SISTEM PENDETEKSI *ENGAGEMENT* SISWA DALAM LINGKUNGAN E-LEARNING DENGAN TEKNOLOGI OPENCV BERBASIS CNN

Livia Ellen 1606887560 Departemen Teknik Elektro Universitas Indonesia Depok, Indonesia livia.ellen@ui.ac.id

Abstract— Dalam era digital ini, pembelajaran dengan metode e-learning menjadi solusi yang umum diimplementasikan pada pendidikan jarak jauh. Kekurangan dari metode e-learning ini yaitu minimnya informasi pengajar mengenai antusiasme dan tingkat partisipasi siswa dalam pembelajaran. Masalah tersebut dapat diselesaikan dengan sistem yang mampu mendeteksi engagement siswa. Tingkat engagement siswa pada e-learning dapat ditentukan dari pandangan siswa dan ekspresi wajah siswa dalam pembelajaran. Sistem pendeteksi engagement siswa bekerja dengan cara mendeteksi arah mata siswa dan ekspresi wajah siswa menggunakan teknologi OpenCV dengan metode CNN (convolutional neural network) pada input file berupa video atau webcam secara real-time. Sistem akan memberikan output berupa nilai engagement siswa "engaged" berdasarkan durasi mata siswa menatap layar dan ekspresi wajah siswa berupa ekspresi netral atau positif. Sistem akan memberikan output berupa nilai kehadiran siswa "disengaged" berdasarkan durasi mata siswa tidak menatap layar dan ekspresi wajah siswa menunjukkan ekspresi negatif. Sistem menganalisis reaksi emosi siswa yang direpresentasikan dalam parameter nilai persentase reaksi netral, positif, dan negatif menggunakan dataset FER-2013. Sistem pendeteksi engagement siswa dapat mengukur presensi, status attendance siswa memperhatikan layar, emosi, impresi dan status engagement siswa dengan tingkat akurasi sebesar 83,33%, presisi sebesar 100%, recall sebesar 66,67% dan f1 score sebesar 80,00%.

Keywords—OpenCV, engagement siswa, Convolutional neural network, e-learning

I. PENDAHULUAN

Pada era globalisasi saat ini, pembelajaran dengan metode *e-learning* menjadi solusi umum untuk pendidikan jarak jauh. Banyak universitas maupun lembaga swasta menawarkan layanan Pendidikan jarak jauh.

Pendidikan jarak jauh dapat diartikan sebagai proses pendidikan yang terorganisasi yang menjembatani keterpisahan antara siswa dengan pendidik dan dimediasi oleh pemanfaatan teknologi, dan pertemuan tatap muka yang minimal. Pendidikan jarak jauh ditawarkan lintas ruang dan waktu sehingga siswa memperoleh fleksibilitas belajar dalam waktu dan tempat yang berbeda, serta menggunakan beragam sumber belajar. Pendidikan jarak jauh adalah solusi yang tepat untuk menguraikan permasalahan pendidikan yang terkendala letak geografi yang tidak memungkinkan dilakukan pembelajaran secara konvensional.

Berdasarkan Undang-undang no. 12 Tahun 2012 tentang Pendidikan Tinggi, pendidikan jarak jauh merupakan proses belajar mengajar yang dilakukan secara jarak jauh melalui penggunaan berbagai media komunikasi. [1]

Pendidikan jarak jauh bertujuan untuk:

- a) memberikan layanan Pendidikan Tinggi kepada kelompok Masyarakat yang tidak dapat mengikuti Pendidikan secara tatap muka atau reguler; dan
- b) memperluas akses serta mempermudah layanan Pendidikan Tinggi dalam Pendidikan dan pembelajaran

Kekurangan dari metode pendidikan jarak jauh (*elearning*) ini yaitu minimnya informasi pengajar mengenai antusiasme dan tingkat partisipasi siswa dalam pembelajaran. Hal ini bisa diselesaikan dengan sistem yang mampu mendeteksi *engagement* siswa menggunakan *webcam* yang ada pada gawai siswa. Sistem ini bekerja dengan cara memindai muka dan arah mata siswa menggunakan teknologi OpenCV dengan metode CNN (*convolutional neural network*).

Berdasarkan *Handelsman et al* (2005), *student engagement* yang baik dapat diketahui dari empat hal, yaitu: tingkah laku dalam melatih kemampuannya, respon emosi yang positif saat proses pembelajaran, berpartisipasi aktif dalam proses pembelajaran, dan performa belajarnya.^[2]

Maka dari itu, penulis mengembangkan sistem pendeteksi engagement siswa untuk dapat mengukur 2 dari 4 hal yang menunjukkan tingkat engagement siswa yang baik. Sistem pendeteksi engagement siswa menentukan engagement berdasarkan dari tingkat fokus pandangan siswa terhadap layar dan ekspresi wajah siswa tersebut. Sistem akan memberikan output berupa nilai engagement siswa "engaged" berdasarkan durasi mata siswa menatap layar dan ekspresi wajah siswa berupa ekspresi netral atau positif. Sistem akan memberikan output berupa nilai kehadiran siswa "disengaged" berdasarkan durasi mata siswa tidak menatap layar dan ekspresi wajah siswa menunjukkan ekspresi negatif.

Sistem menganalisis reaksi emosi siswa yang direpresentasikan dalam parameter nilai persentase reaksi netral, positif, dan negatif menggunakan dataset FER-2013. Sistem pendeteksi *engagement* siswa dapat mengukur presensi, status *attendance* siswa memperhatikan layar, emosi, impresi dan status *engagement* siswa.

Engagement siswa merupakan prediktor dari pemelajar yang baik sekaligus merupakan prediktor dari pengajaran efektif (Handelsman et al, 2005). Reeve (2005) mengemukakan bahwa semakin tinggi tingkat engagement seorang pemelajar, maka semakin baik pula proses belajarnya. Status engagement hasil output program sistem pendeteksi engagement siswa ini dapat memberikan feedback bagi pengajar untuk mengetahui respon dari siswa. Output dari program ini dapat membantu pengajar untuk mengetahui seberapa besar motivasi siswa dalam pembelajaran. Dengan memahami status engagement dari siswa, pengajar dapat

mengevaluasi dan memodifikasi cara penyampaian pengajar agar dapat memaksimalkan proses belajar mengajar dalam lingkungan *e-learning*.

A. Proses Pembelajaran

Kegiatan pembelajaran berkaitan dengan kegiatan belajar dan mengajar. Kegiatan belajar mengajar memungkinkan terjadinya interaksi antara peserta didik dan pendidik. Menurut Slameto, pendidik adalah salah satu komponen manusiawi dalam proses belajar mengajar, yang ikut berperan dalam usaha pembentukan sumber daya manusia yang potensial dibidang pembangunan. (Slameto., Bina Aksara). Tujuan pembelajaran yaitu supaya siswa dapat mencapai kemampuan atau tingkat penguasaan yang diharapkan dicapai setelah mengikuti suatu proses pembelajaran. Untuk mencapai tujuan pembelajaran tersebut, maka dibutuhkan pemilihan metode yang sesuai dalam pembelajaran.

B. Engagement Siswa

Engagement siswa merupakan tampilan atau manifestasi dari motivasi yang dapat ditemukan melalui tindakan yaitu perilaku, emosi, dan kognitif yang ditampilkan oleh siswa dalam kegiatan akademik (Connell and Welborn (1991).^[5] Reeve (2005) memberikan definisi mengenai *student engagement* yaitu, intensitas tingkah laku, kualitas emosi, dan usaha pribadi dari keterlibatan siswa secara aktif dalam aktifitas pembelajaran.^[3]

Engagement siswa merupakan prediktor dari pemelajar yang baik sekaligus merupakan predictor dari pengajaran efektif (Handelsman et al, 2005). Reeve (2005) mengemukakan bahwa semakin tinggi tingkat engagement seorang pemelajar, maka semakin baik pula proses belajarnya.

C. Ekspresi Emosi

Setiap manusia pasti memiliki emosi. Emosi merupakan bentuk sebuah peralihan, respon *neurophysiological* terhadap sebuah stimulus yang membangkitkan komponenkomponen sistem koordinasi, respon tersebut menginformasikan tentang hubungan kita kepada stimulus, dan mempersiapkan kita untuk berhubungan dengan emosi melewati suatu cara. (Matsumoto and Juang, 2008: 198).^[6]

Ekman dan Izard (dalam Matsumoto, 2008: 137) megemukakan tentang keuniversalan ekspresi berupa marah, jijik (*disgust*), takut (*fear*), senang (*happiness*), sedih (*sadness*), dan terkejut (*surprise*).^[7]

Gunarsa (dalam Safaria & Saputra, 2009) berpendapat bahwa ekspresi emosi ialah suatu bentuk komunikasi melalui perubahan raut wajah dan *gesture* yang menyertai emosi, sebagai luapan dari emosi, mengungkapkan, menyampaikan perasaan kepada orang lain, dan menentukan bagaimana perasaan orang lain.^[8]

Hude (2006) juga berpendapat bahwa bentuk-bentuk ekspresi emosi manusia yang muncul dalam realitas pada umumnya ditampilkan melalui: (a) ekspresi wajah, (b) ekspresi suara, (c) ekspresi sikap dan tingkah laku dan (d) ekspresi lainnya.^[9]

Maka, untuk menentukan ekspresi emosi seseorang, salah satu parameter yang dapat digunakan adalah ekspresi wajah. Ekspresi wajah merupakan ekspresi emosi yang mudah untuk dikenali karena memiliki perubahan bentuk fisik yang paling terlihat jelas ketika emosi tertentu muncul, meliputi perubahan pada dahi, alis mata, kelopak mata, hidung, pipi, mulut dan bibir.

D. Citra Digital

Pengolahan citra digital (digital image processing) adalah sebuah disiplin ilmu yang mempelajari teknik-teknik mengolah citra gambar diam (foto) maupun gambar bergerak (video). Arti digital dalam pengolahan citra digital ini sendiri berarti pengolahan citra/gambar dilakukan secara digital menggunakan komputer.^[10] Salah satu library yang banyak digunakan dalam pengolahan citra digital adalah OpenCV.

E. OpenCV

OpenCV (Open Source Computer Vision) adalah library dari fungsi pemrograman untuk real-time visi komputer^[11]. OpenCV menggunakan lisensi BSD dan bersifat gratis baik untuk penggunaan akademis maupun komersial. OpenCV dapat digunakan dalam bahasa pemrograman C, C++, Python, Java, dan sebagainya. OpenCV dapat digunakan pada sistem operasi Linux, Mac OS, Windows, Android dan IOA. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan OpenCV 4.1.2 di Mac OS menggunakan Bahasa pemograman Phyton.

Fitur-fitur yang terdapat pada OpenCV antara lain (Gary, 2008): [11]

- 1. Manipulasi data *image* (alokasi, rilis, duplikasi, pengaturan, konversi),
- 2. *Image* dan I/O video (masukan berbasis file dan kamera, keluaran image/ video file),
- 3. Analisis struktur (komponen yang berhubungan, pengolahan kontur, transformasi jarak, variasi momen, *transformasi Hough*, perkiraan *polygonal*, menyesuaikan garis, *delay triangulation*),
- 4. Manipulasi matriks dan vektor serta aljabar linear (produk, solusi, *eigenvalues*, SVD),
- Kalibrasi kamera (menemukan dan menelusuri pola kalibrasi, kalibrasi, dasar estimasi matriks, estimasi homografi, korespondensi stereo),
- Beragam struktur data dinamis (daftar, baris, grafik),
- 7. Dasar pengolahan citra (filter, deteksi tepi, deteksi sudut, pengambilan sampel dan interpolasi, konversi warna, operasi morfologi, histogram),

- 8. Dasar Graphical User Interface atau GUI (menampilkan image dan video, penanganan mouse, scroll-bars dan keyboard),
- 9. Pelabelan image (garis, poligon, gambar teks),
- 10. Analisis gerakan (*optical flow*, segmentasi gerakan, penelusuran),
- 11. Pengenalan objek (metode eigen, HMM).

Modul-modul yang terdapat pada OpenCV antara lain:

- *cv* fungsi utama OpenCV,
- cvaux fungsi penolong OpenCV,
- cxcore pendukung struktur data dan aljabar linear,
- highgui fungsi GUI.



F. Haar-like Feature

Haar-like feature merupakan metode feature extraction dan classification yang diperkenalkan pertama kali oleh Paul Viola dan Michael Jones. [12] Haar-like feature ialah rectangular feature, yang dapat memberikan indikasi secara spesifik pada sebuah citra atau image Haar-like feature digunakan untuk mengenali objek berdasarkan nilai sederhana dari sebuah fitur, bukan nilai piksel yang terdapat dari image objek tersebut.

Training data *image* pada *haar* memerlukan 2 tipe gambar objek dalam proses training yang dilakukan yaitu:

- Positive samples, berisi gambar objek yang ingin dideteksi, apabila ingin mendeteksi wajah maka positive samples ini berisi gambar wajah, begitu juga objek lain yang ingin dikenali.
- 2. Negative samples, berisi gambar objek selain gambar yang ingin dikenali umumnya berupa gambar background (tembok, pemandangan, lantai, dan lainnya). Resolusi untuk citra negative samples disarankan untuk mempunyai resolusi yang sama dengan resolusi kamera yang digunakan.

G. Bahasa Pemrograman Python

Python adalah salah satu bahasa pemograman tingkat tinggi yang bersifat interpreter, interactive, *object oriented*, dan dapat beroperasi hampir di semua platform: Mac, Linux, dan Windows. Python termasuk bahasa pemograman yang mudah dipelajari karena sintaks yang jelas, dapat dikombinasikan dengan penggunaan modul-modul siap

pakai, dan struktur data tingkat tinggi yang efisien (Kadir, 2005).^[15]

H. Tensorflow

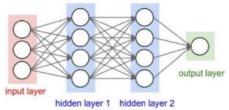
Tensorflow merupakan library buatan google yang bersifat open-source. Sebelumnya, tensorflow terdapat pada fitur image recognition-nya Google Photo's atau voice Now.[16] recognition pada Google **Tensorflow** menggabungkan aljabar komputasi teknik pengoptimalan kompilasi dan mempermudah penghitungan banyak ekspresi matematis. Selama ini, waktu yang dibutuhkan untuk melakukan perhitungan menjadi masalah dalam menjalankan banyak komputasi matematis. Dengan adanya tensorflow. komputasi dapat dioptimalkan. Pada implementasinya, Tensorflow berjalan pada backend sistem.



Gambar 2 Logo Tensorflow

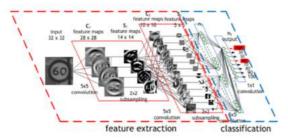
I. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network merupakan salah satu metode machine learning yang merupakan pengembangan dari Multi Layer Perceptron (MLP) yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. CNN termasuk dalam jenis Deep Neural Network karena dalamnya tingkat jaringan dan banyak diimplementasikan dalam pengolahan citra digital. CNN memiliki dua metode; yakni klasifikasi menggunakan feed forward dan tahap pembelajaran menggunakan back propagation. Cara kerja CNN memiliki kesamaan pada MLP, namun dalam CNN setiap neuron dipresentasikan dalam bentuk dua dimensi, tidak seperti MLP yang setiap neuron hanya berukuran satu dimensi. [17]



Gambar 3 Arsitektur MLP Sederhana

Convolutional neural network adalah tipe khusus dari neural network untuk memproses data dengan topologi jala atau grid-like topology. Operasi linear pada CNN menggunakan operasi konvolusi dengan bobot yang tidak hanya satu dimensi, melainkan berbentuk empat dimensi yang merupakan kumpulan kernel konvolusi.



Gambar 4 Contoh Arsitektur Convolutional Neural Network

Secara garis besar, CNN memanfaatkan proses konvolusi dengan menggerakkan sebuah kernel konvolusi (filter) berukuran tertentu ke sebuah gambar, komputer mendapatkan informasi representatif baru dari hasil perkalian bagian gambar tersebut dengan filter yang digunakan.

J. FER-2013

The Facial Expression Recognition 2013 (FER-2013) merupakan dataset yang diperkenalkan pada International Conference on Machine Learning (ICML) 2013 (Goodfellow et al., 2013). [19] FER-2013 berisi 35.887 citra grayscale wajah berukuran 48x48 yang terdiri dari 7 jenis emosi yang berbeda. Data FER-2013 sudah dilabeli dan diklasifikasikan menjadi 7 kelas dengan indeks antara 0 sampai dengan 6 seperti pada Tabel 1.

Label	Jenis Emosi	Jumlah
0	Marah (Angry)	4593
1	Jijik (Disgust)	547
2	Takut (Scared)	5121
3	Senang (Happy)	8989
4	Netral (Neutral)	6077
5	Sedih (Sad)	4002
6	Terkejut (Surprised)	6198

Tabel 1 Klasifikasi Emosi pada FER-2013

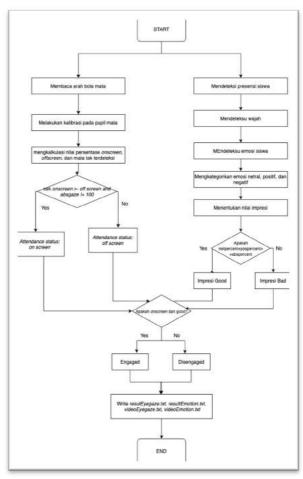
II. PERANCANGAN SISTEM

Secara umum, sistem pendeteksi *engagement* siswa akan mengolah video input berupa rekaman *video conferencing*, kemudian video tersebut akan diproses dengan menggunakan *library* OpenCV dan algoritma pendeteksi wajah. Sistem akan membaca tingkat presensi siswa menggunakan dua parameter; lama mata siswa menatap layar dan lama wajah siswa menghadap layar.



Gambar 5 Alur Kerja Sistem Pendeteksi Engagement Siswa

Secara bersamaan, sistem juga menganalisis reaksi emosi siswa selama pembelajaran menggunakan FER-2013 model. Kemudian, sistem akan memproses data tersebut dan menganalisis *value*. Sistem akan menampilkan dan menyimpan hasil output berupa video yang telah dilakukan anotasi dan dokumen teks berisi nilai berupa persentase nilai mata *on-screen* dan *off-screen*, respon emosi netral, positif, dan negatif dan persentase kondisi emosi siswa: netral, senang, sedih, marah, takut, dan terkejut.



Gambar 6 Flowchart Sistem Pendeteksi Engagement Siswa

Gambar 6 menunjukkan *flowchart* sistem pendeteksi *engagement* siswa. Proses yang pertama kali dilakukan pada sistem ini adalah *terminal* akan menjalankan sistem *Eye Gaze on Screen – Off Screen Detection* dan sistem *Participant Detection and Emotion Recognition* ini secara bersamaan menggunakan GNU parallel.

Kemudian, program akan berjalan secara bersamasama, eyegaze.py dan emotion.py akan membaca input video program. Program python eyegaze.py merupakan sistem Eye Gaze on Screen – Off Screen Detection. Program python Emotion.py merupakan sistem Participant Detection and Emotion Recognition. Setelah itu program akan menganalisis dan memberikan file output teks berupa resultEyegaze.txt dan resultEmotion.txt berisi nilai hasil analisis python script serta file video output_eyegaze.mp4 dan output_emotion.mp4 berisi video yang telah dianotasi oleh sistem pendeteksi engagement siswa.

A. Perancangan Pengukuran Sistem Pendeteksi Engagement Siswa

Dalam proses validasi dan pengujian sistem pendeteksi *engagement* siswa, penulis melakukan perbandingan analisis 7 video oleh sistem deteksi *engagemen*t siswa dibandingkan dengan analisis hasil anotasi oleh 5 responden.

Ouptut dari Sistem Deteksi *Engagement* Siswa akan memberikan *value* kondisi 2 ketegori yang berbeda: "*Engaged" dan "Disengaged"* yang dianalisis berdasarkan dimensi *behavioural* dan dimensi *emotional*, mengacu pada penelitian *Aslan et al* dan *The Facial Expression Recognition-2013 dataset* dari *International Conference on Machine Learning*. ^[20] [21]

Pengklasifikasian kondisi kategori pada video merupakan pengolahan data hasil anotasi dalam bentuk kuesioner terhadap 5 responden menggunakan dimensi behavioural dan dimensi emotional. Sebelum dilakukan anotasi, annotator telah membaca informasi mengenai definisi dimensi behavioral dan emotional dimensi dari pengukuran engagement.

Berikut merupakan penjelasan dari dimensi *behavioural* dan dimensi *emotional* yang digunakan dalam sistem pendeteksi *engagement* siswa:

- Dimensi Behavioural:
 - On-Screen: Mata siswa menatap pada layar atau sedikit melihat ke bawah, melihat keyboard pada layar.
 - Off-Screen: Mata siswa tidak menatap layar, atau mata tertutup, atau mata tidak terdeteksi (siswa tidak ada).
- Dimensi *Emotional*:
 - o Reaksi Emosi
 - Netral: Siswa menunjukkan kondisi emosi netral
 - Positif: Siswa menunjukkan kondisi emosi positif: berupa senang atau terkejut.
 - Negatif: Siswa menunjukkan kondisi emosi negatif: berupa marah/kecewa, jijik, takut atau sedih.
 - Impresi
 - ➤ Good: Nilai Persentasi Emosi Netral + Positif >= Negatif
 - ➤ Bad: Nilai Persentasi Emosi Netral + Positif < Negatif

Berikut merupakan penjelasan dari klasifikasi yang digunakan oleh sistem sebagai acuan untuk menentukan engagement berdasarkan dimensi behavioural dan dimensi emotional didasarkan pada kondisi dari parameter berikut

- Engaged, apabila memenuhi kondisi berikut ini :
 - Kondisi onscreen good
 - Nilai Overall Attendance siswa = On Screen

- Nilai Impresi: Good
- Disengaged, apabila memenuhi salah satu kondisi di bawah ini:
 - Kondisi onscreen-bad
 - Nilai Overall Attendance siswa = on screen
 - ➤ Nilai Impresi : bad
 - Kondisi offscreen-good
 - Nilai Overall Attendance siswa = off screen
 - ➤ Nilai Impresi : good
 - Kondisi offscreen-bad
 - Nilai Overall Attendance siswa = off screen
 - ➤ Nilai Impresi : bad
 - Kondisi null-good
 - Nilai Overall Attendance siswa = null (no attendance)
 - ➤ Nilai Impresi : good
 - Kondisi null-bad
 - Nilai Overall Attendance siswa = null (no attendance)
 - ➤ Nilai Impresi : bad
- null, apabila memenuhi seluruh kondisi di bawah ini:
 - Kondisi *null-null*
 - Nilai Overall Attendance siswa = null (no attendance)
 - Nilai Impresi: null (no attendance)

B. Rancang Bangun Program Sistem Pendeteksi Engagement Siswa

Program Sistem Pendeteksi Engagement Siswa terdiri dari dua sistem pendeteksi yang berjalan bersamaan menggunakan fungsi GNU parallel. Sistem pendeteksi tersebut antara lain Eye Gaze on Screen — Off Screen Detection dan Participant Detection and Emotion Recognition. Eye Gaze on Screen — Off Screen Detection dapat mendeteksi dimensi behavioural engagement siswa berdasarkan posisi arah bola mata siswa terhadap layar menggunakan library shane predictor 68 face landmarks dat dari dlih

shape_predictor_68_face_landmarks.dat dari dlib.

Participant_Detection_and_Emotion_Recognition.

Participant Detection and Emotion Recognition dapat mendeteksi dimensi emotional engagement siswa berdasarkan ekspresi raut wajah siswa menggunakan haarcascade frontalface default.xml – pretrained mode bawaan OpenCV dan FER-2013 dataset dalam convolutional neural network. Sistem ini juga dapat melakukan analisis dimensi behavioural engagement pada

siswa dengan mendeteksi keberadaan wajah siswa untuk mengetahui partisipasi siswa dalam pembelajaran.

C. Parameter Analisis Engagement oleh Anotator

Untuk memvalidasi akurasi dari sistem deteksi engagement siswa, penulis membandingkan dengan analisis engagement hasil anotasi. Anotator akan menganalisis video dan mengisi ceklis setiap 10 detik video sesuai dengan parameter pada sistem deteksi engagement siswa.

VIDEO 1	Kondisi / 10 detik	Pilih salah satu pada tiap kategori									Persentase			
	Kondisi / 10 dedk	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	110	120	(%)
777195	On Screen													0
Mata	Off Screen											- 1		0
	Tidak Terdeteksi													0
Ekspresi Wajah	Netral										8			0
	Positif													0
	Negatif										8	- 1		0
Q1 : Presensi	Apakah siswa hadiri Jawaban:	(Ya/	Tidal	1)										
Q2: Emosì Overall	Kategori respon eme Pilih satu kondisi ya Jawaban:						kese	luruha	n em	osi si:	swa!			
Q3: Notes	Catatan Tambahan: Jawaban:	8												

Notes : Apabila Wajah Tidak terdeteksi, maka tidak perlu analisa emosi pada rentang waktu tersebi

Gambar 7 Tabel Anotasi Engagement untuk Anotator

Output dari tabel anotasi yang telah diisi oleh annotator akan diolah untuk memvalidasi tingkat akurasi dari sistem pendeteksi engagement siswa.

Untuk menghitung evaluasi metrik performa sistem pendeteksi engagement siswa, penulis menggunakan 3 performance metric yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1measure. Dalam evaluasi metrik performa ini, akurasi menentukan jumlah true positive dan true negative dari sampel input video percobaan dibagi dengan seluruh jumlah sampel testing. (Rumus 1)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

dengan TP, TN, FP, dan FN masing-masing adalah true positive, true negative, false positive, dan false negative.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Presisi merupakan rasio jumlah prediksi positif dari sampel percobaan terhadap seluruh jumlah sampel yang bernilai positif.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

 $Recall = \frac{TP}{TP + FN}$ Recall (Sensitifitas) merupakan rasio jumlah prediksi positifdari sampel percobaan terhadap seluruh jumlah sampel bernilai true positive dan false negative. F1 score dikalkulasikan dengan menggunakan Rumus 5 di bawah ini, yang merupakan kalkulasi dari nilai precission dan recall.

$$F1 = 2 \times \frac{p \times r}{p+r}$$

Dengan p didefiniskan sebagai $\frac{TP}{TP + FP}$, dan r didefiniskan sebagai $\frac{TP}{TP + FN}$

III. IMPLEMENTASI DAN ANALISIS

Sistem membutuhkan sebuah komputer untuk melakukan proses kerjanya. Sistem berjalan menggunakan Terminal. Sebelum melakukan instalasi library ataupun dependency, user perlu mengunduh beberapa file requirements. Agar program dapat berjalan maka penulis perlu melakukan instalasi homebrew dan python pada perangkat macOS.

```
attrs==19.3.0
beautifulsoup4==4.9.1
dlb == 0.5.0
dlib==19.20.0
falcon==1.0.0
fer==20.0.0
Flask==1.1.2
gast==0.3.3
h5py==2.10.0
idna==2.8
imageio==2.9.0
imutils==0.5.3
ipython-genutils==0.2.0
Keras==2.3.1
Keras-Applications==1.0.8
Keras-Preprocessing==1.1.0
matplotlib==3.2.2
mtcnn==0.1.0
```

Gambar 8 Dependency Library Pendukung pada requirements.txt

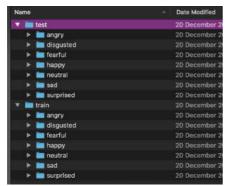
A. Persiapan Dataset

Pada Eye Gaze on Screen - Off Screen Detection, sistem mendeteksi bentuk muka menggunakan model dlib shape predictor yaitu dlib shape predictor 68 face landmarks.dat sebagai acuan, lalu memproyeksikan bentuk pupil bola mata menggunakan code pada eye.py dan pupil.py.

Sedangkan, pada Participant Detection and Emotion Recognition, sistem menggunakan haarcascade frontalface default.xml - pretrained mode bawaan OpenCV untuk mendeteksi wajah user dan FER-2013 dataset dalam convolutional neural network untuk mendeteksi emosi user.

Dataset FER-2013 memiliki 32.000 gambar low resolution yang menunjukan emosi in the wild (dunia nyata seprti aslinya, bukan pose), sehingga mungkin terjadi kerancuan. Namun, dataset FER-2103 merupakan dataset besar yang memiliki keberagaman, sehingga amat bagus karena dapat memberikan model yang robust.

Untuk dapat menggunakan dataset FER-2013, penulis mengunduh dataset FER-2013 di Kaggle yang tersedia dalam format csv. Kemudian, penulis mengkonversi file csv dataset FER-2013 dari Kaggle ke dalam format PNG untuk training dan testing menggunakan script dataset prepare.py. Dataset FER 2013 berisi 7 emosi berupa marah, jijik (disgust), takut (fear), senang (happiness), sedih (sadness), dan terkejut (surprise).



Gambar 9 Folder Dataset Testing dan Training

Setelah menjalankan *command python dataset_prepare*.py, maka akan mengeluarkan output berupa 2 folder untuk *testing* dan *training* yang berisi kurang lebih 32.000 gambar *low resolution* dengan 7 macam ekspresi manusia.



Gambar 10 Folder Ekspresi Happy untuk Training Dataset

Untuk dapat men-train program, user juga dapat menggunakan command python emotiontrain.py yang akan menyimpan weighted model pada file model.h5 yang kemudian kaan igunakan untuk mendeteksi emosi dari siswa.

Pada penelitian ini, penulis menggunakan *pre-trained model* dari *github/atulapra* untuk mendeteksi emosi muka yang telah dilakukan *training* dan *test* menggunakan *dataset* FER-2013

B. Input Video

Berikut merupakan penjelasan mengenai setiap input video yang digunakan:

- input1 : Siswa selalu melihat layar, siswa menggunakan laptop dalam keadaaan setengah berbaring, posisi badan statis, menunjukkan ekspresi netral.
- Input2 : Siswa selalu melihat layar, posisi badan duduk dan terkadang bergerak, menujukan ekspresi tertarik, tertawa, dan tersenyum.
- Input3 : Siswa selalu melihat layar, siswa menggunakan laptop dalam posisi tengkurap, posisi badan statis, menunjukkan ekspresi netral.
- Input4: Siswa hadir, namun terkadang tidak melihat layar, posisi badan duduk dan statis, banyak menengok, siswa terlihat bingung dan mengernyitkan dahi beberapa kali.

- Input5: Siswa hadir, namun hampir tidak sama sekali menatap layar, kurang lebih hanya menatap layar selama 3 detik, siswa fokus bermain handphone, posisi siswa berubah: duduk, dan berbaring, tampak ekspresi netral.
- input6 : Siswa hadir, namun siswa sama sekali tidak melihat layar, selalu melihat ke bawah, posisi badan duduk, statis, tampak ekspresi netral.

input7: Tidak ada siswa, hanya ruangan.



Gambar 11 Input Video

C. Pengujian Sistem

Pengujian melakukan tes pada sistem dengan 7 input video dengan kondisi berbeda untuk dilakukan analasis. Pengujian dan pengambilan data dilakukan dengan menggunakan perangkat laptop Macbook Pro Mid-2017 bersistem operasi macOS Catallina yang telah memiliki virtual environment python.

Penulis melakukan 2 pengujian berupa analisis engagement 7 video oleh sistem deteksi Engagement siswa dan analisis engagement oleh 3 annotator. Analisis engagement menggunakan sistem deteksi engagement siswa dilakukan pada perangkat penulis dengan spesifikasi yang di bagian sebelumnya. Sedangkan, analisis engagement oleh 3 annotator dilakukan dengan mengisi kuesioner berupa ceklis parameter yang sama dengan sistem deteksi engagement siswa. Anotator menganalisis video dan mengisi ceklis parameter engagement setiap 10 detik video.

Sistem Deteksi *Engagement* Siswa dan analisis *engagement* oleh annotator akan menghasilkan *value* yang akan dianalisis untuk menentukan ketegori *engagement* siswa tersebut "*Engaged*" atau "*Disengaged*".

Penentuan klasifikasi *engaged, disengaged,* dan *null* didasarkan pada kondisi dari parameter berikut ini:

Kondisi	Overall Attendance	Impresi	Engagement
1	onscreen	good	Engaged
2	onscreen	bad	Disengaged
3	offscreen	good	Disengaged
4	offscreen	bad	Disengaged
5	null	good	Disengaged
6	null	bad	Disengaged
7	null	null	null

Tabel 2 Parameter Kondisi Engagement

D. Convolutional Neural Network

Participant Detection and Emotion Recognition menggunakan convolutional neural network sebagar arsitektur utama. Video input file akan di capture setiap frame-nya menggunakan fungsi ret, frame = cap.read() pada program emotion.py.

Setiap *frame* yang telah di *capture* tersebut akan diolah menggunakan metode *haar cascade* yang digunakan untuk mendeteksi wajah dalam setiap *frame* dari input *file* video. Area wajah akan di *crop* dan dilakukan *resizing* menjadi ukuran 48x48 piksel kemudian diolah dan dijadikan input untuk model *convolutional neural networks*.

Proses pada *convolutional neural network* ini terjadi setelah posisi wajah dideteksi menggunakan *haarcascade frontal face* seperti terlampir pada gambar 12 berikut.

Gambar 12 Arsitektur CNN pada Script emotions.py

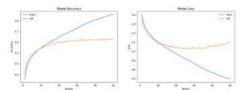
Gambar 12 menunjukan *neural network process* terjadi pada *command prediction=model.predict(cropped_img)*.

Keluaran dari *network* tersebut akan memberikan output berupa *list* berisi *softmax score* dari 7 kelas emosi bedasarkan FER-2013 dataset. Sistem akan menyimpan dan menampilan emosi dengan *score maximum* tertinggi. Fungsi *int(np.argmax(prediction))* akan memberikan output berupa emosi dengan nilai tertinggi. *Convolutional Neural Network* yang digunakan pada penelitian ini diimplementasikan berdasarkan hasil penelitian *Correa et al.*^[22]



Gambar 23 Arsitektur Convolutional Neural Network

Berikut merupakan implementasi dari *convolutional neural network* di atas. Implementasi dari sistem penguji emosi ini dapat mendeteksi emosi seluruh muka pada video. Namun untuk pengujian sistem pendeteksi *engagement* siswa, peneliti menetapkan untuk melakukan uji coba pada 1 (satu) wajah agar dapat mengukur respon emosi siswa lebih tepat.



Gambar 14 Model Accuracy dan Model Loss convolutional neural network

Sistem pendeteksi *engagement* siswa menggunakan *simple-4 layer CNN*, dengan akurasi tes mencapai nilai 63,2% dalam 50 *epochs*.

```
amonia - Sequential()
```

Gambar 15 Implementasi Convolutional Neural

Networks pada emotion.py

Network ini terbagi menjadi 4 layer, dimana gambar 48x48 piksel dijadikan sebagai input, kemudian layer berikutnya adalah convolutional layer, local contrast normalization layer, dan max pooling layer.

Penggunanan *max pooling layer* diyerapkan untuk mengurangi jumlah parameter dalam pengklasifikasian emosi. *Max pooling layer* kedua pada arsitektur ini dapat mengurangi *computational intensity* dari *network* ini

Setelah *max pooling layer*, terdapat 2 *convolutional layer* dan 1 *fully connected layer* yang terhubung pada *softmax output layer*. Seluruh layer pada arsitektur CNN ini menggunakan *ReLu. Fully connected layer* pada arsitektur ini menggunakan *dropout*.

E. Hasil Pengujian

Berdasarkan hasil *running* pada 7 video menggunakan sistem pendeteksi *engagement* siswa, didapatkan hasil berupa:

1. Output Video 1

Berikut merupakan output hasil pengujian sistem pendeteksi *engagement* siswa dengan menggunakan input video 1:



Gambar 16 Cuplikan Anotasi Video 1

```
Symbols on Screen-Off Screen Detection
Livis Illem-1000807706
Governit Misserium 1 on Screen
Governit Attendance : On Screen
Personnical For Screen Screen
Personnical For Screen
1 of Screen
Personnical For Screen
1 of Screen
Personnical For Screen
Pers
```

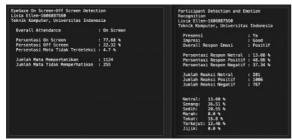
Gambar 17 Output Engagement Video 1

2. Output Video 2

Berikut merupakan output hasil pengujian sistem pendeteksi *engagement* siswa dengan menggunakan *input* video 2:



Gambar 18 Cuplikan Anotasi Engagement Video 2



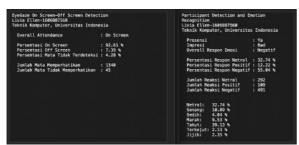
Gambar 19 Output Engagement Video 2

3. Output Video 3

Berikut merupakan output hasil pengujian sistem pendeteksi *engagement* siswa dengan menggunakan *input* video 3:



Gambar 20 Cuplikan Anotasi Video 3



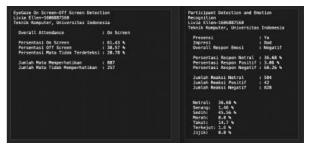
Gambar 21 Output Engagement Video 3

4. Output Video 4

Berikut merupakan output hasil pengujian sistem pendeteksi *engagement* siswa dengan menggunakan input video 4:



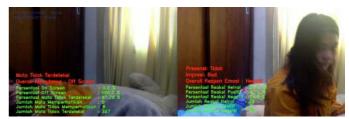
Gambar 22 Cuplikan Anotasi Engagement Video 4



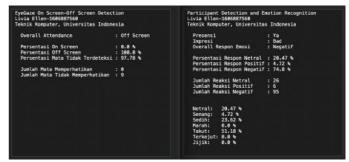
Gambar 23 Output Engagement Video 4

5. Output Video 5

Berikut merupakan output hasil pengujian sistem pendeteksi *engagement* siswa dengan menggunakan input video 5



Gambar 24 Cuplikan Anotasi Engagement Video 5



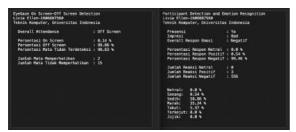
Gambar 25 Output Engagement Video 5

6. Output Video 6

Berikut merupakan output hasil pengujian sistem pendeteksi *engagement* siswa dengan menggunakan *input* video 6:



Gambar 26 Cuplikan Anotasi Engagement Video 6



Gambar 27 Output Engagement Video 6

7. Output Video 7

Berikut merupakan output hasil pengujian sistem pendeteksi engagement siswa dengan menggunakan input video 7.



Gambar 28 Cuplikan Anotasi Engagement Video 7

```
100.0 %
                                                                               tral : 8 %
sitif : 8 %
1 8
1km 1 8
```

Gambar 29 Output Engagement Video 7

Tabel 3 menunjukkan sistem pendeteksi engagement siswa memberikan output kondisi akhir null-null. Kondisi nullnull berarti video 3 termasuk ke dalam kategori null, karena tidak ada orang terdeteksi.

Berdasarkan hasil running pada 7 video menggunakan gistem nendeteksi angagamant gisyyo herikut hogilnyo yojtu

sistem	n pendeteksi <i>engagement</i> siswa, berikut nasiinya yaitu.							
Input	On Screen (%)	Off Screen (%)	Mata Tak Terdeteksi (%)	Respon Netral (%)	Respon Positif (%)	Respon Negatif (%)		
1	75,8	24,2	4,60	69,00	0,00	31,00		
2	77,68	22,32	4,70	13,68	48,98	37,34		
3	92,61	7,39	4,28	32,74	12,22	55,04		
4	61,43	38,57	20,78	36,68	3,06	60,26		
5	0,00	100,0	97,7	20,47	4,72	74,8		
6	0,14	99,86	98,83	0,00	0,54	99,46		
7	0,00	0,00	100	0,00	0,00	0,00		
MIN	0,00	0,00	4,60	0,00	0,00	0,00		
MAX	92,61	100	100	69,00	48,98	99,46		
AVG (%)	43,95	41,76	42,27	24,65	9,93	51,12		

Tabel 3 Data Output Engagement oleh Sistem Pendeteksi Engagement Siswa

Input	Prese	nsi	Overall Respon	Attendance	Impresi	Status Engagem	ent
1	Ya	1	Netral	onscreen	Good	Engaged	1
2	Ya	1	Positif	onscreen	Good	Engaged	1
3	Ya	1	Netral	onscreen	Good	Engaged	1
4	Ya	1	Negatif	onscreen	Bad	Disengaged	0
5	Ya	1	Netral	offscreen	Good	Disengaged	0
6	Ya	1	Netral	null	Good	Disengaged	0
7	Tidak	0	null	null	null	null	85

Tabel 4 Analisis Engagement oleh Sistem Pendeteksi

Engagement Siswa

Berdasarkan hasil rata-rata anotasi dari 3 annotator untuk validasi sistem pendeteksi engagement siswa, muncul output

berupa

Input	On Screen (%)	Off Screen (%)	Mata Tak Terdeteksi (%)	Respon Netral (%)	Respon Positif (%)	Respon Negatif (%)
1	80,56	19,44	5,56	75,75	6,06	21,21
2	86,11	13,89	0,00	36,11	50,00	11,11
3	94,44	5,56	0,00	86,11	0,00	13,89
4	50,00	44,44	5,56	17,17	3,03	76,76
5	2,78	97,22	88,89	100	0,00	0,00
6	0,00	100	100	0,00	0,00	0,00
7	0,00	100	100	0,00	0,00	0,00
MIN	0,00	5,56	0,00	0,00	0,00	0,00
MAX	94,44	100	100	86,11	50,00	76,76
AVG (%)	44,84	54,28	43,25	40,25	8,44	17,56

Tabel 5 Data Rata-rata Output Engagement oleh Annotator

Input	Presensi		Overall Respon	Attendance	Impresi	Status Engagem	ent
1	Ya	1	Netral	onscreen	Good	Engaged	1
2	Ya	1	Positif	onscreen	Good	Engaged	1
3	Ya	1	Netral	onscreen	Good	Engaged	1
4	Ya	1	Negatif	onscreen	Bad	Disengaged	0
5	Ya	1	Netral	offscreen	Good	Disengaged	0
6	Ya	1	Netral	null	Good	Disengaged	0
7	Tidak	0	null	null	null	nuli	

Tabel 2 Analisis Engagement oleh Annotator

F. Hasil Pengujian

Pada pengujian tugas akhir ini terdapat beberapa pengujian untuk diimplementasikan langsung dari Pengujian ini akan dilakukan sistemnya. dengan menerapkan fitur-fitur yang terdapat pada sistem ini. Pada penelitian ini akan dilakukan pengujian dan analisis akurasi, presisi, recall, dan fl score berdasarkan parameter, presensi, attendance, impresi, dan status engagement.

Analisis dan pengujian ini akan dilakukan sesuai dengan parameter skenario di atas hasil sistem pendeteksi engagement siswa dibandingkan dengan hasil analisis

annotator, hasil dari pengujian ini akan ditampilkan dalam bentuk tabel dan hasil penghitungan rumusnya. Secara garis besar pada sub-bab ini akan dibagai menjadi 6 bagian yaitu pengujian metrik performa akurasi, presisi, recall, dan fl score berdasarkan parameter presensi, attendance, emosi, impresi, dan status engagement, serta evaluasi metrik performa sistem pendeteksi engagement siswa.

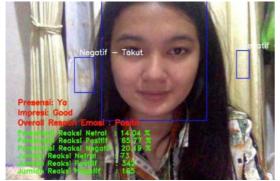
Parameter	Akurasi	Presisi	Recall	F1 score
Presensi	100	100	100	100
Status Attendance	100	100	80	88,89
Emosi	66,67	75	75	60
Impresi	50	100	40	57,14
Engagement status	83,33	100	66,67	80,00

Tabel 7 Evaluasi Metrik Performa Sistem Pendeteksi

Engagement Siswa

Tabel 7 menunjukkan nilai akurasi, presisi, recall, dan fl score dari setiap parameter. Tabel menunjukkan nilai akurasi, presisi, recall, dan fl score lebih dari 50% pada parameter presensi, status attendance, emosi dan status engagement, yang berarti model parameter presensi, status attendance, emosi dan status engagement pada sistem pendeteksi engagement siswa memiliki model yang akurat. Sedangkan, parameter impresi memiliki nilai akurasi dan fl score terendah yaitu masing-masing akurasi sebesar 50% dan recall sebesar 40%.

Hal yang perlu dioptimalkan lagi adalah pembacaan presisi pendeteksian muka , respon emosi siswa melalui ekspresi wajah, dan presisi pembacaan arah bola mata pada program. Kesalahan program dalam mendeteksi muka terlampir pada gambar 36 di bawah ini:



Gambar 30 Kesalahan Pendeteksian Wajah pada Video 2

Pada gambar 30, tampak program membaca wajah lain ketika *background* memiliki *pattern* yang menyerupai bentuk wajah.



Gambar 31 Kesalahan Pembacaan Emosi pada Video 3, (a) emosi sebenarnya, (b) salah pembacaan



Gambar 32 Kesalahan Pembacaan Emosi pada Video 6, (a) sedih, (b) takut

Gambar 31 dan 32 menampilkan kesalahan pembacaan respon emosi. Gambar 31.a menampilkan pembacaan emosi yang benar, sedangkan gambar 31.b menampilkan pembacaan emosi yang salah. Program membaca emosi siswa sebagai negatif ketika siswa menunjukkan respon emosi netral.

Gambar 31a dan 32.b menampilkan kesalahan pembacaan emosi siswa ketika siswa menunduk, *frame* di atas dikategorikan sebagai sedih dan takut karena menyerupai emosi sedih dan takut pada *dataset* FER-2013 yang penulis gunakan dalam program ini, terlampir pada gambar 33.



Gambar 33 Klasifikasi Emosi FER-2013 dataset

Kurangnya presisi dalam membaca emosi juga disebabkan oleh posisi raut muka siswa terhadap kamera dan layar saat *video conferencing*. Ketika siswa dalam keadaan duduk, yang berarti *frontal face* siswa terdeteksi dengan jelas, jumlah kesalahan pembacaan emosi siswa lebih sedikit dibandingkan ketika siswa berada dalam keadaan tertidur, yang mana *frontal face* tampak berada pada kemiringan tertentu yang mempengaruhi pembacaan emosi.

Selain itu, karena sistem mendeteksi respon emosi siswa selama muka terdeteksi, maka respon emosi yang terdeteksi bukan hanya respon emosi terhadap materi pembelajaran atau materi pembelajaran *elearning*, melainkan seluruh respon emosi selama muka siswa terdeteksi. Hal ini termasuk emosi siswa ketika siswa berinteraksi dengan orang lain maupun kegiatan lain: membuka ponsel, berinteraksi dengan orang lain selama video *conferencing* dan tertangkap kamera.

Dalam pengujian ini, penulis menggunakan dataset FER-2013 dari *International Conference on Machine Learning (ICML) 2013* dengan tingkat akurasi pembacaan 63,2% dalam 50 *epochs* untuk mendeteksi emosi siswa. Dari hasil pengujian, didapatkan akurasi emosi sebesar 66,67%. Untuk pengembangan lebih lanjut, sistem pendeteksi *engagement* siswa dapat men-*train* dataset lagi maupun menggunakan model *machine learning* yang lebih akurat.

Ketepatan dalam pembacaan emosi mempengaruhi hasil pembacaan sistem pendeteksi *engagement* siswa secara langsung, karena nilai respon emosi mempengaruhi nilai impresi, yang mana nilai impresi merupakan salah satu variabel untuk menentukan status *engagement*



Gambar 34 Pembacaan Eye Gaze on Screen-Off Screen Detection Video 4,

(a) Mata Tidak Memperhatikan, (b) Mata Tidak Terdeteksi Gambar 34 menampilkan pembacaan eye Gaze on screen-off screen detection pada video 4. Gambar 40.a menampilkan kondisi mata terdeteksi namun tidak memperhatikan, yang memang benar kondisinya: siswa sedang membaca pesan di ponsel. Kondisi "mata tidak memperhatikan" bernilai true maka akan meningkatkan nilai persentasi off screen. Selain kondisi "mata tidak memperhatikan", kondisi "mata tidak terdeteksi" juga meningkatkan nilai persentasi off screen. Gambar 34.b menampilkan kondisi ketika siswa menutup mata karena mulai mengantuk, maka kondisi pada frame ini juga meningkatkan nilai persentasi off screen. Hal ini berarti apabila siswa sering mengedip maupun menutup mata, maka akan mempengaruhi pembacaan nilai off screen. Alasan kondisi mengedip tidak dianulir karena frekuensi mengedip berkaitan dengan tingkat fokus siswa, berdasarkan penelitian Nakano et al^[23]

Berdasarkan studi yang dipublikasikan dalam jurnal *Proceedings of the National Academies of Science* ini, ketika subyek berkedip, bagian otak *visual cortex* dan *somatosensory cortex* yang terlibat dalam pengolahan rangsangan visual dan mengatur perhatian berada pada posisi down atau mati. Hal ini menandakan orang yang terlalu sering mengedipkan mata menandakan pikirannya sedang tidak fokus. Penelitian tersebut juga membahas bawah 10% dari kondisi sadar manusia dihabiskan untuk mengedip. Maka pembacaan nilai "mata tidak terdeteksi" pada video 1,2, dan 3, yang merupakan kondisi siswa fokus memperhatikan layar tanpa distraksi, bernilai masing-masing 4,60%, 4,70%, dan 4,28% masih dalam ambang batas normal frekuensi jumlah kedipan manusia.

Dari uji coba sistem pendeteksi engagement siswa, disimpulkan bahwa sistem danat pendeteksi engagement siswa cukup efektif untuk mengukur tingkat engagement siswa pada metode pembelajaran e-larning. Sistem pendeteksi engagement siswa dapat presensi. status attendance mengukur siswa memperhatikan layar, emosi, impresi dan status engagement siswa.

IV. KESIIMPULAN

Dengan hasil percobaan yang telah dilakukan, maka dapat diperoleh kesimpulan bahwa:

- Sistem pendeteksi *engagement* siswa dapat mengukur presensi, status *attendance* siswa memperhatikan layar, emosi, impresi dan status *engagement* siswa, dengan tingkat akurasi sebesar 83,33%, presisi sebesar 100%, *recall* sebesar 66,67% dan *fl score* sebesar 80.00%
- Nilai Performa dalam pembacaan setiap parameter sistem pendeteksi engagement siswa yaitu presensi, status attendance siswa memperhatikan layar, emosi, impresi dan status engagement siswa yaitu sebagai berikut:

Parameter	Akurasi	Presisi	Recall	F1 score
Presensi	100	100	100	100
Status Attendance	100	100	80	88,89
Emosi	66,67	75	75	60
Impresi	50	100	40	57,14
Engagement status	83,33	100	66,67	80,00

- Pendeteksian emosi dengan dataset *FER*-2013 dan model *convolutional neural network-4* layer memiliki tingkat akurasi pembacaan 63,2% dalam 50 *epochs*. Pada implementasi menggunakan 7 sampel video, tingkat akurasinya yaitu 66,67%.
- Kesalahan deteksi wajah terjadi akibat kondisi background video yang memiliki banyak pattern, sehingga pattern yang menyerupai wajah akan terdeteksi sistem.
- Posisi wajah siswa terhadap layar serta posisi dan kemiringan badan siswa terhadap layar mempengaruhi pembacaan arah bola mata siswa dan pembacaan respon emosi siswa.
- Tujuan pengujian sudah tercapai dalam menganalisis engagement siswa pada berbagai kondisi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Undang-Undang Nomor 12 Tahun 2012 Tentang Pendidikan Tinggi
- [2] Handelsman, Mitchell & Briggs, William & Sullivan, Nora & Towler, Annette. (2010). *A Measure of College Student Course Engagement*. The Journal of Educational Research. 98. 184-192. 10.3200/JOER.98.3.184-192.
- [3] Isen, A. M., & Reeve, J. (2005). The Influence of Positive Affect on Intrinsic and Extrinsic

- Motivation: Facilitating Enjoyment of Play Responsible Work Behavior, and Self-Control. Motivation and Emotion, 29, 295-323. http://dx.doi.org/10.1007/s11031-006-9019-8
- [4] Slameto. (1988). Belajar dan faktor-faktor yang mempengaruhinya. Bina Aksara.
- [5] Connell, J. P., & Wellborn, J. (1991). Competence, autonomy, and relatedness: of motivational analysis self-system processes. In M. R. Gunnar & L. A. Sroufe (Eds.), The Minnesota symposia on child psychology, Vol. *23*. Self processes and development (p. 43-77). Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- [6] Matsumoto & Linda Juang. (2008). Culture & Psychology. USA: Thomson Wadsworth
- [7] Matsumoto. (2008). *Pengantar Psikologi Lintas Budaya*. Yogyakarta: Pustaka Pelajar
- [8] Safaria, T. dan Saputra, N. E. (2009). Manajemen emosi: Sebuah panduan cerdas bagaimana mengelola emosi positif dalam hidup anda. Jakarta: Bumi Aksara.
- [9] Darwis Hude.(2006). Emosi-Penjelajahan Religio-Psikologis tentang Emosi Manusia Dalam Al Qur'an. Jakarta: Erlangga
- [10] Sutoyo. T, Mulyanto. Edy, Suhartono. Vincent, Dwi Nurhayati Oky, Wijanarto, " *Teori Pengolahan Citra Digita*", Andi Yogyakarta dan UDINUS Semarang, 2009.
- [11] Kaehler, Adrian dan Bradski, Gary .2008. Learning OpenCV. O'Reilly Media, Inc., 1005 Gravenstein Highway North, Sebastopol, CA 95472
- [12] Viola, Paul & Jones, Michael. (2001). Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. IEEE Conf Comput Vis Pattern Recognit. 1. I-511. 10.1109/CVPR.2001.990517.
- [13] W. S. Pambudi and B. M. N. Simorangkir, "Facetracker Menggunakan Menggunakan Metode Haar Like Feature dan PID Pada Model Simulasi", J. Teknologi dan Informatika, vol. 2, no. 2, 2012.
- [14] Papageorgiou, C.P. & Oren, Michael & Poggio, Tomaso. (1998). *General framework for object detection*. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 6:. 555 562.

- 10.1109/ICCV.1998.710772.
- [15] Abdul Kadir, (2005). *Dasar Pemrograman Python*. Yoyakarta : ANDI
- [16] Abadi, M., Barham, P., Chen, J., Chen, Z., Davis, A., Dean, J., Devin, M., Ghemawat, S., Irving, G., Isard, M. & others (2016). *TensorFlow: A System for Large-Scale Machine Learning. OSDI* (p./pp. 265--283), .
- [17] S. Albawi, T. A. Mohammed and S. Al-Zawi, "Understanding of a convolutional neural network," 2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET), Antalya, 2017, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICEngTechnol.2017.8308186.
- [18] van der Walt, Stéfan & Colbert, S. & Varoquaux, Gael. (2011). *The NumPy Array: A Structure for Efficient Numerical Computation*. Computing in Science & Engineering. 13. 22 30. 10.1109/MCSE.2011.37.
- [19] Goodfellow, Ian & Erhan, Dumitru & Carrier, Pierre & Courville, Aaron & Mirza, Mehdi & Hamner, Ben & Cukierski, Will & Tang, Yichuan & Thaler, David & Lee, Dong-Hyun & Zhou, Yingbo & Ramaiah, Chetan & Feng, Fangxiang & Li, Ruifan & Wang, Xiaojie & Athanasakis, Dimitris & Shawe-Taylor, John & Milakov, Maxim & Park, John & Bengio, Y.. (2013). Challenges in Representation Learning: A Report on Three Machine Learning Contests. Neural Networks. 64. 10.1016/j.neunet.2014.09.005.
- [20] Aslan, S., Alyuz, N., Okur, E. et al. Effect of emotion-aware interventions on students' behavioral and emotional states. Education Tech Research Dev 66, 1399–1413 (2018). https://doi.org/10.1007/s11423-018-9589-7
- [21] Nezami, O.M., Dras, M., Hamey, L., Richards, D., Wan, S., & Paris, C. (2019). Automatic Recognition of Student Engagement Using Deep Learning and Facial Expression. *ECML/PKDD*.
- [22] V.Enrique Correa, Arnoud Jonker, Michael Ozo, Rob Stolk. (2016) "Emotion Recognition using Deep Convolutional Neural Networks"
- [23] Nakano, Tamami & Kato, Makoto & Morito, Yusuke & Itoi, Seishi & Kitazawa, Shigeru. (2012). Blink-related momentary activation of the default mode network while viewing videos. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America. 110.

[24] Whitehill, Jacob & Serpell, Zewe & Lin, Yi-Ching & Foster, Aysha & Movellan, Javier. (2014). The Faces of Engagement: Automatic Recognition of Student Engagementfrom Facial Expressions. Affective Computing, IEEE Transactions on. 5. 86-98.