Pengenalan Citra Wajah Frontal Menggunakan Hirarikal Klaster berbasis Deep Learning Inception V3

Moh Noor Al Azam^{1*}, Cahyo Darujati²

1)2)Teknik Informatika, Universitas Narotama Jl. Arief Rachman Hakim No. 51 Surabaya 60117 Jawa Timur Indonesia noor.azam@narotama.ac.id^{1*}, cahyo.darujati@narotama.ac.id²

Abstrak

Pengenalan Citra wajah merupakan salah satu topik penelitian yang paling banyak dilakukan dalam satu dekade terakhir ini, salah satu yang menarik pada penelitian ini adalah citra wajah memiliki keunikan khusus dan menjadi salah satu kunci utama dalam kaitannya dengan keamanan. Penelitian ini mencoba mengenalkan kombinasi beberapa metode untuk mendapatkan tingkat akurasi dan presisi tinggi. Data citra wajah frontal yang digunakan mengambil dari sumber data terbuka milik University of York (UoY) yang dapat diperoleh melalui situs mereka. Data berupa berkas BMP ini perlu dikonversi menjadi JPG pada tahap awal. Metode penelitian ini menggunakan inception v3 dari deep learning untuk memperoleh 2048 fitur citra wajah dari setiap berkas citra wajah frontal. Setiap fitur citra wajah yang dihasilkan kemudian dilakukan pelabelan menggunakan metode jarak dan kesamaan cosinus dan terakhir dilakukan pendeteksian citra wajah frontal tersebut dengan melakukan penggolongan melalui hierarki klaster. Dari hasil percobaan pada penelitian ini yang melibatkan 400 citra wajah dengan rincian 40 orang dan setiap orang memiliki 10 pose citra wajah frontal, maka diperoleh hasil akurasi dan presisi diatas 99%.

Kata Kunci: pengenalan citra wajah, inception, deep learning, hirarki klaster.

Abstract

Facial image recognition is the most widely conducted research in the last decade, one of the interesting things about this is that facial images have a special uniqueness and become one of the main keys in security applications. This study tries to introduce a combination of several methods to get a high level of accuracy and precision. Frontal facial image data used from open data sources belonging to the University of York (UoY) which can be obtained through their website. This data in the form of a BMP file needs to be converted to JPG at an early stage. This research method uses inception v3 from deep learning to obtain 2048 facial image features from each frontal face image file. Each feature of the resulting facial image is then labeled using the distance and cosine similarity method and finally the frontal face image is detected by classifying it through a cluster hierarchy. From the results of experiments in this study involving 400 facial images with details of 40 people and each person having 10 poses of frontal facial images, the accuracy and precision results are above 99%.

Keywords: face recognition, frontal face, inception, deep learning, clustering hierarchy.

PENDAHULUAN

Deteksi wajah adalah salah satu fitur yang digunakan dalam berbagai aplikasi [1], misalnya untuk keamanan, absen Deteksi wajah juga mengacu pada proses psikologis di mana manusia menemukan dan memperhatikan wajah dalam adegan visual[2]. Deteksi wajah dapat dianggap sebagai kasus spesifik dari deteksi kelas objek. Dalam deteksi kelas objek, tugasnya adalah menemukan lokasi dan ukuran semua objek dalam citra yang termasuk dalam kelas tertentu. Contohnya termasuk tubuh bagian atas, pejalan kaki, dan mobil. Deteksi wajah hanya menjawab dua pertanyaan, 1) apakah ada wajah manusia dalam citra atau video yang dikumpulkan dan 2) dimana lokasinya. Algoritma pendeteksi wajah berfokus pada pendeteksian wajah manusia bagian depan. Ini analog dengan deteksi citra di mana citra seseorang dicocokkan sedikit demi sedikit. Citra cocok dengan citra yang disimpan di database. Setiap perubahan fitur wajah dalam database akan membatalkan proses pencocokan[3]. Pendekatan deteksi wajah yang andal berdasarkan algoritma genetika dan teknik eigen-face[4]: Pertama, daerah mata manusia yang mungkin dideteksi dengan menguji semua daerah lembah pada citra tingkat keabuan. Kemudian algoritma genetika digunakan untuk menghasilkan semua kemungkinan daerah wajah yang meliputi alis, iris, lubang hidung dan sudut mulut[3]. Setiap kandidat wajah yang mungkin dinormalisasi untuk mengurangi kedua efek pencahayaan, yang disebabkan oleh pencahayaan yang tidak merata; dan efek shirring, yang disebabkan oleh gerakan kepala. Nilai fitness masing-masing kandidat diukur berdasarkan proyeksinya pada eigen-faces. Setelah beberapa iterasi, semua kandidat wajah dengan nilai fitness tinggi dipilih untuk verifikasi lebih lanjut. Pada tahap ini,

simetri wajah diukur dan keberadaan fitur wajah yang berbeda diverifikasi untuk setiap kandidat wajah[5]. Pada penelitian ini, penulis menggunakan inception v3 untuk mendapatkan ekstraksi fitur wajah, kemudian dioleh lebih lanjut menggunakan distance learning cosinus, hasil setiap citra wajah dikelompokkan menggunakan hirarki klister untuk deteksi wajah yang serupa.

METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini terdapat 4 tahapan penelitian seperti terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Tahap I, Persiapan Data Citra

Pada Tahap ini, sumber data diambil dari Dataset wajah 3D UoY [6] yang merupakan kumpulan citra 3D wajah manusia dan terdiri dari sekitar 5000 gambar 3D dari sekitar 350 orang (masing-masing 15 model). Pengumpulan data direncanakan dan dilaksanakan oleh Tom Heseltine selama PhD dalam Pengenalan Wajah 3D di Departemen Ilmu Komputer, Universitas York. Data dalam format OBJ dengan tekstur BMP dan tersedia online untuk diunduh berdasarkan permintaan. Kumpulan data ini gratis untuk penelitian, dan tunduk pada batasan non-komersial. Akademisi dapat mengisi formulir perjanjian pengguna ini. File unduhan adalah tarball terkompresi (UoYfaces.tar.gz), dengan ukuran file 5.4GB, yang akan dibagikan menggunakan Google Drive. Pada penelitian ini menggunakan 40 orang, setiap orang memiliki 10 citra wajah frontal yang berbeda.

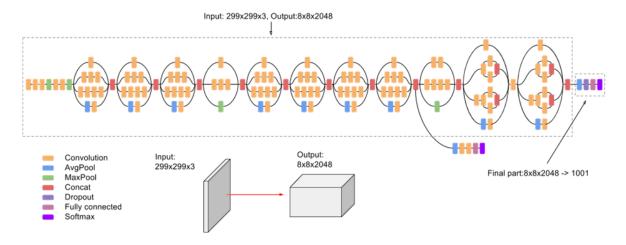
Pada Gambar 2, terlihat contoh diambil dari 2 orang dengan masing-masing 5 citra wajah frontal yang berbeda. Setiap orang akan diambil 1 citra wajah sebagai data uji, sehingga total data uji adalah 40. Sedangkan data latih setiap orang adalah 9 citra wajah frontal, sehingga total data latih adalah 360 citra wajah.

Tahap II, Ekstraksi Fitur



Gambar 2 Contoh Data Citra Wajah Frontal

Berbeda dengan ekstraksi fitur yang pada [7] secara umum menggunakan *PCA*, maka pada penelitian ini menggunakan inception v3[8]. Misalnya seperti pada Gambar 3 yaitu sebuah arsitektur jaringan saraf *convolutional* dari keluarga Inception yang membuat beberapa perbaikan termasuk menggunakan *Label Smoothing*, *Factorized 8x8 convolutions*, dan penggunaan *classifer* tambahan untuk menyebarkan informasi label ke bawah jaringan (bersama dengan penggunaan *batch* normalisasi untuk lapisan di *sidehead*). Setiap informasi citra wajah yang diolah pada pada tahap ini akan menghasilkan 2048 fitur baru.



Gambar 3 Arsitektur Inception v3 [8]

Tahap III, Jarak Cosinus

Verifikasi wajah adalah tugas untuk memutuskan dengan menganalisis gambar wajah, apakah seseorang itu seperti yang dia klaim. Hal ini sangat menarik karena variasi gambar dalam pencahayaan, pose, ekspresi wajah, dan usia. Dapat diperoleh dengan menghitung jarak antara dua vektor wajah. Dengan demikian, metrik jarak yang tepat sangat penting untuk akurasi verifikasi wajah menggunakan metode *Cosine Similarity*[9]. Penggunaan kesamaan kosinus dalam metode kami mengarah pada algoritma pembelajaran yang efektif yang dapat meningkatkan kemampuan generalisasi dari setiap metrik yang diberikan. *Cosinus similarity* digunakan untuk menentukan kemiripan antar dokumen atau vektor. Secara matematis, ini mengukur kosinus sudut antara dua vektor yang diproyeksikan dalam ruang multi-dimensi. Ada teknik pengukuran kesamaan lain seperti jarak *Euclidean* atau jarak *Manhattan* yang tersedia tetapi kami akan fokus di sini pada persamaan kosinus dan jarak kosinus. Hubungan antara *cosinus similarity* dan *cosinus distance* dapat didefinisikan sebagai berikut: 1) Kesamaan berkurang ketika jarak antara dua vektor meningkat. 2) Kesamaan meningkat ketika jarak antara dua vektor berkurang. Kesamaan kosinus mengatakan bahwa untuk menemukan kesamaan antara dua titik atau vektor kita perlu menemukan sudut diantara mereka. Rumus untuk mencari Persamaan dan Jarak Cosinus terlihat pada persamaan (1).

$$similarity = \cos(\theta) = \frac{A.B}{||A||||B||} = \frac{\sum_{i=1}^{n} AiBi}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} B_i^2}}.$$
 (1)

Tahap IV, Hirarki Klaster

Pengelompokan hierarki, juga dikenal sebagai analisis cluster hierarkis, adalah algoritma yang mengelompokkan objek serupa ke dalam kelompok yang disebut cluster. Titik akhir adalah satu set cluster, dimana setiap klaster berbeda satu sama lain, dan objek dalam setiap klaster secara luas mirip satu sama lain. Ukuran jarak (kesamaan), jarak antara dua klaster telah dihitung berdasarkan panjang garis lurus yang ditarik dari satu klaster ke klaster lainnya. Ini biasanya disebut sebagai jarak Euclidean. Banyak metrik jarak lainnya telah dikembangkan. Kriteria Keterkaitan, Setelah memilih metrik jarak, perlu untuk menentukan dari mana jarak dihitung. Misalnya, dapat dihitung antara dua bagian yang paling mirip dari sebuah klaster (*complete-linkage*), pusat

ISSN (p): 2302-5883 ISSN (e): 2550-0899 Vol.9 No.2 November 2021, 9-14 klaster (*mean or average-linkage*), atau beberapa kriteria lainnya. Seperti metrik jarak, pilihan kriteria keterkaitan harus dibuat berdasarkan pertimbangan teoretis dari domain aplikasi. Masalah teoritis utama adalah apa yang menyebabkan variasi. Metode ini menentukan pengamatan mana yang akan dikelompokkan berdasarkan pengurangan jumlah kuadrat jarak setiap pengamatan dari rata-rata pengamatan dalam sebuah klaster. Ini sering tepat karena konsep jarak ini sesuai dengan asumsi standar tentang cara menghitung perbedaan antara kelompok dalam statistik. Pengelompokan hierarki biasanya bekerja dengan menggabungkan klaster serupa secara berurutan, seperti yang ditunjukkan di atas. Ini dikenal sebagai pengelompokan hierarki aglomerasi. Secara teori dapat juga dilakukan dengan mengelompokkan semua observasi ke dalam satu klaster terlebih dahulu, kemudian secara berturut-turut memisahkan klaster-klaster tersebut. Ini dikenal sebagai pengelompokan hierarkis yang memecah belah. Pengelompokan divisif jarang dilakukan dalam praktik.

Penghitungan Tingkat Akurasi dan Presisi

Pada penelitian ini, setiap pengujian dihitung tingkat akurasi dan presisi sehingga dapat diperoleh hasil terpercaya. Adapun metode yang digunakan adalah seperti pada persamaan (2) dan (3).

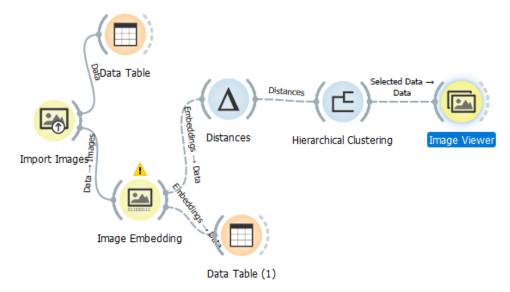
$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}. (2)$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FN},\tag{3}$$

Dimana: 1) TP adalah Benar dinyatakan benar, 2) TN adalah Salah dinyatakan salah, 3) FP adalah Benar dinyatakan Salah, 4) FN adalah Salah dinyatakan benar.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, sebagian proses perhitungan menggunakan aplikasi Orange Data Mining versi 3.0, Pada tahap persiapan, 1) semua citra wajah frontal yang digunakan perlu dilakukan normaliasasi dengan mengubah jenis berkas citra gambar dari BMP menjadi JPG, tanpa perlu mengubah ukuran lebar dan tinggi berkas citra. 2) Data yang dipilih sebanyak 40 citra orang dan setiap orang memiliki 10 citra pose. 3) Citra setiap orang diletakkan dalam sebuah folder dan setiap orang diambil 1 buah citra pose diletakkan pada folder uji. 4) Kemudian dilakukan Latih data dan Uji data secara bertahap, 5 orang, 10 orang, 15 orang, 20 orang, 25 orang, 30 orang, 35 orang dan terakhir 40 orang.



Gambar 4 Kerangka Kerja dengan OrangeDM

T 1 1	4 3 711		
Tabel	I Nila	11 A	kurası

Orang	Citra Wajah	Akurasi (%)	Presisi (%)
5	50	100	100
10	100	100	100
15	150	100	100
20	200	100	100
25	250	100	100
30	300	99,7	100
35	350	99,4	99,7
40	400	99	99,7

Desain Kerangka Kerja pada penelitian ini terlihat pada Gambar 4, dimana konfigurasi utama pada *Image Embedding* menggunakan Inception v3 dan *Distance* menggunakan kosinus. Keberhasilan penelitian ini dapat dilihat pada *Tabel 1*, dimana tingkat akurasinya dan presisi diatas 99%.

KESIMPULAN

Penggunaan beberapa kombinasi metode pada penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan metode inception v3 pada tahap ekstraksi fitur citra wajah frontal, sehingga menghasilkan 2048 fitur citra wajah baru, kemudian penggunaan metode jarak kosinus serta hirarki klaster menunjukkan hasil pengenalan citra wajah memiliki tingkat presisi dan akurasi diatas 99%. Penelitian selanjutnya dapat dikembangkan dengan mengkombinasikan beberapa Teknik ekstraksi fitur dari beberapa metode pada deep learning untuk diperbandingkan dengan metode ini.

REFERENSI

- [1] C. Darujati and M. Hariadi, "Facial motion capture with 3D active appearance models," in 2013 3rd International Conference on Instrumentation, Communications, Information Technology and Biomedical Engineering (ICICI-BME), Nov. 2013, pp. 59–64. doi: 10.1109/ICICI-BME.2013.6698465.
- [2] M. B. Lewis and H. D. Ellis, "How we detect a face: A survey of psychological evidence," *Int. J. Imaging Syst. Technol.*, vol. 13, 2003.
- [3] J.-S. Sheu, T.-S. Hsieh, and H.-N. Shou, "Automatic Generation of Facial Expression Using Triangular Geometric Deformation," *J. Appl. Res. Technol.*, vol. 12, no. 6, pp. 1115–1130, 2014, doi: https://doi.org/10.1016/S1665-6423(14)71671-2.
- [4] J. Zhang, Y. Yan, and M. Lades, "Face recognition: eigenface, elastic matching, and neural nets," *Proc. IEEE*, vol. 85, no. 9, pp. 1423–1435, Sep. 1997, doi: 10.1109/5.628712.
- [5] A. Maity, S. Dasgupta, and D. Paul, "A Novel Approach to Face Detection using Image Parsing and Morphological Analysis," *Int. J. Comput. Trends Technol.*, vol. 23, no. 4, pp. 156–161, May 2015, doi: 10.14445/22312803/IJCTT-V23P132.
- [6] T. D. Heseltine, N. E. Pears, and J. Austin, "Three-dimensional face recognition using combinations of surface feature map subspace components," *Image Vis Comput*, vol. 26, pp. 382–396, 2008.
- [7] C. Darujati, B. Gumelar, S. Mardi, and M. Hariadi, "Getting 3D Facial Image Distortion Using Pincushion Deformations," *Int. J. Comput. Sci. Netw. Secur.*, vol. 18, no. 8, pp. 33–40, 2018.
- [8] C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, and Z. Wojna, "Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision." 2015.
- [9] H. Nguyen and L. Bai, "Cosine Similarity Metric Learning for Face Verification," in *ACCV*, Nov. 2010, vol. 6493, pp. 709–720. doi: 10.1007/978-3-642-19309-5_55.