

Deteksi Potensi Kecurangan Ujian Menggunakan Image Processing Berbasis Multi-Task Convolutional Neural Network

Ayu Kurnia Ramadhani^{1*}, Mat Syai'in², M. Khoirul Hasin³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Otomasi, Jurusan Teknik Kelistrikan Kapal

Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya

Jalan Teknik Kimia, Kampus ITS Sukolilo, Surabaya 60111

*E-mail : ayu.kurnia@student.ppons.ac.id

Abstrak

Tidak asing jika mendengar berita tentang perilaku menyontek yang marak terjadi dalam dunia pendidikan. Perilaku tidak terpuji ini terjadi pada seluruh tingkat pendidikan, mulai dari sekolah dasar, menengah, hingga perguruan tinggi. Tersedianya pengawas dalam kegiatan ujian tidak menjadi halangan bagi siswa atau mahasiswa untuk menyontek. Kegiatan ini tetap dapat dilakukan karena terbatasnya kemampuan untuk mengawasi kecurangan dalam ujian. Untuk membantu mengatasi masalah tersebut, dibuatlah sistem pendekripsi potensi kecurangan berdasarkan gerakan peserta ujian. Sistem ini dibuat menggunakan kamera webcam untuk mendekripsi gerakan peserta tersebut. Untuk mengklasifikasi gerakan peserta yang berpotensi melakukan kecurangan, digunakan salah satu metode *Deep Learning* yaitu *Multi-Task Convolutional Neural Network* (MTCNN). Gerakan berpotensi kepada kecurangan yang didekripsi hanya berupa gerakan yang ekstrem saja. Apabila peserta terdeteksi melakukan kecurangan lebih dari 10 detik, maka akan muncul notifikasi berupa peringatan suara untuk mengingatkan peserta agar mengerjakan ujian dengan jujur. Dari hasil pengujian pada penelitian ini, metode MTCNN mampu mendekripsi potensi kecurangan dengan tingkat keberhasilan 99.92%. Adapun untuk jarak pendekripsi menggunakan kamera minimal 50 cm dan maksimal 150 cm. Tingkat akurasi yang dimiliki sistem ini sekitar 92% yang dilakukan dengan berbagai gerakan yang dilakukan target di depan kamera.

Kata Kunci : Deteksi Potensi Kecurangan Ujian, *Deep Learning*, *Multi-Task Convolutional Neural Network* (MTCNN)

1. PENDAHULUAN

Kualitas pendidikan sangat mempengaruhi kualitas sumber daya dalam suatu negara. Selain untuk mencetak lulusan yang berkualitas, diperlukan juga lulusan dengan karakteristik individu yang memiliki kejujuran tinggi. Terasa pilu saat mendengar cerita seorang siswa menyontek ketika ujian. Seringkali siswa juga tidak malu dengan perbuatannya. Terlihat sederhana namun menyontek merupakan perilaku yang tidak terpuji dan sesungguhnya menghancurkan karakter siswa itu sendiri.

Sebuah hasil penelitian Musslifah (2012) menunjukkan bahwa siswa SMA di Surabaya pernah menyontek (52% sering dan 28% jarang) sedangkan cara yang paling banyak digunakan sebagai sarana menyontek adalah teman sebesar 38% dan meja tulis sebanyak 26%. Namun tidak hanya siswa tingkat dasar, perilaku menyontek juga telah merambah ke tingkat perguruan tinggi. Tidak memandang siswa atau mahasiswa yang berprestasi rendah maupun tinggi seperti yang dijelaskan di hasil *survey* yang dilakukan oleh *Who's Who Among*

American High School Student (Mujahidah, 2009).

Karena terbatasnya kemampuan untuk mengawasi kecurangan dalam ujian, maka dibutuhkan alat bantu untuk mengawasi tindakan kecurangan yang dapat mendekripsi kejanggalan atau gerakan tidak normal yang dilakukan oleh peserta ujian ketika kegiatan ujian sedang berlangsung. Tidak hanya itu, diperlukan juga pengingat otomatis untuk peserta ujian yang berpotensi melakukan kecurangan. Diharapkan dengan alat bantu ini dapat memperketat pengawasan saat ujian dan mengurangi potensi siswa untuk melakukan kecurangan.

Untuk membangun sistem ini, digunakan pendekripsi wajah, menggunakan metode pembelajaran mesin (*machine learning*), yang merupakan cabang dari ilmu kecerdasan buatan. *Machine learning* memiliki kemampuan untuk dapat mempelajari fitur yang terdapat pada data. Pendekatan *machine learning* yang banyak digunakan pada saat ini adalah *deep learning*, yang memiliki sebuah fitur yang unik yang mampu mengekstrasi

secara otomatis. Sekarang sudah ditemukan beberapa model *deep learning*, salah satunya yaitu *Multi-Task Convolutional Neural Network* (MTCNN).

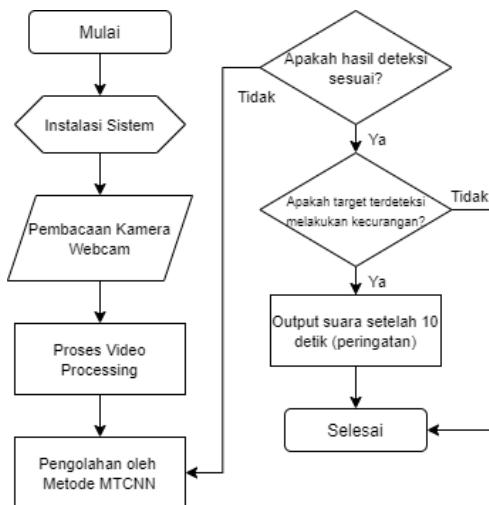
Berdasarkan pendahuluan di atas, penulis menerapkan metode *deep learning* untuk membuat sistem yang dapat mendeteksi kegiatan-kegiatan tidak normal pada ujian yang berpotensi menuju tindakan kecurangan.

Melalui rekaman video kegiatan ujian yang dihasilkan oleh kamera video. Dengan dibangunnya sistem ini, diharapkan klasifikasi pada kegiatan tidak normal pada video kegiatan ujian memiliki hasil yang akurat sehingga dapat membantu dalam mengawasi ujian secara otomatis.

2. METODE

2.1 Alur Penelitian

Secara sistematis langkah - langkah dalam penelitian dalam bentuk diagram alir seperti pada **Gambar 1**.



Gambar 1. Flowchart Penelitian

Berdasarkan *flowchart* penelitian, pembuatan desain dan perancangan sistem merupakan panduan dalam perancangan *hardware* dan *software*. Untuk memastikan seluruh sistem yang telah dirancang berjalan sesuai harapan maka dilakukan pengujian sistem. Setelah pengujian sistem berhasil maka tahap selanjutnya yaitu analisis data dan pembuatan buku laporan.

2.2 Identifikasi Masalah

Pada penelitian ini permasalahan yang diangkat berupa upaya untuk mengatasi terbatasnya kemampuan untuk mengawasi kecurangan dalam ujian. Tujuan dilakukan penelitian yaitu untuk menghasilkan sistem yang dapat melakukan deteksi potensi

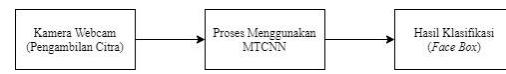
kecurangan ujian menggunakan metode *Multi-Task Convolutional Neural Network*. Rumusan masalah dari penelitian adalah bagaimana menghasilkan sistem deteksi potensi kecurangan ujian menggunakan metode *Multi-Task Convolutional Neural Network* melalui kamera *webcam*.

2.3 Studi Literatur

Pada tahap studi literatur penulis mencari informasi sebanyak – banyaknya mengenai konsep yang akan digunakan dalam penelitian. Pencarian dilakukan terkait dengan informasi mengenai [15], [16], [17] [18]. Informasi tersebut diharapkan mampu mendukung terselesaikannya penelitian ini.

2.4 Perancangan Desain Sistem

Desain dan perancangan sistem merupakan tahapan yang digunakan untuk memberikan gambaran sistem yang digunakan dalam penelitian. Penelitian menggunakan peralatan yaitu laptop dengan spesifikasi *processor GPU* (Ren et al., 2016), *Webcam Logitech C922 Pro* dengan resolusi kamera 640 x 480 sebagai *input* citra, dan speaker sebagai *output* notifikasi suara. *Flowchart* sistem pada penelitian ini tertera seperti pada **Gambar 2**.

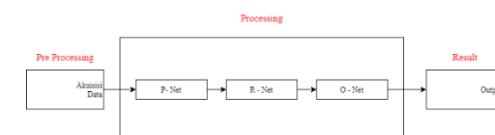


Gambar 2 Flowchart Sistem

Sistem kerja dimulai dari instalasi sistem lalu pembacaan citra menggunakan *webcam* kemudian dilakukan *Video Processing*. Data *Video Processing* diproses laptop menggunakan metode MTCNN sebagai deteksi dan klasifikasi objek. Hasil klasifikasi diproses untuk mendapatkan hasil deteksi berupa *facebox*. Jika target terdeteksi melakukan gerakan yang berpotensi melakukan kecurangan, maka akan muncul suara peringatan.

2.5 Perancangan Software

Pada penelitian ini sistem menggunakan metode *Multi-Task Convolutional Neural Network*. Tahapan – tahapan yang dilakukan untuk mendeteksi objek yaitu *Pre-Processing*, *Processing*, dan *Result* seperti yang tertera pada **Gambar 3**.



Gambar 3 Perancangan Software

Pada *Pre-Processing* tahapan pertama yaitu pengumpulan data citra. Tahap selanjutnya

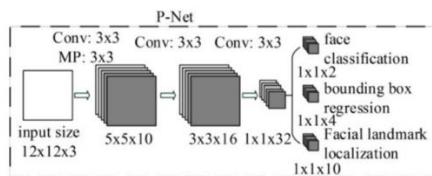
yaitu *processing* dengan 3 tahapan yaitu P-Net, R-Net, dan O-Net. Setelah melalui tahapan *processing*, akan muncul *output* berupa *facebox* pada citra. *Facebox* merah jika target berpotensi melakukan kecurangan ujian dan *facebox* hijau jika target tidak melakukan Gerakan tidak normal atau tidak berpotensi melakukan kecurangan ujian.

2.6 Multi-Task Convolutional Neural Network

Multi-Task Convolutional Neural Network digunakan untuk mendeteksi wajah dan gerakan. Berbagai lapisan neural network memiliki serangkaian node yang membentuk layer. Node yang ada di dalamnya bertugas untuk menghitung perkiraan dan akurasi. Node ini juga menjadi pengoptimal atau pembelajaran algoritma yang diturunkan dari model yang berbeda untuk *training*. Pengoptimal yang ada didalam MTCNN membantu dalam menyempurnakan dan meningkatkan akurasi model. Konvolusi metode ini adalah menganalisis matriks gambar dengan resolusi lebih kecil ke resolusi yang lebih tinggi.

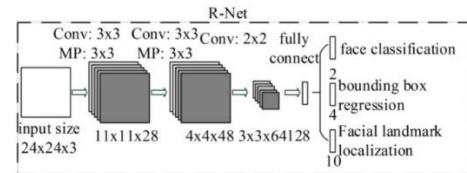
Ketika MTCNN memproses gambar, MTCNN pertama kali melakukan operasi pengubah ukuran gambar untuk menskalakan gambar asli ke skala yang berbeda untuk menghasilkan piramida gambar. Kemudian gambar dari skala yang berbeda dikirim ke tiga sub jaringan untuk pelatihan untuk mendeteksi berbagai ukuran wajah manusia dan mewujudkan deteksi target muli skala.

P-Net merupakan *subnet* pertama di MTCNN sekaligus rencana jaringan seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 4** di bawah ini



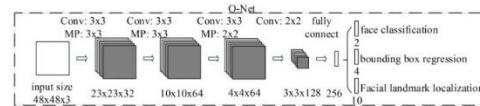
Gambar 4 P-Net

Fitur kedua adalah *training* model yang lebih efisien, yang menghindari penyimpanan dan konvolusi berulang disebabkan oleh penggunaan blok piksel, terutama model jaringan *deep learning* membutuhkan banyak *training*, yang dapat mengurangi waktu pelatihan dan meningkatkan efisiensi. R-Net adalah *Refine-network*, seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 5**, strukturnya lebih kompleks daripada P-Net. Prediksi wajah akan disaring lagi oleh batasan yang ditambahkan.



Gambar 5 R-Net

Subnet terakhir adalah O-Net yang merupakan jaringan *output*. Jaringan strukturnya mirip dengan R-Net, seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 6** fungsi struktur jaringan O-Net adalah memilih bingkai target yang lebih baik lagi. Lapisan jaringan O-Net lebih dalam dari lapisan sebelumnya, dan efek O-Net pada *face detection* adalah yang terbaik.

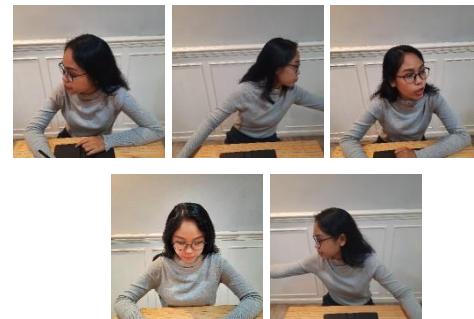


Gambar 6 O-Net

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Dataset

Pengumpulan *dataset* diperoleh dari video realtime dengan gerakan wajah dan tangan seperti: menoleh ke kanan&kiri, merentangkan tangan ke kanan&kiri, dan mengangkat tangan ke atas. Seperti pada **Gambar 7**



Gambar 7 Dataset

3.2. Pengujian Confusion Matrix

Pada penelitian ini diperlukan pengukuran terhadap kinerja sistem karena didalamnya terdapat proses klasifikasi. Kinerja sistem klasifikasi menggambarkan seberapa baik sistem dalam mengklasifikasikan data. Oleh karena itu, digunakan confusion matrix yang merupakan suatu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja metode klasifikasi. Sistem klasifikasi yang digunakan yaitu klasifikasi *binary* dimana data yang dimasukkan dikelompokkan ke dalam salah satu dari dua kelas. Pada jenis klasifikasi *binary* yang hanya memiliki dua keluaran kelas yang dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Kelas Confusion Matrix

Kelas	Terklasifikasi Positif	Terklasifikasi Negatif
Positif	TP (<i>True Positive</i>)	FN (<i>False Negative</i>)
Negatif	FP (<i>False Positive</i>)	TN (<i>True Negative</i>)

Berdasarkan nilai TN (*True Negative*), FP (*False Positive*), FN (*False Negative*), dan TP (*True Positive*) dapat diperoleh nilai akurasi dan presisi dari sistem klasifikasi yang dibuat. Persamaan 1 menggambarkan nilai presisi yang didapatkan dari jumlah data kategori positif yang diklasifikasikan secara benar dibagi dengan total data yang diklasifikasikan positif. Sedangkan presisi dapat diperoleh dari persamaan 2. Untuk menunjukkan berapa persen data kategori positif yang terkласifikasi dengan benar oleh sistem dapat dilihat pada persamaan 3 yaitu nilai *recall*.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} * 100\% \quad (1)$$

$$Presisi = \frac{TP}{FP+TP} * 100\% \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{FN+TP} * 100\% \quad (3)$$

Tabel 23. Hasil Klasifikasi

Klasifikasi	Jumlah
TP (<i>True Positive</i>)	41
TN (<i>True Negative</i>)	5
FP (<i>False Positive</i>)	4
FN (<i>False Negative</i>)	0

$$Akurasi = \frac{41+5}{41+5+4+0} * 100\%$$

$$= \frac{46}{50} * 100\% \\ = 92\%$$

$$Presisi = \frac{TP}{FP+TP} * 100\% \\ = \frac{41}{4+41} * 100\% \\ = 91.11\%$$

$$Recall = \frac{TP}{FN+TP} * 100\% \\ = \frac{41}{0+41} * 100\% \\ = 100\%$$

4. PENUTUP

4.1 KESIMPULAN

Dari pengujian yang telah dilakukan, secara garis besar sistem terbagi menjadi 3 tahapan utama, yaitu tahapan *Object Detection*, *Tracking Object*, dan pengukuran jarak antar objek, hasil penelitian ini dapat disimpulkan bahwa :

- Hasil pengujian metode MTCNN saat mendeteksi gerakan target berupa gerakan menoleh, merentangkan tangan, dan mengangkat tangan memiliki tingkat keberhasilan 99,92% dengan jarak minimal 50 cm. Hasil implementasi menggunakan laptop dengan spesifikasi processor Intel Core i3 2.50 GHz dan RAM 4GB memberikan hasil dengan *delay* 3 detik.
- Hasil pengujian video *Realtime* dengan MTCNN memiliki tingkat akurasi sekitar 92% yang didapatkan dari hasil perhitungan *confusion matrix* untuk 50 kali percobaan dengan syarat jarak target dengan kamera minimal 50 cm dan maksimal 150 meter.
- Hasil pengujian deteksi kecurangan ujian ini dapat memberikan peringatan suara jika peserta melakukan gerakan yang berpotensi melakukan kecurangan ujian selama lebih dari 10 detik.

5. DAFTAR PUSTAKA

Andiwatir, A. dan Khakim, A. (2019) ‘Analisis Perilaku Menyontek dan Rancangan Perubahannya pada Siswa SMP (*Analysis of Cheating Behavior and Change Design in Junior High School Students*) Info Artikel Abstrak Pendidikan sebagai sarana pembentuk intelektual dan moral diharapkan bebas dari b’, *Jurnal Psikologi Ilmiah*, 11(2), pp. 88–97.

Harahap, H. H. (2016) ‘Key words : Detecting Cheating in Exam , Deep Learning , Deep Belief Network ’,

Mujahidah (2009) ‘Perilaku Menyontek Laki-Laki dan Perempuan: Studi Meta Analisis’, *Jurnal Psikologi*, II(2), pp. 177–199. Available at: <http://digilib.uin-suka.ac.id/id/eprint/8860>.

Musslifah, A. R. (2012) *No Title, Perilaku Menyontek Siswa ditinjau dari Kecenderungan Locus of Control*. Available at: <http://jurnal.usahidsolo.ac.id/index.php/JT/article/view/595>.

Pratama, Y., Istoningtyas, M. dan Rasywir, E. (2019) ‘Pengujian Algoritma MTCNN (Multi-task Cascaded Convolutional Neural Network) untuk Sistem Pengenalan Wajah’, *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 3(3), p. 240. doi: 10.30865/mib.v3i3.1324.

Zhang, N., Luo, J. dan Gao, W. (2020) ‘Research on face detection technology based on MTCNN’, *Proceedings - 2020 International Conference on Computer Network, Electronic and Automation, ICCNEA 2020*, pp. 154–158. doi: 10.1109/ICCNEA50255.2020.00040.

Zufar, M. dan Setiyono, B. (2016) ‘Convolutional Neural Networks Untuk Pengenalan Wajah Secara Real-Time’, *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 5(2), p. 128862. doi: 10.12962/j23373520.v5i2.18854.