

KLASIFIKASI RECOGNISI WAJAH DENGAN METODE HAAR CASCADE DAN JARINGAN SARAF KONVOLUSIONAL

Irwan Jani Tarigan¹, Indra Sidabutar², Pandi Barita Nauli Simangunsong³

^{1 & 2}STMIK Methodist Binjai Jl. Jendral Gatot Subroto No 136 Binjai Barat, Binjai-Telp 061-88742021

³Politeknik LP3I Jl. Platina Raya No 8 ABC Medan-Marelan, Telp 061-4156479

e-mail : ¹irwanjntarigan@gmail.com ²indra3753@gmail.com ³Simangunsong.pandi@gmail.com

Abstrak

Wajah merupakan identitas yang sangat penting perannya dan unik saat ini dalam kehidupan manusia, sehingga kajian dan penelitian tentang wajah menjadi topik yang menarik dengan menghadirkan berbagai metode. Menangkap atau mengambil gambar melalui perangkat teknologi seperti kamera adalah proses pengolahan yang terjadi pada foto digital. Dalam tulisan ini, klasifikasi menggunakan dua metode: Pertama, metode pengklasifikasi haar-cascade digunakan untuk deteksi wajah dari foto digital dengan tingkat akurasi sebesar 90%, untuk presisi sebesar 96% dan recall sebesar 93%. Kedua, metode jaringan saraf konvolusional (convolutional neural network) digunakan untuk melatih dan memvalidasi dataset dari hasil ekstraksi wajah sebanyak 500 epoch, tingkat akurasi yang diperoleh sebesar 0,66%.

Kata kunci : *foto digital, klasifikasi, haar cascade classifier, jaringan saraf konvolusional*

Abstract

Face is an identity that has a very important and unique role in human life, so that studies and research on the face become an interesting topic by presenting various methods. Capturing or taking pictures through technological devices such as cameras is a processing process that occurs in digital photos. In this paper, the classification uses two methods: First, the haar-cascade classifier method is used for face detection from digital photos with an accuracy rate of 90%, for precision of 96% and recall of 93%. Second, the convolutional neural network method was used to train and validate the dataset from the 500 epoch face extraction, with an accuracy rate of 0.66%.

Kata kunci : *digital photo, Classification, haar cascade classifier, convolutional neural network*

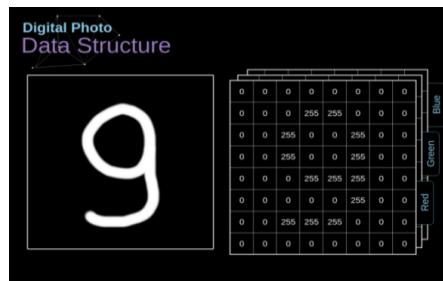
1. Pendahuluan

Persepsi pengenalan identitas wajah seseorang sangat penting dalam kehidupan manusia sehari-hari, seperti: identifikasi oleh paspor atau kartu identitas. Kemampuan yang terlibat dalam tugas pengenalan identitas wajah setidaknya dapat dibagi menjadi tiga kategori, antara lain: a). Kemampuan untuk memahami identitas dalam wajah yang tidak dikenal, b). Kemampuan untuk mempelajari wajah baru, dan c). Kemampuan untuk mengenali wajah-wajah yang dikenali[1].

Sistem pengenalan wajah mengidentifikasi wajah dengan mencocokkannya dengan database wajah. Kemajuan besar dalam beberapa tahun terakhir terhadap perbaikan dalam fitur pembelajaran, desain, dan model untuk mesin dapat belajar mengenali pola - pola khususnya wajah [2]. Termasuk teknologi biometrik untuk memetakan fitur wajah dari foto atau video, membandingkan informasi dengan database wajah untuk menemukan kecocokan. Pengenalan wajah digabungkan dengan biometrik yang diambil dari dokumen untuk membantu memverifikasi identitas pribadi[3].

Seiring dengan perkembangan dalam sistem identifikasi seperti : tanda tangan, sidik jari dan suara, wajah merupakan identitas unik yang dapat dijadikan bentuk paling dasar. Dengan teknologi terkini yang mampu menangkap, menganalisis dan membandingkan data. Perhatian berikutnya beralih ke alternatif biometrik dan potensi pengenalan wajah [4].

Foto digital adalah proses pengambilan gambar dengan perangkat teknologi seperti kamera, P. Skalski [5] sebenarnya adalah matriks dengan jumlah yang sangat besar, masing-masing angka mewakili kecerahan satu piksel. Pada model RGB, warna dikelompokkan menjadi tiga matriks yaitu merah, hijau dan biru atau lebih dikenal (RGB), masing-masing matriks ini menerima nilai dari 0 sampai 255. Kita dapat melihat struktur foto digital pada Gambar 1.



Gambar. 1 Struktur pewarnaan pada foto digital[5]

2. METODE PENELITIAN

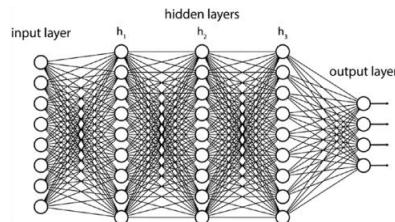
2.1. Pembelajaran Mendalam (*Deep Learning*)

Pada tahun 2018, L. Landry SOP DEFFO et al [6] Mengusulkan sistem jaringan saraf *convolutional* untuk pengenalan wajah dengan beberapa kontribusi, pertama mengusulkan modul *CReLU*, kedua mengusulkan model arsitektur baru berdasarkan *VGG Deep Neural Network* untuk pengembangan sistem pengenalan wajah secara *real-time*.

Khan et al [7] mengusulkan pengenalan wajah menggunakan Jaringan Saraf Konvolusi dan mengimplementasikan pada kacamata pintar, kerangka kerja kacamata pintar yang dapat mengenali wajah, deteksi wajah adalah langkah pertama yang dilakukan dengan menerapkan fitur mirip haar, dengan tingkat akurasi sebesar 98%, tahap akhir dilakukan pengenalan wajah dengan metode CNN AlexNet dengan tingkat akurasi 98,5%.

S. Sharma et al [8] dalam makalahnya, pengenalan wajah merupakan inovasi sejak tahun 60-an dan strategi untuk meningkatkan berbagai aplikasi. Tujuan dari makalah yang disampaikan adalah untuk membahas penggunaan metode jaringan saraf konvolusional atau dikenal dengan nama CNN pada pengenalan wajah dengan citra pada berbagai kondisi.

Beysolow II [9] Kemajuan perangkat keras dan munculnya data yang besar, sehingga metode komputasi menjadi semakin populer. Meningkatnya permintaan konsumen akan produk menyebabkan perusahaan berusaha untuk lebih memanfaatkan sumber daya mereka secara lebih efisien. Menanggapi permintaan pasar, pembicaraan mengarah ke bidang pembelajaran mesin statistik, matematika, dan ilmu komputer. *Deep learning* adalah sub pembelajaran mesin yang mempelajari dan menjelaskan algoritma untuk data tingkat rendah dan tinggi yang tidak dapat dilakukan oleh algoritma pembelajaran mesin tradisional. Struktur model pembelajaran mendalam memiliki unit lapisan non-linier yang memproses data atau neuron, dan beberapa lapisan dalam model untuk memproses berbagai tingkat data.



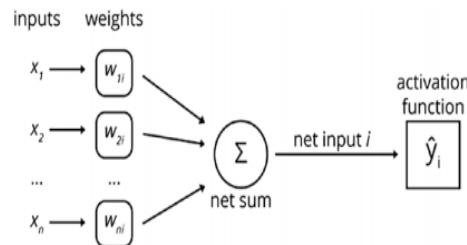
Gambar 2. Struktur Pembelajaran Mendalam (*Deep Learning*)

2.2. Model-model Pembelajaran Mendalam (*Deep Learning*)

Berikut ini model - model pembelajaran mendalam (*deep learning*), sebagai berikut :

1) Single Layer Perceptron

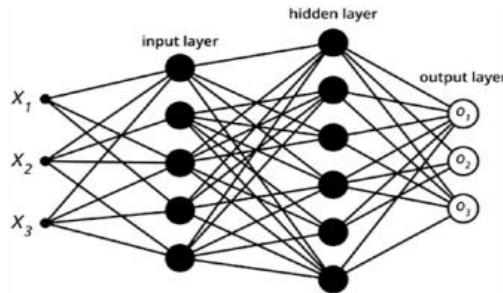
Bentuk paling sederhana dari neural network dalam deep learning, biasanya SLP digunakan dalam masalah klasifikasi dimana setiap data diberi label untuk diamati. Bentuk strukturnya dapat dilihat pada gambar dibawah ini.



Gambar 3. Struktur Model SLP

2) Multi Layer Perceptron

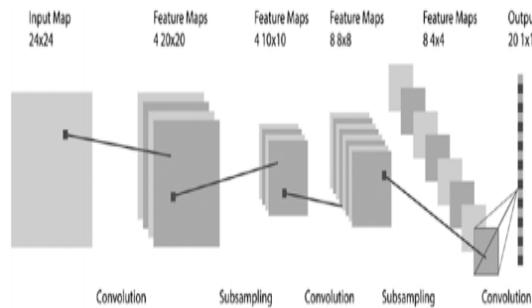
Merupakan model yang memiliki kemiripan dengan SLP, tetapi multi-layer perceptron menunjukkan lebih banyak lapisan yang saling berhubungan sehingga membentuk jaringan saraf feed-forward. Bentuk strukturnya dapat dilihat pada gambar dibawah ini



Gambar 4. Struktur model MLP

3) Jaringan Saraf Konvolusional atau *Convolutional Neural Network*

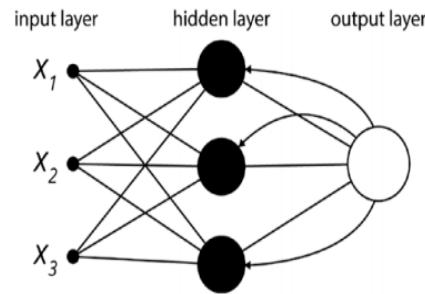
Merupakan model yang banyak digunakan untuk pengolahan citra (image processing) dan visi komputer (computer vision) Bentuk strukturnya dapat dilihat pada gambar 5 dibawah ini:



Gambar 5. Struktur Jaringan Saraf Konvolusional

4) *Recurrent Neural Networks (RNNs)*

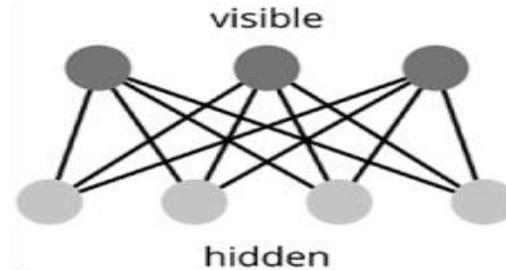
Jaringan saraf tiruan dengan koneksi yang membentuk siklus terarah, RNN secara khusus digunakan untuk pengenalan ucapan dan tulisan tangan. Strukturnya dapat dilihat pada gambar 6 dibawah ini:



Gambar 6. Struktur Model RNNs

5) Restricted Boltzmann Machines (RBMs)

merupakan tipe yang memiliki arsitektur unik, sehingga terdapat beberapa lapisan variabel acak dan tersembunyi, biasanya digunakan untuk pengenalan objek dan suara.

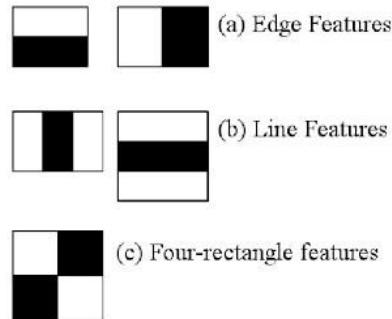


Gambar 7. Struktur Model RBMs

Antarmuka pemrograman untuk aplikasi jaringan saraf, ditulis dengan bahasa python dan dapat berjalan di platform Tensorflow, CNTK dan Theano. Mengikut sertakan pustaka pembelajaran mendalam (*deep learning*) antara lain : memungkinkan pembuatan prototype yang mudah (user friendly, modularity dan extensibility), mendukung dua metode deep learning (CNN dan RNN), dapat berjalan pada central processing unit dan graphic processing unit[10].

2.3. Haar-Cascade Classifier

Merupakan fitur - fitur yang diusulkan oleh Paul Viola dan Michael Jones. Dapat dilihat pada gambar 8 dibawah ini [13].



Gambar 8. Jenis - jenis fiturhaar

Metode ini memiliki 4 (empat) tahapan proses, sebagai berikut :

- 1) *Haar-like Features*, fitur yang disusun mirip seperti haar wavelet, memiliki bentuk persegi panjang. Dalam dua dimensi, kotak persegi panjang diilustrasikan dengan warna putih dan gelap, terdapat tiga jenis fitur : a) two-rectangle feature, b) three-rectangle feature and c) four-rectangle feature. Haar like features dapat dilihat pada formula (1)

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N X(i,j) 1_{p(i,j)\text{white}} - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N X(i,j) 1_{p(i,j)\text{black}} \dots \dots \dots \quad (1)$$

- 2) Gambar integral (*integral image*), merupakan teknik menghitung nilai fitur secara cepat dengan mengubah nilai setiap piksel ke citra yang baru. Dapat dilihat pada formula (2)

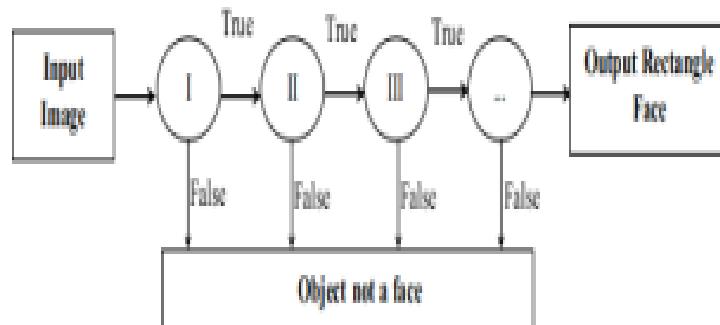
dimana $\Pi(i,j)$ adalah integral image dan $I(i,j)$ gambar asli seperti dilihat pada gambar 9 di bawah ini:

23	40	80	100	30		23	63	143	243	273
12	55	15	34	90		35	130	225	359	479
78	67	14	33	76	→	113	275	384	551	747
32	13	71	25	67		145	320	500	692	955
44	10	88	16	56		189	374	642	850	1163

Gambar 9. Proses Gambar Integral

- 3) Adaboost, Viola-jones menggunakan adaboost algorithm untuk memilih fitur tertentu dengan ambang batas untuk membuat classifier kuat dengan menggabungkan fungsi klasifikasi lemah.

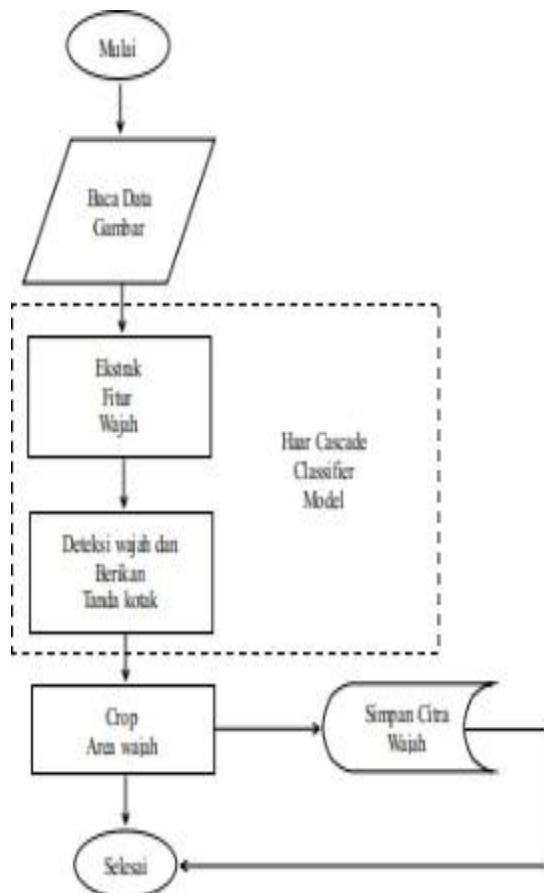
- 4) *cascade classifier*, Merupakan rangkaian pengklasifikasian lemah untuk klasifikasi wajah, tujuannya adalah untuk meningkatkan kinerja deteksi objek dan mengurangi waktu komputasi. Dapat dilihat pada Gambar 10 berikut:



Gambar 10. Proses *Cascade Classifier*

Sumber : Diolah oleh penulis

2.4. Diagram Alir (*Flowchart*)



Gambar 11. . Diagram Alir Ekstraksi dan Deteksi Wajah

Sumber : Diolah oleh penulis

Dari *flowchart* diatas, dapat dijelaskan proses yang terjadi pada proses ekstraksi dan deteksi citra wajah pada gambar, dimana citra masukan akan dilakukan ekstraksi dengan fitur - fitur haar apabila terdapat wajah sesuai citra positif maka proses selanjutnya dideteksi bahwa terdapat gambar wajah dan langkah selanjutnya adalah proses *cropping* untuk *dataset* baru.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. DATASET

Dalam makalah kami ini, dataset yang digunakan bersumber *Labeled Faces in the Wild* (LFW) dengan total data foto digital sebanyak 13.233 *frame* dari 5.749 identitas [14], hanya beberapa data foto digital yang digunakan, seperti yang terlihat pada tabel 1.

Tabel 1. Dataset

Class Label	Contain Image	Original Image Size (px)
Abdullah_Gul	19	
Adrien_Brody	12	
Alejandro_toledo	39	
Alvaro_Urib	35	
Amelie_Mauresmo	21	
Andre_Agassi	36	
Andy_Roddick	15	256 x 256
Angelina_Jolie	20	
Ann_Veneman	11	
Anna_Kournikova	12	
Ari_Fleischer	13	
Ariel_Sharon	77	
Arnold_Scharzenegger	42	
Atal_Bihari_Vaj_Payee	24	
Jumlah	376	

3.2. PROSES DETEKSI CITRA WAJAH

Setelah diperoleh dataset, maka tahapan selanjutnya dilakukan proses deteksi wajah pada gambar digital untuk mendapatkan citra baru berupa gambar - gambar wajah yang tidak lagi memiliki objek yang lain dengan menggunakan *haarcascade classifier* yang mana algoritma ini merupakan *library* yang ada pada *opencv*. Dapat dilihat pada Tabel 2 dibawah ini

Table 2. Hasil Deteksi Citra Wajah

Class Label	Images	TP	TN	FP	F N	Accuracy
Abdullah_Gul	18	17	0	1	1	0,89
Adrien_Brody	11	11	0	1	0	0,91
Alejandro_toledo	38	38	1	3	0	0,92
Alvaro_Uribe	34	33	1	3	1	0,89
Amelie_Mauresmo	20	20	0	0	0	1,00
Andre_Agassi	35	33	0	0	2	0,94
Andy_Roddick	14	6	0	0	8	0,42
Angelina_Jolie	19	18	0	0	1	0,94
Ann_Veneman	10	10	0	0	0	1,00
Anna_Kournikova	11	8	0	0	3	0,72
Ari_Fleischer	12	12	0	0	0	1,00
Ariel_Sharon	76	71	2	3	5	0,90
Arnold_Scharzenegger	41	40	0	1	1	0,95
Atal_Bihari_Vaj_Payee	23	22	1	1	1	0,92
Jumlah	362	339	5	13	23	

Dari tabel 2 diatas, dapat dilihat perhitungan tingkat akurasinya, sebagai berikut :

1. Akurasi (*accuracy*), hasil prediksi benar pada keseluruhan data yang digunakan pada deteksi wajah, pada persamaan (3) dibawah ini, maka diperoleh tingkat akurasinya sebesar 0,90.

2. Precisi, tingkat keakuratan data dengan hasil prediksi yang dilakukan oleh model pada persamaan (4) dibawah ini, maka diperoleh tingkat akurasinya sebesar 0,96.

$$= 96$$

3. Recall, keberhasilan model dalam menemukan informasi dari data gambar, pada persamaan (5) dibawah ini, maka diperoleh tingkat akurasinya sebesar 0,93.

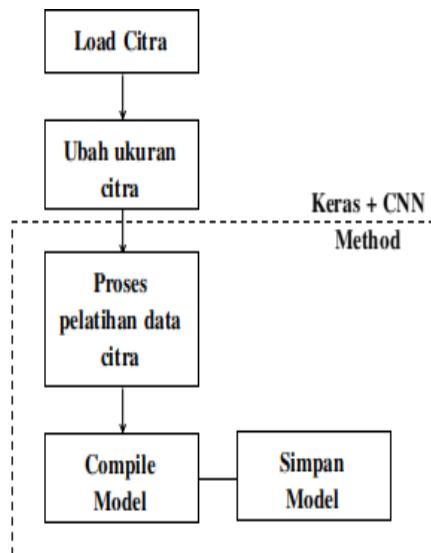
Performa metode haar setelah hasil deteksi citra wajah dapat dilihat pada tabel 3 dibawah ini.

Tabel 3. Hasil Performa Metode Haar Cascade Classifier

	Positif	Negatif
Positif	339 (TP)	23 (FN)
Negatif	13 (FP)	5 (TN)

3.3. PELATIHAN DAN KLASIFIKASI

Pada bagian ini data citra wajah hasil ekstraksi dan deteksi yang telah tersimpan dibagi menjadi dua bagian yaitu : data pelatihan dan data pengujian dengan metode *deep learning* untuk dilakukan proses klasifikasi. Proses yang terjadi dapat dilihat pada gambar diagram dibawah ini.



Gambar 13. Grafik hasil pelatihan dan pengujian dengan 500 epoch
Sumber : Diolah oleh penulis

4. KESIMPULAN

Dari hasil eksperimen penelitian kami ini dapat diambil kesimpulan, yaitu :

- 1) metode haar-cascade classifier memiliki tingkat akurasi sebesar 0,90 untuk keseluruhan data citra yang digunakan. Sedangkan pada presisi 0,96 dan recall 0,93.
- 2) data citra hasil ekstraksi selanjutnya dilakukan pelatihan dan pengujian dengan metode jaringan saraf konvolusional (*convolutional neural network*) sebanyak 500 epoch

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Individual differences in face identity processing, (online) <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6019420/>
- [2] Deep Neural Network for Human Face Recognition, (online) <http://www.mecs-press.org/ijem/ijem-v8-n1/IJEM-V8-N1-6.pdf>
- [3] Idenfy, 2019. Facial recognition, (online) <https://www.idenfy.com/facial-recognition/>
- [4] Gemalto, 2019. **FACIAL RECOGNITION**The new science of identity, (online) <https://www.gemalto.com/review/facialrecognition/index.aspx#>
- [5] P. Skalski, 2019. Gentle Dive into Math Behind Convolutional Neural Network.
- [6] L. Landry SOP DEFFO, E. TAGNE PUTE, and E. TONYE, “CNNSFR : A Convolutional Neural Network System for Face Detection and Recognition”, IJACSA (International Journal of Advanced Computer Science and Applications, vol.9, 2018.
- [7] S. Khan, M. Hammad Javed, E. Ahmed, S. A A Syah, and S. Umaid Ali, “Facial Recognition using Convolutional Neural Networks and Implementation on Smart Glasses”, IEEE Access, International Conference on Information Science and Communication Technology (ICISCT), 2019.
- [8] S. Sharma, A. Soni and V. Malviya, Face Recognition Based on Convolutional Neural Network (CNN) Applications in Image Processing : A Survey, International Conference on “Recent Advamces in Interdisciplinary Trends in Engineering & Applications”, 2018.
- [9] T. Beysolow II, 2017. Introduction to Deep Learning Using R, (online) <https://github.com/changwookjun/StudyBook/blob/master/DeepLearningBooks/Introduction%20to%20Deep%20Learning%20Using%20R.pdf>
- [10] Keras Documentation, Keras : The Python Deep Learning Library, (online) <https://keras.io/#why-this-name-keras>
- [11] OpenCV, Cascade Classifier, (online) https://docs.opencv.org/3.4/db/d28/tutorial_cascade-classifier.html
- [12] W. Berger, 2018, Deep Learning haarcascade explained, (online) <http://www.willberger.org/cascade-haar-explained/>
- [13] S. LAHOTI. (2018, Februari). *Implementing face detection using the Haar Cascades and Adaboost Algorithm*. Available : <https://hub.packtpub.com/implementing-face-detection-using-haar-cascades-adaboost-algorithm/>
- [14] Kaggle Dataset, Life Faces in the Wild, (online) : <https://www.kaggle.com/jessicali9530/lfw-dataset/data#>