



## IMPLEMENTASI ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK IDENTIFIKASI JENIS KELAMIN DAN RAS

Notasonda Soni Putra<sup>1)</sup>, Benedika Ferdian Hutabarat<sup>1)</sup>, Ulfa Khaira<sup>1)\*</sup>

<sup>1</sup>Universitas Jambi, Jambi, Indonesia

Email: [ulfa.ilkom@gmail.com](mailto:ulfa.ilkom@gmail.com)

### Abstrak

Citra pada wajah manusia memiliki banyak informasi yang bisa didapatkan, diantaranya yaitu informasi mengenai jenis kelamin, usia, ras, dan juga ekspresi. Untuk mendapatkan informasi tersebut maka diperlukan proses identifikasi citra pada wajah manusia dengan menggunakan teknologi *deep learning*. Salah satu algoritma yang terdapat dalam teknologi *deep learning* adalah algoritma *Convolutional Neural Network*. Pada penelitian ini *dataset* yang digunakan terdiri dari UTKFace *dataset*, CelebA *dataset*, Racial Faces in-the-Wild (RFW) *dataset*, Fairface *dataset*, dan Chicago Face (CFD) *dataset*. Pengujian dilakukan dengan jumlah data citra pada data jenis kelamin sebanyak 36.000 citra dan 27.000 citra untuk data ras dengan menggunakan dua skenario, yaitu dengan menggunakan *batch\_size* sebesar 15 dan 30, serta dengan menggunakan jumlah *epoch* sebanyak 10 dan 50. Dari hasil pengujian didapatkan nilai akurasi rata-rata tertinggi untuk ras berada di *batch* 30 dan *epoch* 50 dengan nilai akurasi rata-rata sebesar 82% dan berdasarkan hasil pengujian dengan data jenis kelamin didapatkan nilai akurasi tertinggi berada di *batch* 15 dengan *epoch* 50 sebesar 94%.

**Kata kunci:** convolutional neural network; jenis kelamin; ras.

## IMPLEMENTATION OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ALGORITHM FOR GENDER AND RACE IDENTIFICATION

### Abstract

*Images on human faces have a lot of information that can be obtained, including information about gender, age, race, and expression. To get this information, it is necessary to classify images on human faces using deep learning technology. One of the algorithms contained in deep learning technology is the Convolutional Neural Network algorithm. In this research, the datasets used consist of UTKFace dataset, CelebA dataset, Racial Faces in-the-Wild (RFW) dataset, Fairface dataset, and Chicago Face (CFD) dataset. Tests were carried out with a total of 36,000 images for gender data and 27,000 images for race data using two scenarios, namely by using batch\_size of 15 and 30, and by using the number of epochs of 10 and 50. From the test results, the highest average accuracy value for race was in batch 30 and epoch 50 with an average accuracy value of 82% and based on the test results with gender data, the highest accuracy value was obtained in batch 15 with epoch 50 of 94%.*

**Keywords:** convolutional neural network; gender; race.

Submitted: 3 Februari 2023      Reviewed: 14 Februari 2023      Accepted: 16 Februari 2023      Published: 21 Februari 2023

## **PENDAHULUAN**

Citra pada wajah manusia memiliki banyak informasi yang bisa didapatkan seperti informasi berupa jenis kelamin, usia, ras, dan ekspresi. Untuk bisa mendapatkan informasi-informasi tersebut, diperlukan proses identifikasi terlebih dahulu pada citra wajah manusia. Setelah dilakukan proses identifikasi citra gambar wajah tersebut, nantinya akan didapatkan hasil berupa informasi, di antaranya yaitu jenis kelamin, usia, ras, dan juga ekspresi. Dalam beberapa tahun terakhir ini, pengenalan jenis kelamin dan objek lainnya mulai banyak dikembangkan dan diciptakan untuk digunakan sebagai bagian dari sistem keamanan, pengenalan jenis kelamin, dan pengenalan sebuah objek. Aplikasi-aplikasi tersebut dapat ditemukan di beberapa perusahaan, organisasi, dan di tempat fasilitas umum (Omer et al. 2019).

Demi melakukan proses klasifikasi objek berdasarkan citra gambar, dapat menggunakan teknologi *deep learning*. Teknologi *deep learning* ini sendiri sering digunakan untuk melakukan klasifikasi suatu gambar, dikarenakan hasil akurasi dan performa yang dihasilkan cukup tinggi. Salah satu algoritma yang ada pada deep learning untuk melakukan klasifikasi objek adalah algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) (Shaily & Kala, 2020). Di dalam proses pendekripsi dengan menggunakan algoritma CNN, nantinya objek akan melewati dua tahapan, diantaranya yaitu pada tahapan *feature learning* dan *classification* (Mahjabin, Alam, & Talukder, 2019). Berdasarkan penelitian sebelumnya, dengan menggunakan algoritma *convolutional neural network* untuk melakukan pendekripsi katarak pada citra wajah, didapatkan hasil akurasi dari penelitian tersebut sebesar 95% (Weni et al. 2021).

Hasil akurasi yang didapatkan dari penelitian sebelumnya tersebut sangat tinggi yaitu sebesar 95%, menunjukkan bahwa dengan menggunakan algoritma *convolutional neural network* sangat baik dalam hal melakukan pendekripsi sebuah objek dengan menggunakan teknik *image processing*. Selain itu terdapat juga penelitian sebelumnya dengan menggunakan algoritma *convolutional neural network* dengan judul penelitian yaitu “*Age, Gender, and Fine-Grained Ethnicity Prediction using Convolutional Neural Networks for the East Asian Face Dataset*”, pada penelitian tersebut dilakukan dua eksperimen pada data jenis kelamin dan dua eksperimen pada data ras, eksperimen pertama pada data jenis kelamin didapatkan hasil rata-rata akurasi sebesar 88,02% dan pada eksperimen kedua didapatkan hasil rata-rata akurasi sebesar 84,70%, eksperimen pertama pada data ras didapatkan hasil rata-rata akurasi sebesar 24,05% dan eksperimen yang kedua pada data ras didapatkan hasil rata-rata akurasi sebesar 33,33%. Adapun *dataset* yang digunakan pada penelitian tersebut adalah *dataset Wild East Asian Face* (WEAFD) (Srinivas et al. 2017).

Berdasarkan hasil dari referensi penelitian terdahulu tersebut dengan menggunakan algoritma dan topik yang sama dengan penelitian ini terdapat perbedaan, pada penelitian yang dilakukan oleh (Srinivas et al. 2017) yang berjudul “*Age, Gender, and Fine-Grained Ethnicity Prediction using Convolutional Neural Networks for the East Asian Face Dataset*”, yaitu *dataset* yang digunakan pada penelitian terdahulu tersebut adalah *dataset* WEAFD, sedangkan pada penelitian ini *dataset* yang akan digunakan adalah *dataset* UTKFace, *dataset* CelebA, *dataset* RFW, *dataset* CFD, dan Fairface *dataset*. Perbedaan selanjutnya dari penelitian sebelumnya adalah pada penelitian ini nantinya akan dilakukan hasil implementasi *Graphical User Interface* dengan menggunakan *flask*.

Berdasarkan penjelasan latar belakang tersebut, maka didapatkan sebuah judul pada penelitian ini yaitu “*Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network untuk Identifikasi Jenis Kelamin dan Ras pada Citra Wajah*”, yang nantinya pada penelitian ini akan mendekripsi jenis kelamin dan ras dengan menggunakan algoritma CNN dan akan diterapkan ke dalam *graphical user interface* (GUI).

## METODE

Pada penelitian ini *dataset* yang akan digunakan merupakan jenis *dataset* sekunder, diantaranya yaitu UTKFace *dataset* (Zhang, Song, & Qi 2017) yang terdiri dari *label* jenis kelamin dan 5 *label* kategori ras yaitu ras *caucasian*, ras *ethiopian*, ras *indian*, ras *latin*, dan ras *asian*. *Dataset* selanjutnya yaitu CelebA *dataset* (Liu et al. 2015) yang terdiri dari *label* data jenis kelamin, *dataset* berikutnya yaitu Fairface *dataset* (Karkkainen, Kimmo and Joo, and Jungseock 2021) terdiri dari 7 *label* kategori ras yang terdiri dari ras *caucasian*, ras *ethiopian*, ras *latino hispanic*, ras *east asian*, ras *southeast asian*, ras *indian*, dan ras *middle eastern*. *Dataset* selanjutnya yaitu RFW *dataset* (Wang et al. 2019) yang terdiri dari 4 kategori ras diantaranya yaitu ras *caucasian*, ras *ethiopian*, ras *indian*, dan ras *latin*, serta *dataset* terakhir yang akan digunakan pada penelitian ini yaitu CFD *dataset* (Ma, Correll, & Wittenbrink 2015) yang terdiri dari ras *caucasian*, ras *Ethiopian*, ras *latin*, dan ras *asian*.

Setelah dilakukan proses pengumpulan *dataset* selanjutnya nanti data citra akan dilakukan *data preprocessing* dengan tujuan yaitu agar mempersiapkan citra wajah yang akan digunakan nantinya untuk dapat memasuki pada tahapan selanjutnya yaitu pada tahapan *feature extraction* (Mohammed, Abed, & Albu-Salih 2022). Pada tahapan *data preprocessing* ini terdiri dari *data balancing* dan *data augmentation*, proses *data balancing* pada tahapan *data preprocessing* ini bertujuan untuk mengatasi data yang tidak seimbang pada setiap kelas klasifikasi, sehingga hasil dari klasifikasi tersebut nantinya tidak akan menampilkan hasil dari kelas paling dominan (Arafat et al. 2019). Setelah dilakukan proses *data balancing* tahapan selanjutnya dari proses *data balancing* adalah melakukan proses *data augmentation*. Adapun tujuan dari *data augmentation* ini adalah agar model yang akan digunakan dapat bekerja dengan maksimal, sehingga nantinya didapatkan hasil yang terbaik (Oza et al. 2022).

Setelah data yang akan digunakan telah melewati proses *data preprocessing*, selanjutnya data citra akan melewati *feature extraction*. *Feature extraction* digunakan untuk membedakan setiap warna pada *dataset*, jika pada *dataset* citra terdapat warna yang berbeda dari lainnya maka *channel* warna pada citra akan diubah menjadi RGB (*Red*, *Green*, *Blue*), sehingga *channel* warna yang terdapat di dalam *dataset* memiliki komposisi *channel* warna yang sama yaitu berada di *channel* 3 (*Red*, *Green*, *Blue*) (Mohammed & Sajjanhar, 2017).

Proses selanjutnya setelah dilakukan *feature extraction* pada data citra, maka proses berikutnya adalah melatih model CNN. Pada pelatihan model CNN terdiri dari dua tahapan diantaranya yaitu *feature learning* dan *classification*. Pada tahapan *feature learning* nantinya ukuran citra akan diperkecil dengan menggunakan *convolutional layer* dan *max pooling layer*, berikut ini merupakan rumus yang digunakan pada *convolutional layer*.

$$n_{(w,h)} = \left\lceil \frac{n_{in} + 2p - k}{s} \right\rceil + 1$$

Sumber: (Zouleykha et al. 2013)

Keterangan:

- $n_{(w,h)}$  = Hasil *input* ukuran citra
- $k$  = Ukuran *kernel* yang digunakan
- $s$  = Ukuran *stride*
- $p$  = Ukuran *padding*
- $n_{in}$  = Nilai ukuran citra *input*

Setelah didapatkan ukuran citra dari *convolutional layer*, proses selanjutnya CNN akan melakukan proses *feature learning* yaitu pada tahapan *max pooling layer*. Berikut ini merupakan rumus untuk menghitung *max pooling layer*.

$$n_{(w,h)} = \frac{(n_{(w,h)-1} - f)}{s} + 1$$

Sumber: (Jena, Mishra, and Mishra 2019)

Keterangan:

- $n_{(w,h)}$  = Hasil ukuran *height* dan *width*  
 $n_{(w,h)-1}$  = Ukuran *weight* dan *height* sebelumnya  
 $s$  = Ukuran *stride*  
 $f$  = Ukuran *kernel*

Setelah didapatkan hasil *width* dan *height* dari perhitungan *max pooling layer*, maka nantinya ukuran dari *max pooling layer* adalah  $w_n \times h_n \times d_n$  yang dimana  $w_n$  merupakan *width* ke-n,  $h_n$  merupakan *height* ke-n, dan  $d_n$  merupakan *filter* ke-n. Setelah model dilatih dengan *data training*, maka proses selanjutnya model akan dilakukan evaluasi dengan tabel *confusion matrix* untuk mengetahui hasil akurasi, *precision*, dan *recall*. Berikut ini merupakan rumus akurasi, *precision*, dan *recall*.

$$\text{Accuracy} = \left( \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \right) \times 100\%$$

Sumber: (Rahayu and Wahyudi 2017)

Keterangan:

- $TP$  = *True Positive*  
 $TN$  = *True Negative*  
 $FP$  = *False Positive*  
 $FN$  = *False Negative*

Rumus *Precision* dan *Recall* (Azhari, Situmorang, and Rosnelly 2021), sebagai berikut:

$$\text{Recall} = \left( \frac{TP}{TP + FN} \right) \times 100\%$$

Keterangan:

- $TP$  = *True Positive*  
 $FN$  = *False Negative*

$$\text{Precision} = \left( \frac{TP}{TP + FP} \right) \times 100\%$$

Keterangan:

- $TP$  = *True Positive*  
 $FP$  = *False Positive*

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi yang dihasilkan dengan menggunakan algoritma *convolutional neural network*, untuk melakukan identifikasi jenis kelamin dan ras dengan menggunakan UTKFace *dataset*, CelebA *dataset*, RFW *dataset*, Fairface *dataset*, dan CFD *dataset*. Setelah dilakukan proses *data balancing* pada tahapan *data preprocessing* didapatkan jumlah *data training* dan *data testing* untuk data jenis kelamin sebagai berikut.

Tabel 1. Jumlah *Data Training* dan *Data Testing* Data Jenis Kelamin

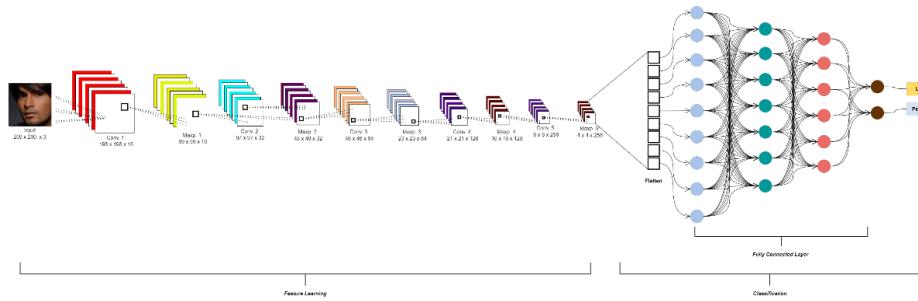
<i>Data Training</i>	
Nama Kelas	Jumlah Data
Laki – laki	12.800 Data
Perempuan	12.800 Data
<i>Data Testing</i>	
Nama Kelas	Jumlah Data
Laki – laki	3.200 Data
Perempuan	3.200 Data

Setelah dilakukan proses *data balancing* terhadap data jenis kelamin, berikut ini juga merupakan hasil dari proses *data balancing* dari data ras.

Tabel 2. Jumlah *Data Training* dan *Data Testing* Data Ras

<i>Data Training</i>	
<b>Nama Kelas</b>	<b>Jumlah Data</b>
Asian	4.320 Data
Caucasian	4.320 Data
Ethiopian	4.320 Data
Indian	4.320 Data
Latin	4.320 Data
<i>Data Testing</i>	
<b>Nama Kelas</b>	<b>Jumlah Data</b>
Asian	1.080 Data
Caucasian	1.080 Data
Ethiopian	1.080 Data
Indian	1.080 Data
Latin	1.080 Data

Dari hasil pembagian *data balancing* dan *data testing* tersebut selanjutnya untuk *data training* akan digunakan untuk melatih model CNN dalam mengidentifikasi jenis kelamin dan ras, berdasarkan citra dan *label* yang ada pada data, sehingga didapatkan hasil model dari CNN adalah sebagai berikut.



Gambar 1. Model CNN dari Data Jenis Kelamin



Gambar 2. Model CNN dari Data Ras

Berdasarkan model CNN tersebut nantinya citra yang berada di data *training* akan diolah di dalam *feature learning* terlebih dahulu yang bertujuan agar model CNN dapat mempelajari citra *input*, setelah dilakukan proses *feature learning*. Maka selanjutnya citra akan dikoneksikan ke dalam sebuah *filter* baru pada bagian *classification* yaitu pada tahapan *fully connected layer*, sehingga dari tahapan tersebut nantinya akan dihasilkan sebuah *output layer* yaitu hasil klasifikasi data jenis kelamin dan juga data ras

Dari hasil tersebut proses selanjutnya adalah melakukan evaluasi model dengan menggunakan *data testing* dengan menggunakan tabel *confusion matrix*, berikut ini merupakan hasil klasifikasi dari data jenis kelamin dan data ras dengan menggunakan tabel *confusion matrix*.

Tabel 3. *Confusion Matrix* Data Jenis Kelamin

		<i>Actual Values</i>	
		Laki – laki	Perempuan
<i>Predicted Values</i>	Laki – laki	3.009	191
	Perempuan	205	2.995

Berdasarkan hasil *confusion matrix* pada data jenis kelamin, didapatkan hasil total data yang berhasil diklasifikasikan citra jenis kelamin laki-laki sebanyak 3.009 citra dan pada data jenis kelamin perempuan sebesar 2.995 dari total keseluruhan *data testing* laki – laki yaitu sebanyak 3.200 data citra. Sehingga berdasarkan tabel *confusion matrix* pada data jenis kelamin didapatkan hasil *precision*, *recall*, dan juga akurasi, yaitu sebagai berikut.

Tabel 4. Hasil Perhitungan *Confusion Matrix* pada Data Jenis Kelamin

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<b>Akurasi</b>
Laki – laki	94%	94%	94%
Perempuan	94%	94%	94%
Rata – rata Akurasi	94%	94%	94%

Dari hasil perhitungan *confusion matrix* diketahui bahwa ketepatan model (*precision*) untuk melakukan identifikasi citra jenis kelamin laki – laki sebesar 94% dan pada citra jenis kelamin perempuan sebesar 94% dengan rata – rata akurasi dari ketepatan model yaitu 94%. Selanjutnya diketahui juga ketika model tersebut dipanggil kembali (*recall*) untuk melakukan proses identifikasi citra jenis kelamin laki – laki sebesar 94% dan citra jenis kelamin perempuan sebesar 94% dengan rata – rata akurasi dari perhitungan *recall* sebesar 94%. Sehingga berdasarkan hasil perhitungan *precision* dan *recall* didapatkan hasil akurasi rata – rata untuk akurasi model terhadap citra jenis kelamin laki – laki sebesar 94% dan pada citra jenis kelamin perempuan sebesar 94% dengan rata – rata akurasi model pada data jenis kelamin sebesar 94%.

Selanjutnya berdasarkan hasil pelatihan model CNN terhadap *data training* didapatkan juga hasil *confusion matrix* pada data ras, berikut ini merupakan hasil dari *confusion matrix* dari data ras berdasarkan model evaluasi CNN pada *data testing* ras.

Tabel 5. *Confusion Matrix* Data Ras

		<i>Actual Values</i>				
		Asian	Caucasian	Ethiopian	Indian	Latin
<i>Predicted Values</i>	Asian	970	31	22	49	8
	Caucasian	67	847	40	101	25
	Ethiopian	36	22	928	83	11
	Indian	51	37	74	900	18
	Latin	56	47	53	132	792

Berdasarkan hasil *confusion matrix* pada data ras, diketahui bahwa model CNN dapat mengidentifikasi citra tersebut merupakan ras *asian* sebanyak 970 dari total citra pada *data testing* sebanyak 1.080 data citra, selain itu diketahui juga total data yang berhasil diklasifikasikan benar pada ras *caucasian* sebanyak 847 data citra dari 1.080 total data citra pada *data testing*, selanjutnya pada ras *ethiopian* didapatkan model berhasil mengklasifikasikan benar pada ras *ethiopian* sebanyak 928 data citra dari 1.080 total data citra pada *data testing*, dan pada ras *Indian* diketahui sebanyak 900 data citra berhasil diklasifikasikan benar dari total data citra sebanyak 1.080 data citra, serta pada data ras *latin* diketahui model berhasil mengklasifikasikan benar sebanyak 792 data citra dari total data citra ras *latin* sebanyak 1.080 data citra.

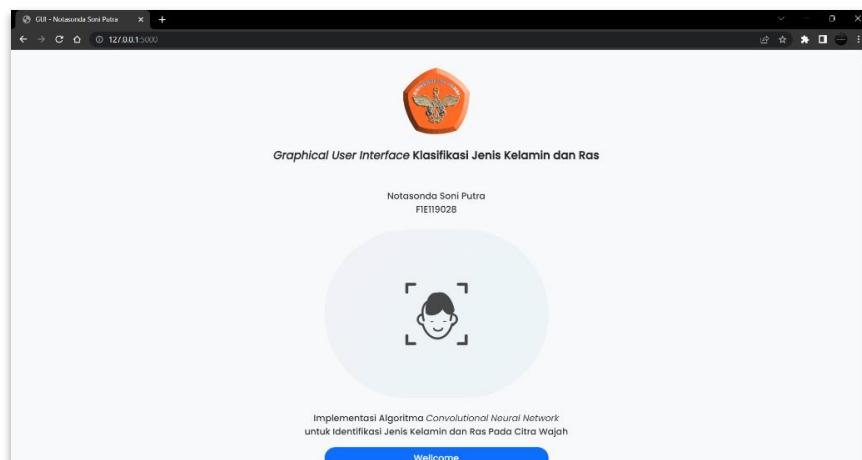
Berdasarkan hasil *confusion matrix*, didapatkan hasil nilai *precision* dan *recall* dari data ras. Berikut ini merupakan nilai *precision*, *recall*, dan akurasi berdasarkan tabel *confusion matrix* data ras.

Tabel 6. Hasil Perhitungan *Confusion Matrix* pada Data Ras

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	Akurasi
Asian	82%	90%	86%
Caucasian	86%	78%	82%
Ethiopian	83%	86%	84%
Indian	71%	83%	77%
Latin	93%	73%	82%
Rata – rata Akurasi	83%	82%	82%

Dari hasil *confusion matrix* diketahui bahwa model berhasil melakukan identifikasi citra ras *asian* sebesar 82%, ras *caucasian* sebesar 86% ras *ethiopian* 83%, ras *indian* sebesar 71%, dan ras *latin* sebesar 93% sehingga dari hasil tersebut diketahui rata – rata akurasi *precision* pada model ras sebesar 83%. Selanjutnya diketahui juga tingkat akurasi model ketika model tersebut digunakan kembali untuk melakukan identifikasi citra ras, diantaranya sebagai berikut akurasi model untuk mengidentifikasi citra ras *asian* sebesar 90%, ras *caucasian* sebesar 78%, ras *ethiopian* sebesar 86%, ras *indian* sebesar 83%, dan ras *latin* sebesar 73% dengan rata – rata akurasi yang didapatkan dari nilai *recall* sebesar 82%. Berdasarkan hasil pengujian dengan menggunakan *confusion matrix* diketahui juga hasil akurasi dari setiap kategori ras sebagai, diantaranya yaitu ras *asian* memiliki akurasi sebesar 86%, ras *caucasian* sebesar 82%, ras *ethiopian* sebesar 84%, ras *indian* sebesar 77%, dan ras *latin* sebesar 82% dengan rata – rata akurasi yang didapatkan sebesar 82%.

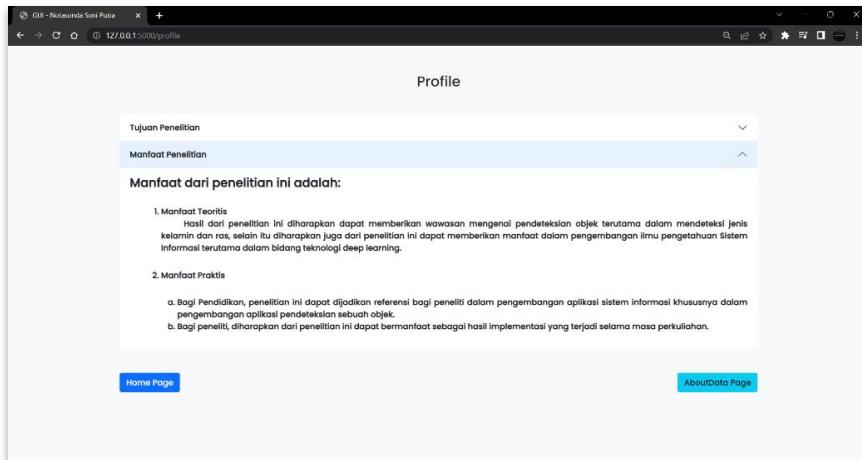
Setelah dilakukan pengujian model CNN dengan menggunakan *data testing* proses selanjutnya adalah melakukan implementasi model CNN ke dalam *Graphical User Interface* (GUI) dengan menggunakan *flask*, berikut ini merupakan hasil dari implementasi GUI dengan menggunakan *flask* dan juga model CNN.



Gambar 3. Implementasi GUI Section Home

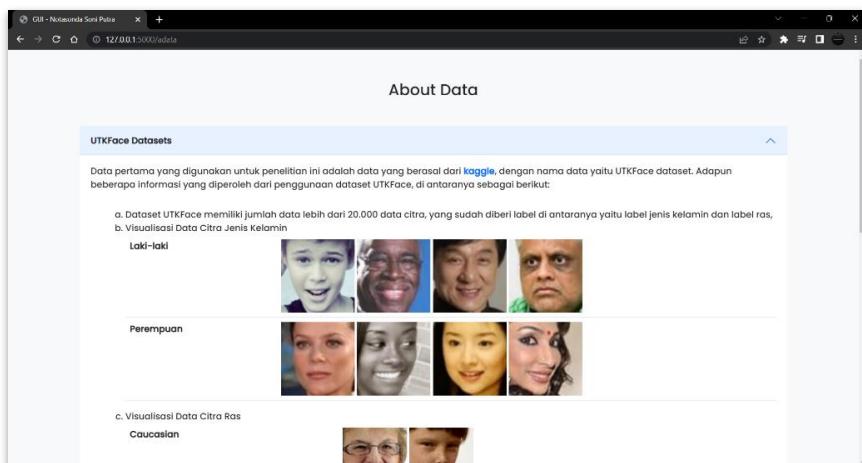
**DECODE: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi, 3 (1) (2023): 82-93**  
Implementasi Algoritma *Convolutional Neural Network* Untuk Identifikasi Jenis Kelamin Dan Ras

Pada halaman *section home* terdiri dari logo Universitas Jambi, Judul Halaman Website, Nama dan NIM mahasiswa, Animasi *Recognition*, Judul Tugas Akhir, dan *Button Welcome*. Selanjutnya terdapat juga GUI dari halaman *section profile*, berikut ini merupakan hasil implementasi GUI pada halaman *section profile*.



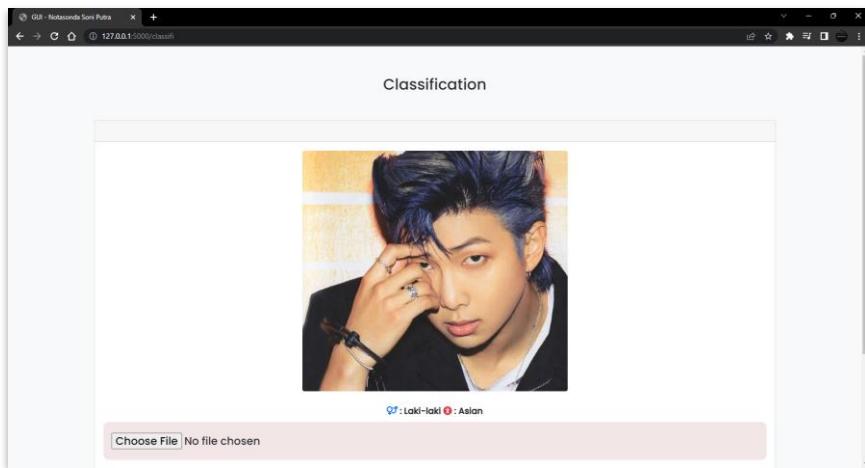
Gambar 4. Implementasi GUI *Section Profile*

Pada halaman *section profile* terdapat judul halaman yaitu *profile*, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan juga *button* untuk kembali ke halaman *home* dan *button* untuk pergi ke halaman selanjutnya yaitu *AboutData Page*. Berikut ini merupakan hasil implementasi untuk halaman *about data page*.



Gambar 5. Implementasi GUI *Section About Data*

Pada halaman *about data* akan menjelaskan mengenai *dataset* yang digunakan pada penelitian ini, diantaranya UTKFace *dataset*, CelebA *dataset*, RFW *dataset*, Fairface *dataset*, dan CFD *dataset*. Selain itu terdapat juga *button* untuk mengarahkan kembali ke halaman sebelumnya yaitu *profile* dan terdapat juga *button* untuk mengarahkan ke halaman selanjutnya yaitu *classification*. Berikut ini merupakan hasil implementasi dari halaman *classification*.



Gambar 6. Implementasi GUI Section Classification

Gambar 6 merupakan halaman inti dari proses implementasi GUI dengan menggunakan *flask*, pada halaman ini terdapat *button choose file* untuk memasukan data citra ke dalam sistem, selanjutnya *button* prediksi akan melakukan proses klasifikasi berdasarkan model CNN yang telah dilatih sebelumnya. Sehingga hasil dari proses klasifikasi tersebut nantinya akan ditampilkan berupa keterangan jenis kelamin dan ras.

## KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian dengan membuat sebuah model CNN untuk melakukan identifikasi citra jenis kelamin dan ras, didapatkan hasil akurasi rata – rata untuk data jenis kelamin sebesar 94% dan untuk data ras sebesar 82%. Adapun *dataset* yang digunakan untuk proses *training* model CNN yaitu RFW *dataset*, UTKFace *dataset*, Fairface *dataset*, dan CFD *dataset*. Sedangkan *dataset* yang digunakan untuk proses *training* model CNN jenis kelamin yaitu UTKFace *dataset* dan CelebA *dataset*.

Berdasarkan kesimpulan dari hasil penelitian diatas yang dilakukan oleh peneliti, terdapat beberapa saran diantaranya yaitu, kedepannya untuk mendapatkan hasil akurasi yang bagus untuk citra ras, dapat dilakukan penambahan jumlah data ras sebanyak lebih dari 3.000 data citra ras dan menambahkan data citra jenis kelamin dan ras dengan resolusi citra sebesar 1080 x 1080 piksel. Selain itu kedepannya juga hasil dari implementasi GUI ini bisa dikembangkan lagi menjadi aplikasi yang bisa mengidentifikasi secara *real-time* dengan menggunakan kamera, agar nantinya hasil dari identifikasi jenis kelamin dan ras lebih cepat dibandingkan harus melakukan *upload* gambar ke dalam sistem.

## DAFTAR PUSTAKA

- Arafat, M. Y., Hoque, S., Xu, S., & Farid, D. M. (2019). Advanced data balancing method with svm decision boundary and bagging. *Asia-Pacific Conference on Computer Science and Data Engineering (CSDE)*, 1-7.
- Azhari, M., Situmorang, Z., & Rosnelly, R. (2021). Perbandingan Akurasi, Recall, dan Presisi Klasifikasi pada Algoritma C4.5, Random Forest, SVM dan Naive Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(2), 640-651. <http://dx.doi.org/10.30865/mib.v5i2.2937>

- Jena, M., Mishra, S. P., & Mishra, D. (2019). Empirical Analysis of Activation Functions and Pooling Layers in CNN For Classification of Diabetic Retinopathy. *International Conference on Applied Machine Learning (ICAML)*, 34-39.
- Karkkainen, K., & Joo, J. (2021). Fairface: Face attribute dataset for balanced race, gender, and age for bias measurement and mitigation. *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision*, 1548-1558.
- Liu, Z., Luo, P., Wang, X., & Tang, X. (2015). Deep Learning Face Attributes in The Wild. *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, 3730-3738.
- Ma, D. S., Correll, J., & Wittenbrink, B. (2015). The Chicago Face Database: A Free Stimulus Set of Faces and Norming Data. *Behavior Research Methods* 47(4):1122–1135. 10.3758/s13428-014-0532-5.
- Mahjabin, S., Alam, M. M., & Talukder, K. H. (2019). Age Estimation from Facial Image Using Convolutional Neural Network (CNN). *International Conference on Computer, Communication, Chemical, Materials and Electronic Engineering (IC4ME2)*, 1-4.
- Mohammed, A. A., & Sajjanhar, A. (2017). Investigation of Gender and Race Classification for Different Color Models. *International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*, 1-8.
- Mohammed, N. A., Abed, M. H., & Albu-Salih, A. T. (2022). Convolutional Neural Network for Color Images Classification. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 11(3), 1343-1349. <https://doi.org/10.11591/eei.v11i3.3730>
- Omer, H. K., Jalab, H. A., Hasan, A. M., & Tawfiq, N. E. (2019). Combination of Local Binary Pattern and Face Geometric Features for Gender Classification from Face Images. *9th IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE)*, 158-161.
- Oza, P., Sharma, P., Patel, S., Adedoyin, F., & Bruno, A. (2022). Image Augmentation Techniques for Mammogram Analysis. *Journal of Imaging*, 8(5), 141. <https://doi.org/10.3390/jimaging8050141>
- Rahayu, W., & Wahyudi, E. (2017). Classical Test Theory of Inappropriate Index Scoreâ€™S Accuracy Comparison Using Confusion Matrix Accuracy Proportion in Educational Measurement. *IJER-INDONESIAN JOURNAL OF EDUCATIONAL REVIEW*, 4(1), 84-92. <https://doi.org/10.21009/IJER.04.01.08>
- Shaily, T., & Kala, S. (2020). Bacterial image classification using convolutional neural networks. *17th India Council International Conference (INDICON)*, 1-6.
- Srinivas, N., Atwal, H., Rose, D. C., Mahalingam, G., Ricanek, K., & Bolme, D. S. (2017). Age, Gender, And Fine-Grained Ethnicity Prediction Using Convolutional Neural Networks for The East Asian Face Dataset. *12th International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2017)*, 953-960.
- Wang, M., Deng, W., Hu, J., Tao, X., & Huang, Y. (2019). Racial Faces in The Wild: Reducing Racial Bias by Information Maximization Adaptation Network. *Proceedings of the ieee/cvf international conference on computer vision*, 692-702.
- Weni, I., Utomo, P. E. P., Hutabarat, B. F., & Alfalah, M. (2021). Detection of Cataract Based on Image Features Using Convolutional Neural Networks. *Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems*, 15(1), 75-86.

Zhang, Z., Song, Y., & Qi, H. (2017). Age progression/regression by conditional adversarial autoencoder. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 5810-5818.

Zouleykha, K., Sabrina, B., Fayçal, A., & Abdelali, B. (2018). Traffic Sign Recognition and Classification Using Convolutional Neural Networks. *International Journal of Computer Science Trends and Technology (IJCST)*, 6(2), 132-147.

**How to cite:**

Putra, N. S., Hutabarat, B. F., & Khaira, U. (2023). Implementasi Algoritma *Convolutional Neural Network* Untuk Identifikasi Jenis Kelamin Dan Ras. *DECODE: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 3(1), 82-93. DOI: <http://dx.doi.org/10.51454/decode.v3i1.123>