuliahan?
- Bagaimana cara mengenali mahasiswa dari objek yang telah dideteksi (*object recognition*) sebagai salah satu tahap pemecahan masalah absensi mahasiswa di kelas perkuliahan?
- Bagaimana cara mendapatkan dataset citra yang cukup untuk proses pelatihan model absensi mahasiswa yang baik di kelas perkuliahan?
- Bagaimana cara mengimplementasikan model melalui tahap perancangan dan tahap pelatihan berdasarkan dataset yang telah diperoleh melalui *framework* yang tersedia?
- Bagaimana cara menganalisa akurasi dan menguji model yang telah dirancang sebagai solusi pemecahan masalah absensi mahasiswa di kelas perkuliahan?

1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dideskripsikan, berikut adalah tujuan dari pengerjaan skripsi:

- Mempelajari model dengan algoritma *image classification* sebagai salah satu tahap pemecahan masalah absensi mahasiswa di kelas perkuliahan.
- Mempelajari model dengan algoritma *object detection* sebagai salah satu tahap pemecahan masalah absensi mahasiswa di kelas perkuliahan.
- Mempelajari model dengan algoritma *object recognition* sebagai salah satu tahap pemecahan masalah absensi mahasiswa di kelas perkuliahan.
- Mengumpulkan dataset mahasiswa yang sesuai sebagai *input* untuk melatih model yang telah dirancang.
- Mengimplementasikan model menggunakan *library* Keras dan Tensorflow.
- Menganalisa akurasi dari model serta menguji kualitas model melalui dataset pengujian yang berupa citra mahasiswa pada kelas perkuliahan.

1.4 Batasan Masalah

Proses perancangan dan implementasi model pada penelitian ini dibatasi oleh faktor-faktor seperti:

- Implementasi model dilakukan dengan bahasa pemrograman *Python* dengan memanfaatkan beberapa *library* yang tersedia, terutama *library* Keras dan Tensorflow sebagai *library* utama untuk proses *Deep Learning*.
- Implementasi model hanya mengadaptasi beberapa konsep algoritma You Only Look Once (YOLO), tidak mengimplementasi keseluruhan algoritmanya.
- Dataset yang digunakan dalam pelatihan model akhir terdiri dari 7 orang yang berbeda. Hal ini dikarenakan proses pengumpulan data terbatas oleh waktu pelaksanaan dan keadaan tak terduga seperti pandemi global saat penelitian berlangsung.
- Penelitian hanya berfokus pada eksplorasi model serta melakukan evaluasi dan visualisasi data pengujian.

1.5 Metodologi

Langkah-langkah yang dilakukan dalam mengeksekusi penelitian untuk memecahkan permasalahan absensi mahasiswa adalah:

- Melakukan studi literatur mengenai teknik *Deep Learning* terutama pada basis *Convolutional Neural Network* dan algoritma yang relevan dalam bidang *object detection* dan *object recognition* seperti You Only Live Once (YOLO).
- Mencari dataset yang relevan dan tersedia secara umum untuk konteks absensi mahasiswa serta merancang *script* untuk menghasilkan dataset berisi citra sintesis.
- Mempelajari bahasa pemrograman Python, *library* pengolahan citra, *library Deep Learning* Keras dan Tensorflow serta IDE yang bersangkutan yaitu Google Colaboratory untuk merancang dan melatih model.
- Melakukan tahap *pre-processing* pada dataset citra dengan mentransformasi dan mengintegrasikan citra yang telah dikumpulkan agar sesuai untuk digunakan menjadi *input* model.
- Melakukan beberapa eksperimen perancangan dan pelatihan model sebagai tahap eksplorasi untuk mendapatkan model yang paling sesuai untuk permasalahan absensi mahasiswa.
- Merancang dan melatih model akhir sebagai model yang dianggap paling akurat untuk permasalahan absensi mahasiswa melalui evaluasi beberapa eksperimen sebelumnya.
- Menganalisis serta menguji model eksperimen melalui dataset pengujian.
- Menulis dokumen skripsi.

1.6 Sistematika Pembahasan

Sistematika penulisan berguna untuk memberikan gambaran umum mengenai tahapan penelitian yang diimplementasikan. Berikut merupakan uraian dari sistematika pembahasan:

- Bab 1. Pendahuluan, membahas akan latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, metode penelitian dan sistematika pembahasan.
- Bab 2. Landasan Teori, membahas akan konsep *Neural Network*, *Artificial Neural Network*, tipe *Artificial Neural Network* yang dipakai seperti *Dense Neural Network* dan *Convolutional Neural Network*. Selain itu Bab 2 juga membahas algoritma *Convolutional Neural Network* yang relevan untuk pendeteksi dan pengenalan objek yaitu algoritma You Only Live Once (YOLO).
- Bab 3. Analisis, membahas mengenai 6 eksperimen yang menjadi implementasi teori yang dijelaskan di bab sebelumnya. Masing-masing eksperimen dibagi dalam kerangka latar belakang, teknik implementasi, hasil implementasi dan kesimpulan yang dipetik.
- Bab 4. Implementasi dan Pengujian, membahas mengenai lingkungan implementasi, pengumpulan dan integrasi dataset, implementasi model akhir, hasil analisa, dan evaluasi serta visualisasi model pada dataset pengujian.
- Bab 5. Kesimpulan dan Saran, membahas mengenai kesimpulan yang dapat dipetik selama proses implementasi dataset dan model serta saran yang dapat diberikan untuk pengembangan lebih lanjut model untuk permasalahan absensi mahasiswa.