



YAYASAN NURUL JADID PAITON
**LEMBAGA PENERBITAN, PENELITIAN, &
PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT**
UNIVERSITAS NURUL JADID
PROBOLINGGO JAWA TIMUR

PP. Nurul Jadid
Karanganyar Paiton
Probolinggo 67291
☎ 0888-3077-077
e: lp3m@unuja.ac.id
w: <https://lp3m.unuja.ac.id>

SURAT KETERANGAN

Nomor : NJ-To6/06/A-7/073/01.2023

Lembaga Penerbitan, Penelitian, dan Pengabdian Kepada Masyarakat (LP3M) Universitas Nurul Jadid Probolinggo menerangkan bahwa artikel/karya tulis dengan identitas berikut ini:

Judul : PENGENALAN JENIS KELAMIN MAHASISWA
UNIVERSITAS NURUL JADID (UNUJA) PADA VIDEO
BERDASARKAN BUSANA MENGGUNAKAN METODE HAAR
CASCADE DAN DEEP LEARNING
Penulis : GULPI QORIK OKTAGALUH P.,S.Pd., M.Kom
Identitas : Jun-21, Vol.2, No.1, ESSN 2774-7875
No. Pemeriksaan : 0057

Telah selesai dilakukan *similarity check* dengan menggunakan perangkat lunak **Turnitin** pada 10 Januari 2023 dengan hasil sebagai berikut:

Tingkat kesamaan diseluruh artikel (*Similarity Index*) adalah 14% dengan publikasi yang telah diterbitkan oleh penulis pada COREAI: Jurnal Kecerdasan Buatan, Komputasi dan Teknologi Informasi, Jun-21, Vol.2, No.1. Alamat Web Jurnal: <https://ejournal.unuja.ac.id/index.php/core/article/view/2842>

Demikian Surat Keterangan ini dibuat untuk digunakan sebagaimana mestinya.

Probolinggo, 10 Januari 2023

Kepala LP3M,



[Handwritten Signature]
ACHMAD FAWAID, M.A., M.A.
NIDN. 2123098702

PENGENALAN JENIS KELAMIN MAHASISWA UNIVERSITAS NURUL JADID (UNUJA) PADA VIDEO BERDASARKAN BUSANA MENGUNAKAN METODE HAAR CASCADE DAN DEEP LEARNING

by Gulpi Qorik Oktagalu Pratamasunu

Submission date: 10-Jan-2023 09:40PM (UTC-0500)

Submission ID: 1991026396

File name: 2021-Juli-ISSN-CoreAI.pdf (502.71K)

Word count: 4774

Character count: 29551

PENGENALAN JENIS KELAMIN MAHASISWA UNIVERSITAS NURUL JADID (UNUJA) PADA VIDEO BERDASARKAN BUSANA MENGGUNAKAN METODE HAAR CASCADE DAN DEEP LEARNING

26

Gulpi Qorik Oktagalu Pratamasunu¹, Olief Ilmandira Ratu Farisi²,
 Raudatus So²⁸ah³, Yunnia Riyanti⁴, Metha Pardiana Putri⁵, Maimuna⁶
^{1,2,3,4,5,6} Prodi Informatika, Fakultas Teknik Universitas Nurul Jadid,
 Karanganyar Paiton Probolinggo

Info Artikel

Riwayat Artikel

Diterima: 17-05-2021

Disetujui: 23-06-2021

Kata Kunci

Pengenalan Jenis Kelamin;

Busana;

Haar Cascade;

Deep Learning;

e-mail*

[*gulpi.qorik@gmail.com](mailto:gulpi.qorik@gmail.com)

ABSTRAK

Klasifikasi jenis kelamin yaitu suatu proses mengklasifikasikan jenis kelamin seseorang melalui citra digital berdasarkan fitur citra pelatihan yang telah disimpan. Objek yang dijadikan acuan adalah busana yang dikenakan di area wajah. Universitas Nurul Jadid adalah universitas yang berada dibawah naungan Pondok Pesantren Nurul Jadid tentu dalam mengatur pergaulan mahasiswa menggunakan aturan yang berlandaskan kepesantrenan. Mahasiswa dilarang melakukan pertemuan dengan mahasiswi di area kampus. Akan tetapi, masih banyak mahasiswa dan mahasiswi yang melanggar aturan tersebut. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu metode yang dapat mengklasifikasi jenis kelamin mahasiswa berdasarkan busana pada area wajah secara otomatis. Penelitian ini menggunakan dua metode yaitu metode haar cascade dan deep learning. Metode haar cascade digunakan untuk menentukan titik area wajah dan metode deep learning digunakan untuk mengklasifikasikan citra. Metode diimplementasikan ke source code dengan software python. Dapat disimpulkan bahwa metode haar cascade tergolong baik dalam menentukan titik area wajah. Dan deep learning dapat mengklasifikasikan gambar dengan baik apabila terdapat kesamaan komposisi warna pada data testing dan data training.

1. PENDAHULUAN

Busana adalah unsur penanaman yang sangat mempengaruhi kepribadian seseorang. Peraturan dalam berbusana bagi laki-laki dan perempuan memiliki perbedaan yang cukup tampak secara lahir. Namun pada dasarnya aturan berbusana tersebut tetaplah memiliki kesan yaitu sopan dan rapi. Namun bagi perempuan muslim cara berbusana dilengkapi dengan jilbab sebagai identitas muslimah (Dewi S. , 2019).

Klasifikasi jenis kelamin yaitu suatu proses untuk mengklasifikasikan jenis kelamin seseorang melalui citra digital berdasarkan fitur citra pelatihan yang telah disimpan. Objek yang digunakan pada penelitian ini yaitu berupa citra di area wajah. Saat ini pengklasifikasian jenis kelamin bisa diaplikasikan pada berbagai bidang, misalnya pada aplikasi untuk sistem keamanan suatu ruangan (Asmara, Andjani, Rosiani, & Choirina, 2018) 34

Universitas Nurul Jadid (UNUJA) adalah salah satu universitas yang terletak di desa Karanganyar, kecamatan Paiton, kabupaten Probolinggo dan berada di bawah naungan Pondok Pesantren Nurul Jadid. Dalam mengatur mahasiswa, UNUJA menggunakan aturan yang berlandaskan kepesantrenan. Dalam pembagian kelas, antara kelas putra dan kelas putri terpisah. Hal ini bertujuan untuk meminimalisasi pertemuan antar mahasiswa.

Pada saat ini, masih banyak mahasiswa UNUJA yang melanggar aturan tersebut. Selama ini proses pencegahannya yaitu dengan cara dimonitor oleh pihak security yang berkeliling kampus setiap satu jam sekali. Cara ini kurang efektif karena pihak security dari UNUJA jumlahnya terbatas. Sehingga banyak mahasiswa yang melanggar tidak terpantau oleh security. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu metode yang dapat mengklasifikasi jenis kelamin mahasiswa UNUJA berdasarkan busana secara otomatis.

Salah satu alternatif teknologi yang dapat digunakan untuk permasalahan tersebut adalah memanfaatkan metode Haar Cascade dan Deep Learning. Metode Haar Cascade digunakan untuk mendeteksi adanya suatu objek pada citra. Dan metode Deep Learning digunakan sebagai salah satu cara untuk membantu proses pengklasifikasian suatu objek. Pada penelitian ini, metode Deep Learning digunakan sebagai salah satu cara untuk membantu proses pengklasifikasian jenis kelamin mahasiswa UNUJA berdasarkan busana di area wajah dengan ketentuan apabila berkerudung maka jenis kelamin mahasiswa tersebut perempuan namun apabila tidak berkerudung maka jenis kelamin mahasiswa tersebut laki-laki.

Berdasarkan permasalahan di atas, judul yang diambil oleh peneliti dalam penelitian ini yaitu “Pengenalan Jenis Kelamin Mahasiswa Universitas Nurul Jadid (UNUJA) pada Video berdasarkan Busana menggunakan Metode Haar Cascade dan Deep Learning.” Dengan adanya penelitian ini diharapkan proses pengklasifikasian jenis kelamin mahasiswa UNUJA berdasarkan busana dengan metode Haar Cascade dan Deep Learning mendapatkan hasil yang akurat.

2. STUDI PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Penelitian yang telah dilakukan oleh Rosa Andrie Asmara, yang berjudul “Klasifikasi Jenis Kelamin pada Citra Wajah menggunakan Metode Naive Bayes” (Asmara, Andjani, Rosiani, & Choirina, 2018). Penelitian ini dilakukan bertujuan untuk mengklasifikasi jenis kelamin seseorang yang hendak memasuki suatu ruangan.

Objek yang digunakan yaitu citra gambar. Citra gambar akan dideteksi menggunakan metode Haar Cascade. Objek yang digunakan berupa citra wajah. Dari citra wajah tersebut diperoleh fitur-fitur ekstrinsinya yaitu berupa mata, hidung dan mulut. Metode yang digunakan untuk mengekstraksi fitur tersebut yaitu metode Eigenface. Hasil ekstraksi berupa matriks yang akan disimpan dalam database. Metode Naive Bayes digunakan sebagai acuan untuk klasifikasi jenis kelamin.

Proses deteksi wajah menggunakan metode Haar Cascade Classifier tergolong baik dengan hasil ketepatan 100% sedangkan untuk mengklasifikasi jenis kelamin menggunakan metode Naive Bayes nilai akurasi yaitu 80%. Adapun hasil dari penelitian ini yaitu menghasilkan sistem yang dapat mengklasifikasi jenis kelamin seseorang yang hendak memasuki suatu ruangan.

Penelitian yang telah dilakukan oleh Priska Choirina, yang berjudul “Deteksi Jenis Kelamin Berdasarkan Citra Wajah Jarak Jauh Dengan Metode Haar Cascade Classifier” (Choirina & Asmara, 2016). Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi jenis kelamin berdasarkan citra jarak jauh.

Metode yang digunakan yaitu Haar Cascades Classifier dengan menggunakan ekstraksi fitur mata, hidung, dan mulut. Tingkat ketepatan fitur-fitur dari wajah sangat berpengaruh pada pada klasifikasi jenis kelamin. Proses klasifikasi menggunakan algoritma C4.5 lebih baik didasarkan pada pengujian bahwa pada jarak 100 cm nilai akurasi 70%, 150 cm nilai akurasi 100%, dan 200 cm nilai akurasi 90%. Adapun hasil dari penelitian ini yaitu menghasilkan sistem yang dapat mendeteksi jenis kelamin berdasarkan citra wajah jarak jauh.

Penelitian yang telah dilakukan oleh Destri Wulansari, yang berjudul “Identifikasi Gender Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Deteksi Tepi dan Backpropagation”

(Wulansari, Djamal, & Ilyas, 2017). Penelitian ini bertujuan untuk membangun suatu sistem yang dapat melakukan identifikasi gender berdasarkan citra wajah.

Metode yang digunakan yaitu Deteksi Tepi Canny untuk segmentasi citra atau untuk ekstraksi fitur dapat meningkatkan akurasi dalam mengenali sebuah pola, sedangkan metode Backpropagation digunakan untuk pelatihan dan proses feedforward untuk identifikasi jenis kelamin. Sistem ini diuji dengan parameter α 0.05, MSE 0.001, dan maksimum epoch 10000, terhadap 60 citra data baru dari 10 naracoba baru diperoleh hasil akurasi sebesar 82%, sedangkan pengujian terhadap data yang sudah dilatih sebesar 100%. Adapun hasil dari penelitian ini yaitu menghasilkan sistem yang dapat mengidentifikasi gender sehingga dapat digunakan untuk rekapitulasi kehadiran dan akses suatu ruangan khusus.

Penelitian yang telah dilakukan oleh Stephen Ekaputra Limantoro, yang berjudul “Pemanfaatan Deep Learning pada Video Dash Cam untuk Deteksi Pengendara Sepeda Motor” (Limantoro, Kristian, & Purwanto, 2018). Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi pengendara sepeda motor di jalan raya.

Metode yang digunakan yaitu Convolutional Neural Networks (CNN). Metode CNN berhasil mengklasifikasikan objek kapal dengan f1-score. Sliding window dan heat map mampu mendeteksi lokasi pengendara sepeda motor. Dilakukan 2 eksperimen dalam pembagian dataset. Pada eksperimen pertama, dataset dengan ukuran 200x400 piksel disalin menjadi dua dataset dan masing-masing dijadikan ukuran 100x200 piksel dan 150x300 piksel. eksperimen 1 dan eksperimen 2 menghasilkan f1-score masing-masing 1, dan 0,999. Sliding window dan heat map eksperimen 1 jauh lebih cepat dibandingkan dengan kecepatan sliding window pada eksperimen 2 namun eksperimen 2 memiliki tingkat error yang lebih rendah. Adapun hasil dari penelitian ini yaitu menghasilkan suatu sistem yang dapat mendeteksi pengendara sepeda motor di jalan raya sehingga pemerintah indonesia dapat memantau dengan mudah.

2.2 Dasar Teori

1. Haar Cascade

Haar like feature atau yang dikenal sebagai Haar Cascade Classifier merupakan rectangular (persegi) feature, yang memberikan indikasi secara spesifik pada sebuah gambar atau image. Haar Cascade Classifier merupakan hasil gagasan dari Paul Viola dan Michael Jones yang dipublikasikan pada tahun 2001. Ide dari haar like feature adalah mengenali objek berdasarkan nilai sederhana dari fitur tetapi bukan nilai piksel dari image objek tersebut. Kelebihan dari metode ini yaitu komputasi yang sangat cepat, karena hanya bergantung pada jumlah piksel dalam persegi. Metode ini menggunakan statistical model (classifier). Pendekatan untuk mendeteksi objek dalam gambar menggabungkan Tiga nilai kunci utama yaitu Haar like feature, dengan masing-masing piksel ujung kanan bawah region tersebut adalah 1, 2, 3, 4 maka untuk mencari akumulasi intensitas piksel dari region D diperoleh dengan cara menghitung piksel-piksel kanan bawah region D dan tiga region tetangga lainnya pada citra integral yaitu pada rumus :

$$F = D - B - C + A$$

Apabila sudah didapatkan nilai integral *image* dari sebuah citra masukan dan nilai jumlah piksel pada daerah tertentu, maka hasil tersebut akan dibandingkan *Integral Image*, dan *Cascade Classifier*.

a. Haar like Feature

Pendeteksian objek dilakukan berdasarkan pada nilai fitur. Penggunaan fitur dilakukan karena pemrosesan fitur berlangsung lebih cepat dibandingkan pemrosesan citra per piksel. Pencarian objek manusia dilakukan dengan mencari fitur-fitur yang memiliki tingkat pembeda yang tinggi. Hal ini dilakukan dengan mengevaluasi setiap fitur terhadap data latih dengan menggunakan nilai dari fitur tersebut. Perhitungan nilai haar mengikuti aturan sebagai berikut :

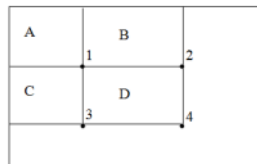
$$F_{Haar} = \sum R_{black} - \sum R_{white} \quad \dots(1)$$

b. Integral Image

Untuk mempercepat perhitungan fitur haar-like dapat menggunakan teknik citra integral. Citra integral ii pada titik x, y berisi nilai penjumlahan semua piksel kiri atas dari titik x, y citra asli i , dapat dihitung dengan Rumus :

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \quad \dots(2)$$

Setelah citra integral terbentuk maka jumlah intensitas piksel region kotak pada citra asli dapat dengan mudah dihitung dengan melihat empat titik referensi pada citra integral.



Gambar 1. Konsep Citra Integral

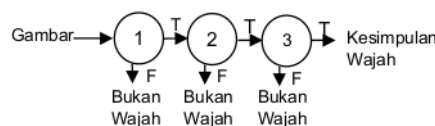
Misal ada empat region yang saling bertangga A, B, C, D seperti pada Gambar 2 dengan masing-masing piksel ujung kanan bawah region tersebut adalah 1, 2, 3, 4 maka untuk mencari akumulasi intensitas piksel dari region D diperoleh dengan cara menghitung piksel-piksel kanan bawah region D dan tiga region tetangga lainnya pada citra integral yaitu pada rumus :

$$F = D - B - C + A \quad \dots(3)$$

Apabila sudah didapatkan nilai integral *image* dari sebuah citra masukan dan nilai jumlah piksel pada daerah tertentu, maka hasil tersebut akan dibandingkan antara nilai piksel pada daerah terang dan daerah gelap. Jika selisih nilai piksel pada daerah terang dengan nilai piksel pada daerah gelap di atas nilai ambang (*threshold*) maka daerah tersebut dinyatakan memiliki fitur.

c. Cascade Classifier.

Cascade of Classifier merupakan suatu metode pengklasifikasian bertingkat dimana masukan dari setiap tingkatan merupakan keluaran dari tingkat sebelumnya. Bentuk dari cascade of classifier dapat dilihat pada Gambar 2



Gambar 2. Alur Kerja Klasifikasi Bertingkat

Pada klasifikasi fitur (tingkat) pertama, tiap subcitra akan diklasifikasikan menggunakan satu fitur. Jika hasil nilai fitur dari filter tidak memenuhi kriteria yang diinginkan maka hasil ditolak. Pada klasifikasi ini akan disisakan kira-kira 50% subcitra untuk diklasifikasi di tahap kedua. Subcitra yang lolos dari tingkat pertama akan diklasifikasikan lagi pada tahap kedua dimana pada tahap kedua jumlah fitur yang digunakan lebih banyak. Semakin bertambah tingkat klasifikasi maka fitur yang digunakan semakin banyak. Jumlah subcitra yang lolos dari klasifikasi pun akan

berkurang hingga mencapai 2%. Subcitra yang berhasil melewati semua tingkat klasifikasi akan dinyatakan sebagai manusia (objek yang dideteksi).

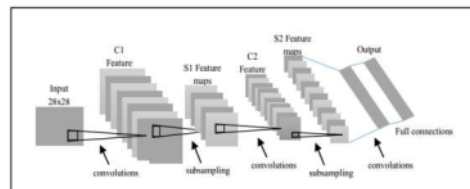
2. Deep Learning

Deep Learning merupakan salah satu bidang dari machine learning yang memanfaatkan jaringan syaraf tiruan untuk implementasi permasalahan dataset dengan jumlah yang besar. Dengan memanfaatkan banyak layer atau sering disebut Multi Layer Perceptron (MLP) dalam pengolahan informasi non-linier untuk melakukan ekstraksi fitur, pengenalan pola, dan klasifikasi. Pendekatan dalam menyelesaikan masalah deep learning menggunakan konsep hierarki. Konsep yang dapat membuat komputer mempelajari konsep yang kompleks dengan menggabungkan konsep-konsep yang sederhana. Jadi dapat digambarkan sebuah graf bagaimana konsep tersebut dibangun diatas konsep yang lain, graf ini akan dalam banyak layer, dan hal ini alasan disebut sebagai deep learning (Dewi, 2018)

3. Convolution Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu algoritma dari deep learning yang mengembangkan Multi Layer Perceptron (MLP) yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. CNN pertama kali dikenalkan dengan nama NeoCognitron oleh Kunihiro Fukushima, seorang peneliti dari NHK Broadcasting Science Research Laboratories, Kinuta, Setagaya, Tokyo, Jepang. Konsep ini kemudian dikembangkan lagi oleh Yann LeCun. Model CNN dengan nama LeNet berhasil ia terapkan pada penelitiannya dalam mengenali angka dan tulisan tangan. (Putra, 2016).

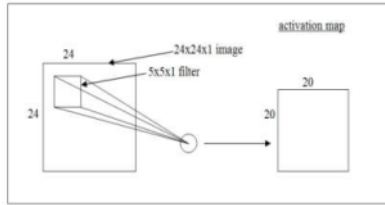
Secara umum, arsitektur dari sebuah CNN ditunjukkan pada Gambar 3 Pada gambar tersebut, input dari CNN adalah berupa citra dengan ukuran tertentu. Tahap pertama dalam CNN yaitu tahap konvolusi. Konvolusi digunakan dengan menggunakan kernel dengan ukuran tertentu. Jumlah kernel yang digunakan sesuai dengan jumlah fitur yang dihasilkan. Output dari tahapan ini akan dikenakan fungsi aktivasi, yang bisa berupa fungsi tanh atau Rectifier Linear Unit (ReLU). Output dari fungsi aktivasi kemudian melalui proses sampling atau pooling. Output dari proses pooling adalah citra yang telah berkurang ukurannya sesuai dengan pooling mask yang dipakai.



Gambar 3. Struktur Convolutional Neural Network

a. Convolution Layer

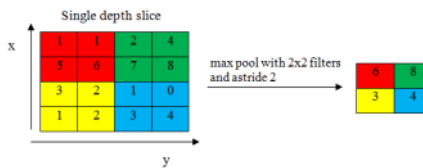
Convolutional Layer bagian yang melakukan operasi konvolusi yaitu mengkombinasikan linier filter terhadap daerah lokal. Layer ini yang pertama kali menerima gambar yang diinputkan pada arsitektur. Bentuk layer ini adalah sebuah filter dengan panjang (pixel), tinggi (pixel), dan tebal sesuai dengan channel image data yang diinputkan. Ketiga filter ini akan bergeser keseluruh bagian gambar. Pergeseran tersebut akan melakukan operasi “dot” antara input dan nilai dari filter tersebut sehingga akan menghasilkan output yang disebut sebagai activation map atau feature map. Gambar 4 menampilkan proses konvolusi yang ada di dalam convolutional layer.



Gambar 4. Proses Konvolusi

b. Subsampling Layer

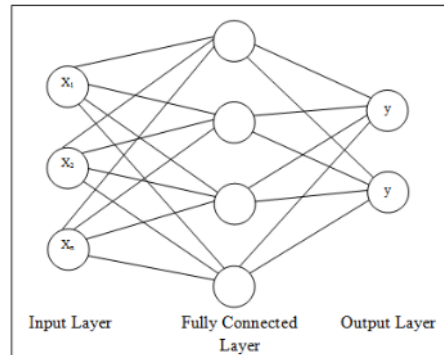
Subsampling adalah proses mereduksi ukuran sebuah data citra. Dalam pengolahan citra, subsampling juga bertujuan untuk meningkatkan invariansi posisi dari fitur. Dalam sebagian besar CNN, metode subsampling yang digunakan adalah max pooling. Max pooling membagi output dari convolution layer menjadi beberapa grid kecil lalu mengambil nilai maksimal dari setiap grid untuk menyusun matriks citra yang telah direduksi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5 Grid yang berwarna merah, hijau, kuning dan biru merupakan kelompok grid yang akan dipilih nilai maksimumnya. Sehingga hasil dari proses tersebut dapat dilihat pada kumpulan grid disebelah kanannya. Proses tersebut memastikan fitur yang didapatkan akan sama meskipun objek citra mengalami translasi (pergeseran).



Gambar 5. Operasi Max Pooling

c. Fully Connected Layer

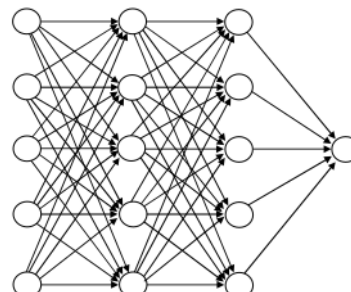
Layer ini merupakan layer yang biasanya digunakan dalam penerapan MLP bertujuan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar data dapat diklasifikasikan secara linear. Setiap neuron pada convolution layer perlu ditransformasi menjadi data satu dimensi terlebih dahulu sebelum dapat dimasukkan ke dalam sebuah fully connected layer. Karena hal tersebut menyebabkan data kehilangan informasi spasialnya dan tidak reversibel, fully connected layer hanya dapat diimplementasikan di akhir jaringan. Dalam sebuah jurnal oleh Lin et al., dijelaskan bahwa convolution layer dengan ukuran kernel 1 x 1 melakukan fungsi yang sama dengan sebuah fully connected layer namun dengan tetap mempertahankan karakter spasial dari data. Hal tersebut membuat penggunaan fully connected layer pada CNN sekarang tidak banyak dipakai. Gambar 6. Menampilkan proses yang ada didalam fully connected layer.



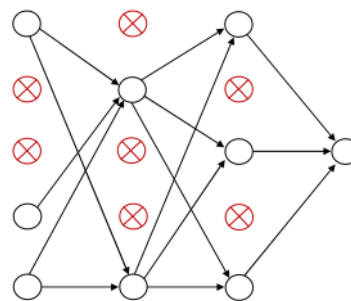
Gambar 6. Proses Fully Connected Layer

d. Dropout

Dropout merupakan salah satu usaha ³² untuk mencegah terjadinya overfitting dan juga mempercepat proses learning. Overfitting adalah kondisi dimana hampir semua data yang telah melalui proses training mencapai persentase yang baik, tetapi terjadi ketidaksesuaian pada proses prediksi. Dalam sistem kerjanya, Dropout menghilangkan sementara suatu neuron yang berupa Hidden Layer maupun Visible Layer yang berada didalam jaringan. Gambar 7 merupakan hidden layer yang belum dropout. Gambar 8 adalah hidden layer setelah dropout.



Gambar 7. Sebelum di Dropout



Gambar 8. Setelah di Dropout

3. METODE PENELITIAN

Agar tujuan penelitian ini tercapai maka tahapan yang dilakukan pada penelitian ini yaitu :

3.37 Pengumpulan dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa gambar dan video manusia yang bersumber dari web dan mahasiswa Universitas Nurul Jadid (UNUJA). Terdapat 300 gambar

mahasiswa UNUJA, 1305 gambar manusia yang bersumber dari web (google images dengan kata kunci pencarian “wanita berhijab”, “pria berkopiah”, “aktor indonesia”, dan “artis indonesia berhijab”), dan 50 video yang bersumber dari youtube dengan kata kunci pencarian “Mamah dan Aa Beraksi”, “vlogger”, dan “sholawatan”. Jumlah keseluruhan data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu 1605 gambar dan 58 video. Pengambilan data yang bersumber dari mahasiswa UNUJA dilakukan dengan jarak ± 80 cm dengan posisi kamera diatur tepat lurus dengan objek. Hasil pengambilan gambar adalah gambar dengan format *.jpg dengan resolusi 2340 x 4160 pixels yang diambil dengan menggunakan smartphone Oppo A57. Pengambilan video yang bersumber dari mahasiswa UNUJA yaitu sebanyak 6 video dengan resolusi 1280 x 720 pixels dengan posisi wajah mahasiswa menghadapa ke kamera. Durasi pengambilan data yang berupa video yaitu ± 2 menit. Pengambilan data dilakukan di tempat, kondisi, dan waktu yang sama yaitu di area Universitas Nurul Jadid pada saat pagi hingga sore pukul 08.00 sampai 16.00 WIB.

Pengambilan data yang bersumber dari web yaitu berupa gambar dan video. Proses pencarian gambar yaitu mencari gambar dengan posisi kamera berada tepat lurus dengan objek. Hasil gambar yang diambil dari web yaitu dengan format *.jpg, *.jpeg dan *.png. jumlah gambar yang bersumber dari Web yaitu 1305. Pencarian video ini menggunakan bantuan youtube. Hasil video yang diambil yaitu berdurasi ± 20 menit dengan format *.mp4 dengan resolusi 1280 x 720. Jumlah video yang diambil yaitu sebanyak 52 video.

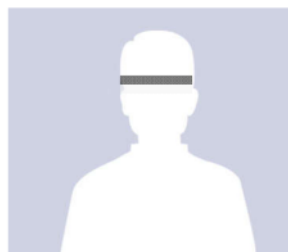
Data akan dibagi menjadi 2 kelompok yaitu data untuk pelatihan (training) dan data untuk pengujian (testing). Dalam tahap ini, data training yang digunakan terdapat 2020 gambar yang terdiri dari 1010 gambar laki-laki dan 1010 gambar perempuan. Data testing yang digunakan terdapat 100 gambar dan 8 video. 100 gambar terdiri dari 50 gambar laki-laki dan 50 gambar perempuan.

3.2. Pre-processing Tahap 1

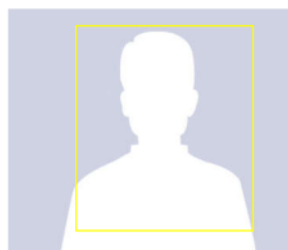
Tahapan pre-processing yang pertama yaitu convert gambar. Gambar yang bersumber dari web mempunyai format gambar yang berbeda-beda yaitu *.jpeg, *.png, dan *.jpg. Sebelum gambar diimplementasikan ke metode haar cascade, gambar terlebih dahulu di convert menjadi gambar dengan format *.jpg. Proses convert gambar menggunakan bantuan aplikasi FormatFactory 2.80. Tahap ini bertujuan untuk mempermudah proses implementasi ke metode haar cascade.

3.3. Implementasi Haar Cascade

Metode Haar Cascades merupakan metode untuk mendeteksi adanya suatu objek pada gambar dan video. Pada penelitian ini metode Haar Cascade digunakan untuk mendeteksi adanya wajah pada gambar dan video. Tahap pertama dalam metode Haar Cascade yaitu pencarian fitur Haar. Penggunaan fitur dilakukan karena proses fitur lebih cepat dibandingkan dengan pemrosesan citra per piksel. Pencarian objek wajah dilakukan dengan mencari fitur-fitur yang memiliki tingkat pembeda yang tinggi. Gambar 9. adalah pencarian nilai fitur pada gambar. Tahap kedua yaitu citra integral. Citra integral digunakan untuk menentukan ada atau tidaknya dari ratusan fitur Haar pada sebuah gambar dan pada skala yang berbeda secara efisien dengan membandingkan nilai piksel yang berada didaerah terang dan di daerah yang gelap. Tahap terakhir yaitu Cascade of Classifier. Cascade of Classifier merupakan suatu metode pengklasifikasian bertingkat dimana masukan dari setiap tingkatan merupakan keluaran dari tingkat sebelumnya. Salah satu contoh dari hasil filter pada proses cascade of classifier dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 9. Pencarian Fitur Haar



Gambar 10. Proses cascade of classifier

3.4. Pre-processing Tahap 2

Setelah metode Haar Cascade diimplementasikan maka tahapan selanjutnya yaitu tahap pre-processing yang kedua. Pada tahapan ini mempunyai berapa tahapan yaitu : Tahap pre-processing yang kedua dimulai dengan mengelompokkan gambar hasil ekstraksi dari metode Haar Cascade berdasarkan wajah dan bukan. Tahap yang kedua yaitu mengelompokkan gambar berdasarkan jenis kelaminnya. Dan tahap yang ketiga yaitu melakukan resize gambar. Pada tahap resize gambar ini menggunakan bantuan aplikasi online BulkResizePhotos. Gambar akan di-resize menjadi 200 x 300 pixels. Adapun tahapan-tahapan dalam BulkResizePhotos yaitu : Input Image, Image Dimensions, Proses Resize.

3.5. Implementasi Deep Learning

S³³lah semua data dikumpulkan tahap selanjutnya yaitu mengimplementasikan ke dalam metode Deep Learning. Penelitian ini menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Umumnya dalam CNN memiliki 2 tahap yaitu feature learning dan classification. Feature learning adalah teknik yang memungkinkan sebuah system berjalan secara otomatis untuk menentukan representasi dari sebuah image menjadi feature yang berupa angka-angka yang mempresentasikan image tersebut. Tahap classification yaitu sebuah tahap dimana hasil dari feature learning akan digunakan untuk proses klasifikasi berdasarkan class yang sudah ditentukan. Input gambar pada model CNN menggunakan citra berukuran 150x150x3. Citra masukan kemudian akan diproses terlebih dahulu melalui proses konvolusi dan proses pooling pada tahapan feature learning. Jumlah proses konvolusi pada penelitian ini memiliki tiga lapisan konvolusi. Setiap konvolusi memiliki jumlah filter dan ukuran kernel yang berbeda-beda. Kemudian dilanjutkan dengan flatten. Flatten yaitu merubah output dari proses konvolusi yang berupa matriks menjadi vektor yang selanjutnya akan diteruskan pada proses klasifikasi dengan menggunakan MLP (Multi Layer Perceptron) dengan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi yang telah ditentukan. Class dari citra kemudian diklasifikasikan berdasarkan nilai dari neuron pada lapisan tersembunyi dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid.

3.6. Uji coba

Uji coba merupakan tahap yang terpenting dalam sebuah penelitian untuk mengetahui suatu metode berhasil untuk dikembangkan atau gagal. Untuk tahapan ini dilakukan uji coba terhadap metode Haar Cascade dan Deep Learning dalam mengenali jenis kelamin mahasiswa berdasarkan busana. Data uji coba pertama terdiri dari 100 gambar manusia yang terdiri dari

50 gambar laki-laki dan 50 gambar perempuan. Untuk menghitung tingkat akurasi perhasilan gambar manusia terdeteksi dan diklasifikasi jenis kelamin berdasarkan busana, maka dapat dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut

$$Akurasi = \frac{\sum Data Akurat}{\sum Data Uji} \times 100\% \quad \dots(4)$$

Uji coba kedua yaitu model diterapkan pada video. Pengujian dan percobaan data penelitian ini diuji coba dengan menggunakan program Anaconda . Dari hasil uji coba inilah diketahui metode Haar Cascade dan Deep Learning dalam mengklasifikasi jenis kelamin mahasiswa berdasarkan busana berhasil atau tidak.

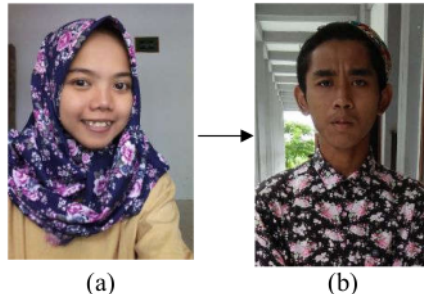
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil uji coba yang telah dilakukan pada penelitian ini yaitu sebagai berikut :

4.1. Hasil uji coba pada gambar

Hasil uji coba pada gambar dengan model CNN dengan menggunakan epoch 140 dan step 400 mendapatkan hasil akurasi 99%. Gambar akan terdeteksi dengan baik apabila data testing sesuai dengan data training sebelumnya. Data training yang digunakan yaitu 2020 gambar yang terdiri dari 1010 gambar laki-laki dan 1010 gambar perempuan. Data uji coba gambar menggunakan 100 gambar, terdapat 50 gambar laki-laki dan 50 gambar perempuan. Adapun hasilnya yaitu 99 gambar berhasil terklasifikasi dengan baik jenis kelamin berdasarkan busana dan 1 gambar tidak berhasil terklasifikasi dengan baik.

Satu gambar tidak berhasil terklasifikasi jenis kelamin berdasarkan busana karena terdapat gambar pada data testing (a) yang mempunyai komposisi warna yang sama dengan data training (b). Gambar 11. Menunjukkan persamaan komposisi warna pada gambar.



Gambar 11. Persamaan Komposisi Warna pada Data Training dan Data Testing

4.2. Hasil uji coba pada video

Pada uji coba video, video yang digunakan yaitu sebanyak 5 video dengan masing-masing durasi ± 2 menit. Uji coba pada video dengan menggunakan metode haar cascade berhasil dengan baik. Namun, metode haar cascade dapat mendeteksi objek ada video apabila mempunyai kemiripan dengan area wajah. Gambar12. Menunjukkan metode haar cascade dapat mendeteksi objek yang bukan area wajah.



Gambar 12. Implementasi Metode Haar Cascade pada Video Testing

Pada uji coba video terdapat beberapa objek tidak terdeteksi menggunakan metode haar cascade. Hal ini karena posisi wajah tidak menghadap ke kamera. Gambar 13 (a) menunjukkan metode haar cascade tidak dapat mendeteksi area wajah dengan posisi wajah tidak menghadap ke kamera. Dan metode haar cascade tidak akan bekerja secara optimal apabila fitur area wajah pada gambar tidak dapat dideteksi. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 13 (b) dimana mahasiswa yang menggunakan penutup wajah (masker) tidak akan terdeteksi oleh metode haar cascade.



(a)

(b)

(a) Posisi wajah tidak menghadap ke kamera

(b) fitur area wajah tertutupi oleh benda (masker)

Gambar 13. Metode Haar Cascade Tidak Bekerja Secara Optimal

Setelah metode haar cascade berhasil mendeteksi objek pada video maka metode deep learning akan melakukan proses klasifikasi jenis kelamin berdasarkan busana. Uji coba ini menggunakan model CNN. Model CNN yang digunakan sama dengan model yang digunakan pada saat uji coba pada gambar yaitu dengan epoch 140 dan step 400 dengan data training sebanyak 2020 gambar yang terdiri dari 1010 gambar laki-laki dan 1010 gambar perempuan. Hasil uji coba video area wajah terdeteksi dan terklasifikasi dengan baik. Hal yang dapat mempengaruhi dalam mengklasifikasikan objek yaitu komposisi warna objek pada video. Ketika komposisi warna objek pada video sama dengan komposisi warna pada data training maka objek akan terklasifikasi dengan baik. Dan jika komposisi warna objek tidak sama dengan data training yang ada maka objek tidak terklasifikasi dengan baik. Gambar 14. menunjukkan bahwa hasil implementasi metode deep learning pada video.



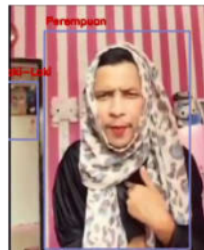
Gambar 14. Hasil Implementasi Metode Deep Learning pada Video

Metode haar cascade dan deep learning akan bekerja secara optimal apabila fitur area wajah ditemukan dan akan terklasifikasi dengan baik apabila komposisi warna pada objek sama dengan komposisi warna pada data training yang sudah ada meskipun terdapat 2 jenis

kelamin yang berbeda dalam satu frame. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 15. metode deep learning bekerja dengan baik apabila komposisi warna mempunyai kesamaan pada data testing dan data training tanpa memperhatikan jenis kelamin orang tersebut. hal ini dapat dilihat pada Gambar 16.



Gambar 15. Jenis kelamin berbeda dalam satu frame



Gambar 16. Laki-laki terdeteksi sebagai perempuan

10

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Dari hasil dan pembahasan diatas maka dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

- Proses pendeteksian area wajah menggunakan metode Haar Cascade Classifier tergolong baik. Hal ini dapat dilihat pada hasil deteksi area wajah.
- Model CNN pada penelitian ini menggunakan input shape 150x150, ukuran filter 3x3, jumlah epoch 140 dan jumlah step 400 dengan jumlah data training sebanyak 2020. Terdiri dari 1010 gambar laki-laki dan 1010 gambar perempuan. Proses running menghasilkan nilai akurasi training dalam klasifikasi jenis kelamin berdasarkan busana yang dikenakan pada area wajah yaitu sebesar 0,9903.
- Penelitian ini menggunakan data testing sebanyak 100 gambar dan 5 video. 100 gambar terdiri dari 50 gambar laki-laki dan 50 gambar perempuan untuk dilakukan uji coba pada model. Hasil uji coba gambar menghasilkan tingkat akurasi sebesar 99%. Pada uji coba kedua model diterapkan pada video. Video yang digunakan yaitu sebanyak 5 video dengan masing-masing durasi ± 2 menit. Hasilnya menunjukkan area wajah akan terdeteksi dengan baik apabila posisi wajah menghadap ke kamera dan akan terdeteksi jenis kelamin berdasarkan busana yang dikenakan di area wajah dengan baik apabila gambar atau objek pada video mempunyai komposisi warna yang sama dengan data training yang sudah ada.

5.2. Saran

- Metode haar cascade mempunyai kelemahan yaitu dapat mendeteksi objek yang mempunyai kemiripan dengan fitur area wajah sehingga penelitian selanjutnya dapat dilakukan pengembangan sehingga hasil ekstraksi dari metode haar cascade hanya berupa objek area wajah.

- b. Penelitian ini dapat dikembangkan lagi dengan melakukan penambahan data training yang lebih banyak dengan posisi wajah tidak hanya menghadap ke kamera sehingga data lebih bervariasi.
- c. Penelitian ini dapat dikembangkan lagi dengan melakukan penambahan data training yang lebih banyak dengan posisi wajah tidak hanya menghadap ke kamera sehingga data lebih bervariasi.
- d. Penelitian ini dapat dikembangkan ke dalam sebuah aplikasi yang siap pakai, seperti diterapkan pada CCTV.

6. DAFTAR PUSTAKA

- Abror, A. H., & Tjandrasa, H. (2015). Perbaikan Orientasi Citra Berdasarkan Keberadaan Manusia Menggunakan Fitur Gradien dan Haar-Like. *JUTI: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 107 – 115.
- Asmara, R. A., Andjani, B. S., Rosiani, U. D., & Choirina, P. (2018). Klasifikasi Jenis Kelamin Pada Citra Wajah Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Informatika Polinema* e-ISSN: 2407-070X p-ISSN: 2614-6371, 212-217.
- Choirina, P., & Asmara, R. A. (2016). Deteksi Jenis Kelamin Berdasarkan Citra Wajah Jarak Jauh Dengan Metode Haar Cascade Classifier. *Jurnal Informatika Polinema* ISSN: 2407-070X, 164-169.
- Dewi, S. (2019). Tindakan Sosial Dan Pemilihan Model Jilbab Di Kelurahan Simpang Belutu Kecamatan Kandis. *JOM FISIP Vol. 6: Edisi I Januari – Juni 2019*, 1-14.
- Dewi, Syarifah Rosita. (2018). Deep Learning Object Detection pada Video menggunakan Tensorflow dan Convolutional Neural Network. Yogyakarta.
- Limantoro, S. E., Kristian, Y., & Purwanto, D. D. (2018). Pemanfaatan Deep Learning pada Video Dash Cam untuk Deteksi Pengendara Sepeda Motor. *JNTETI*, 7.
- Nurhikmat, T. (2018). Implementasi Deep Learning Untuk Image Classification Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Pada Citra Wayang Golek. Yogyakarta.
- Putra, I. W. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Caltech 101. Surabaya.
- RD., K., Pambudi, W. S., & Tompunu, A. N. (2012). Aplikasi Sensor Vision untuk Deteksi MultiFace dan Menghitung Jumlah Orang. *Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2012 (Semantik 2012)* ISBN 979 - 26 - 0255 - 0, 8.
- Sanjaya, K. O., Indrawan, G., & Aryanto, K. Y. (2017). Pendeteksian Objek Rokok Pada Video Berbasis Pengolahan Citra Dengan Menggunakan Metode Haar Cascade Classifier. *Journal of Natural Science and Engineering*. Vol.1 (3) pp. , 8.
- Santoso, A., & Ariyanto, G. (2016). Implementasi Deep Learning Berbasis Keras Untuk Pengenalan Wajah. *Jurnal Emitor* Vol.18 No. 01 ISSN 1411-8890 .
- Sianturi, J., Rahmat, R. F., & Nababan, E. B. (2018). Sistem Pendeteksian Manusia untuk Keamanan Ruang menggunakan Viola – Jones. *JITE*, Vol. 1 (2) Januari (2018), 12.
- Syarif, M., & Wijanarto. (2015). Deteksi Kedipan Mata Dengan Haar Cascade. *Techno.COM*, Vol. 14, No. 4, November 2015: 242-249, 8.

PENGENALAN JENIS KELAMIN MAHASISWA UNIVERSITAS NURUL JADID (UNUJA) PADA VIDEO BERDASARKAN BUSANA MENGGUNAKAN METODE HAAR CASCADE DAN DEEP LEARNING

ORIGINALITY REPORT

14%

SIMILARITY INDEX

9%

INTERNET SOURCES

6%

PUBLICATIONS

3%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	Royani Darma Nurfitra, Gunawan Ariyanto. "Implementasi Deep Learning berbasis Tensorflow untuk Pengenalan Sidik Jari", Emitter: Jurnal Teknik Elektro, 2018 Publication	3%
2	eprints2.undip.ac.id Internet Source	1%
3	e-journal.uajy.ac.id Internet Source	<1%
4	Submitted to Surabaya University Student Paper	<1%
5	Submitted to Universitas Merdeka Malang Student Paper	<1%
6	jurnal.itats.ac.id Internet Source	<1%
7	jtiik.ub.ac.id Internet Source	<1%

8	Submitted to Clayton College & State University Student Paper	<1 %
9	alanpamungkasbudi.blogspot.com Internet Source	<1 %
10	pdfcoffee.com Internet Source	<1 %
11	ppjp.ulm.ac.id Internet Source	<1 %
12	sisfotenika.stmikpontianak.ac.id Internet Source	<1 %
13	Nerfita Nikentari, Martaleli Bettiza, Helen Sastypratiwi. "Prediksi Kecepatan Angin Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy (ANFIS) dan Radial Basis Function Neural Network (RBFNN)", Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN), 2018 Publication	<1 %
14	Oddy Virgantara Putra, Aziz Musthafa, Muhammad Nur, Muhamad Rido. "Classification of Calligraphy Writing Types Using Convolutional Neural Network Method (CNN)", Procedia of Engineering and Life Science, 2021 Publication	<1 %
15	Submitted to Universitas Pertamina Student Paper	<1 %

16	doaj.org Internet Source	<1 %
17	erepo.unud.ac.id Internet Source	<1 %
18	sayuti-citra.blogspot.com Internet Source	<1 %
19	journals.upi-yai.ac.id Internet Source	<1 %
20	jtika.if.unram.ac.id Internet Source	<1 %
21	spmi.lldikti4.or.id Internet Source	<1 %
22	vdocuments.site Internet Source	<1 %
23	William Sugiarto, Yosi Kristian, Eka Rahayu Setyaningsih. "Estimasi Arah Tatapan Mata Menggunakan Ensemble Convolutional Neural Network", Teknika, 2018 Publication	<1 %
24	ejournal.unikama.ac.id Internet Source	<1 %
25	fmipa.unmul.ac.id Internet Source	<1 %
26	ijeei.org Internet Source	<1 %

27	jurnal.umt.ac.id Internet Source	<1 %
28	njca.co.id Internet Source	<1 %
29	ptkguruku.blogspot.com Internet Source	<1 %
30	repository.unej.ac.id Internet Source	<1 %
31	Alwi Fran Fahlifi, Heriansyah, Afit Miranto. "Sistem Pendeteksi Penggunaan Masker dengan Metode Convolutional Neural Network pada SPOTKASTER", ELECTRON : Jurnal Ilmiah Teknik Elektro, 2021 Publication	<1 %
32	Ryo Kusnadi, Yusuf Yusuf, Andriantony Andriantony, Richard Ardian Yaputra, Melna Caintan. "ANALISIS SENTIMEN TERHADAP GAME GENSIN IMPACT MENGGUNAKAN BERT", Rabbit : Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab, 2021 Publication	<1 %
33	elibrary.bsi.ac.id Internet Source	<1 %
34	nu.or.id Internet Source	<1 %

35	repository.unmuha.ac.id:8080 Internet Source	<1 %
36	www.jatikom.com Internet Source	<1 %
37	www.slideshare.net Internet Source	<1 %
38	citee.ft.ugm.ac.id Internet Source	<1 %
39	eprints.walisongo.ac.id Internet Source	<1 %
40	ml.scribd.com Internet Source	<1 %
41	socj.telkomuniversity.ac.id Internet Source	<1 %
42	www.padamu.net Internet Source	<1 %

Exclude quotes Off

Exclude matches Off

Exclude bibliography On