PENGUNAAN MODEL HIDDEN MARKOV DAN METODE NEURAL NETWORK SEBAGAI PENERAPAN TEKNOLOGI PENGENALAN WAJAH

Application Of Hidden Markov Model And Neural Network Method For The Implementation Of Face Recognition Technology

Aria Hendrawan¹, Basworo Ardi Pramono², Whisnumurti Adhiwibowo³

¹²³Jurusan Teknologi Informasi, Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi, Universitas Semarang

e-mail: ¹ariahendrawan@usm.ac.id, ²basworo@usm.ac.id, ³whisnu@usm.ac.id

Abstract

The human face recognition system is one of the fields that is quite developed at this time, where applications can be applied in the field of security (security system) such as permission to access room, surveillance (surveillance), as well as the search for individual identities in the police database. The face recognition approach aims to detect faces in 2-dimensional images and sequential images of videos that have many methods such as local, global, and hybrid approaches.

Hidden Model Markov (HMM) is another promising method that works well for images with different lighting variations, facial expressions, and orientations. HMM is a set of statistical models used to characterize signal properties. An artificial neural network-based approach is learned from image examples and relies on techniques from machine learning to find relevant facial image characteristics. The characteristics studied were in the form of discriminant functions (ie non-linear decision surfaces), then used for face recognition. In this study there will be an application to compare Hidden Markov Models and Neural Network Method as a Face Recognition Technology Algorithm Model.

Keywords— *Face Recognition, Hidden Markov Models, Neural Network*

1. Pendahuluan

Pendeteksian obyek sangatlah mudah dilakukan oleh manusia tetapi merupakan tantangan tersendiri oleh sistem berbasis komputer *vision*. Pada dasarnya pengembangan keilmuan komputer *vision* adalah meniru bagaimana manusia melihat (*human vision*). Akan tetapi proses peniruan ini melibatkan studi yang sangat kompleks. Manusia melihat melalui mata yang kemudian dibawa ke otak untuk diterjemahkan atau dikenali. Hasil pendeteksi ini dapat dikembangkan pada aplikasi-aplikasi yang lain. Sebagai contoh pengenalan wajah atau pola. Teknologi pengenalan wajah sudah banyak diterapkan untuk beberapa aplikasi komersial seperti identifikasi pribadi, sistem keamanan, pengolahan citra maupun film, psikologi, interaksi manusia dan komputer, sistem hiburan, smart card, penegakan hukum, pengawasan dan sebagainya. Masalah umum pengenalan wajah dilakukan dalam dua rumusan pada citra 2 dimensi maupun citra yang berurutan pada sebuah video. Ada dua aplikasi dasar: identifikasi dan verifikasi. Dalam masalah identifikasi, wajah yang dikenali tidak diketahui dan dicocokkan dengan wajah *database* yang mengandung individu yang dikenal. Dalam masalah verifikasi, sistem mengkonfirmasi atau menolak identifikasi wajah masukan yang diklaim Zhang dkk [1], Chellapa dkk [2], dan Torres [3] Namun, sebelum pengenalan wajah

dilakukan. sistem harus menentukan apakah ada wajah dalam database citra tertentu atau citra yang berurutan pada sebuah video dalam database. Proses ini disebut *face detection*. Begitu wajah terdeteksi, daerah wajah harus diisolasi untuk pengenalan wajah. Keseluruhan proses digambarkan pada Gambar 1 [4] [5], suatu sistem yang dapat menggantikan proses manual tersebut menjadi lebih praktis sehingga menghasilkan jadwal perkuliahan yang lebih optimal dengan waktu yang lebih singkat. Algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) merupakan salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk membuat sistem tersebut.

Gambar 1. Konfigurasi Umum Pengenalan Wajah.

Pengenalan wajah adalah satu dari sedikit metode biometrik yang membutuhkan akurasi yang tinggi dan gangguan yang rendah. Selama 30 tahun terakhir, banyak peneliti telah mengusulkan teknik pengenalan wajah yang berbeda, termotivasi oleh meningkatnya jumlah aplikasi dunia nyata yang membutuhkan pengenalan wajah manusia. Ada beberapa masalah yang membuat pengenalan wajah otomatis menjadi tugas yang sangat sulit. Namun, citra wajah manusia yang dimasukkan ke dalam database biasanya memiliki kondisi yang berbeda. Yang penting dari pengenalan wajah otomatis adalah banyak mengatasi berbagai variasi gambar wajah yang sama karena perubahan pada parameter seperti pose wajah, pencahayaan citra wajah, rambut kepala, kacamata, dan latar belakang [6] [7].

Hidden Model Markov (HMM) adalah metode menjanjikan lainnya yang bekerja dengan baik untuk citra dengan variasi pencahayaan, ekspresi wajah, dan orientasi yang berbeda. HMM adalah seperangkat model statistik yang digunakan untuk mengkarakterisasi sifat sinyal. HMM memiliki kinerja yang sangat baik dalam pengenalan suara dan pengenalan karakter, dimana datanya 1 dimensi. Sistem yang dimodelkan diasumsikan sebagai proses Markov dengan parameter yang tidak diketahui, dan tujuannya adalah untuk menemukan parameter tersembunyi dari parameter yang dapat diamati.

Pendekatan berbasis jaringan syaraf tiruan dipelajari dari contoh citra dan bergantung pada teknik dari pembelajaran mesin untuk menemukan karakteristik citra wajah yang relevan. Karakteristik yang dipelajari, dalam bentuk fungsi diskriminan (yaitu permukaan keputusan non-linear), kemudian digunakan untuk pengenalan wajah. Secara konvensional, citra wajah diproyeksikan ke ruang fungsi berdimensi rendah dan permukaan keputusan nonlinier dibentuk menggunakan jaringan syaraf multilayer untuk klasifikasi dan pengenalan [8].

2. Landasan Teori

Dalam penelitian Nefian dan Hayes [9], penggunaan pendekatan HMM untuk pengenalan wajah berdasarkan ekstraksi vektor representasi transformasi kosinus 2-dimensi diskrit (DCT). Dari penelitian tersebut, memanfaatkan properti kompresi DCT untuk ekstraksi fitur. Gambar dibagi dengan blok sub-gambar yang terkait dengan vektor pengamatan. Untuk gambar wajah frontal manusia, komponen wajah penting muncul di urutan atas sampai bawah seperti rambut, dahi, mata, hidung, mulut, dan dagu. Ini masih berlaku meski gambarnya diputar sedikit di bidang gambar. Masing-masing daerah wajah ditugaskan ke satu keadaan dalam HMM 1-D terus-menerus [10].

Jaringan saraf juga telah berhasil digunakan untuk masalah pengenalan wajah [8], [11], [12]. Keuntungan menggunakan jaringan syaraf tiruan untuk pengenalan wajah adalah bahwa jaringan dapat dilatih untuk menangkap lebih banyak pengetahuan tentang variasi pola wajah, dan dengan demikian mencapai generalisasi yang baik [13]. Kelemahan utama dari teknik ini adalah bahwa jaringan harus disetel secara ekstensif untuk mendapatkan kinerja yang luar biasa. Di antara pendekatan jaringan syaraf tiruan untuk pengenalan wajah, *multilayer perceptron* (MLP) dengan algoritma *back propagation* (BP) telah banyak digunakan [14]. Namun, konvergensi jaringan MLP lambat dan minimum global dari ruang kesalahan mungkin tidak selalu tercapai [11]. Di sisi lain, jaringan saraf RBF memiliki kemampuan belajar cepat [15] dan properti aproksimasi terbaik [16]. Jadi, belakangan ini, banyak penelitian telah menggunakan jaringan RBF untuk pengenalan wajah seperti pada penelitian [13] dan [17].

3. Metode Penelitian

3.1 Tahapan Penelitian

Pada penelitian ini terdapat beberapa tahapan penelitian seperti pada Gambar 2 berikut ini:

Gambar 2. Tahapan *Face Detection*

3.2 Pengumpulan Data

Tahap pertama yaitu mendapatkan citra wajah dari mahasiswa FTIK USM sebanyak 40 citra wajah yang terdiri dari citra dari sudut pandang 180, 160, 140, 120, 90, 70, 50, 30, 10, dan 0 derajat yang memiliki tingkat kecerahan yang berbeda-beda. Citra yang didapatkan ini merupakan hasil capture dengan menggunakan raspberry pi dan pi camera.

Gambar 3. Sampel Dataset Citra Wajah

3.3 Penyelarasan Wajah

Penyelarasan wajah bertujuan untuk mencapai lokalisasi yang lebih akurat dan pada normalisasi wajah dengan demikian, sedangkan deteksi wajah menyediakan perkiraan kasar lokasi dan skala setiap wajah yang terdeteksi. Komponen wajah, seperti mata, hidung, dan mulut dan garis wajah, berada; berdasarkan titik lokasi, gambar wajah input dinormalisasi dengan memperhatikan sifat geometris, seperti ukuran dan pose, menggunakan transformasi geometris atau morphing. Wajah biasanya lebih dinormalisasi sehubungan dengan sifat fotometrik seperti iluminasi dan skala abu-abu.

3.4 Feature Extraction

Tahap ini dilakukan setelah wajah dinormalisasi secara geometrik dan fotometri, ekstraksi fitur dilakukan untuk memberikan informasi yang efektif yang berguna untuk membedakan antara wajah orang yang berbeda dan stabil sehubungan dengan variasi geometri dan fotometrik.

3.5 Feature Matching

Untuk pencocokan wajah, vektor fitur yang diekstrak dari wajah input dicocokkan dengan wajah yang terdaftar dalam database; itu menghasilkan identitas wajah ketika pertandingan ditemukan dengan keyakinan yang cukup atau menunjukkan wajah yang tidak diketahui sebaliknya

4. Pembahasan Dan Hasil

Tabel 1. Hasil Penelitian

Tabel Hasil Penelitian Face Recognition		
No. Dataset Wajah	HMM	NN
1	0	1
2	1	1
3	0	1
4	1	1
5	1	1
6	1	1
7	1	1
8	1	1
9	0	1
10	1	1
11	1	1
12	1	1
13	1	1
14	1	1
15	1	1
16	1	1
17	1	1

18	1	1
19	1	1
20	0	1
21	1	1
22	1	1
23	1	1
24	1	1
25	1	1
26	1	1
27	1	1
28	0	1
29	1	1
30	1	1
31	1	1
32	1	1
33	1	1
34	1	1
35	0	1
36	1	1
37	1	1
38	1	1
39	1	1
40	1	0
Berhasil	34	39
Tidak Berhasil	6	1
Akurasi	85%	98%

5. Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian ini adalah mendapatkan penerapan metode yang terbaik dari 2 (dua) teknik yang digunakan dalam pengenalan citra wajah yaitu algoritma *neural network*. Hal ini dibuktikan dengan mendapatkannya nilai akurasi sebesar 98 % jika dibandingkan dengan algoritma *Hidden Markov Models*.

6. Ucapan Terima Kasih

Ucapan terima kasih penulis kepada LPPM Universitas Semarang dan rekan sejawat Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi Universitas Semarang dan mahasiswa jurusan Teknik Informatika

DAFTAR REFERENSI

- [1] J. Zhang, Y. Yan, and M. Lades, "Face recognition: eigenface, elastic matching, and neural nets," *Proc. IEEE*, vol. 85, no. 9, pp. 1423–1435, (1997).

- [2] R. Chellappa, C. L. Wilson, and S. Sirohey, "Human and machine recognition of faces: A survey," *Proc. IEEE*, vol. 83, no. 5, pp. 705–740, (1995).
- [3] L. Torres, "Is there any hope for face recognition?," in *Proc. of the 5th International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services, WIAMIS*, vol. 21, p. 23, (2004).
- [4] H. H. J. Kim, "Survey paper: Face detection and face recognition," in *Proceedings, International Conference on Computing and Video Processing*, pp. 224–5, (2007).
- [5] W. Zhao, R. Chellappa, P. J. Phillips, and A. Rosenfeld, "Face recognition: A literature survey," *ACM Comput. Surv. CSUR*, vol. 35, no. 4, pp. 399–458, (2003).
- [6] J. Lu, X. Yuan, and T. Yahagi, "A method of face recognition based on fuzzy c-means clustering and associated sub-NNs," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 18, no. 1, pp. 150–160, (2007).
- [7] M. D. Kelly, "Visual identification of people by computer.," STANFORD UNIV CALIF DEPT OF COMPUTER SCIENCE, (1970).
- [8] H. A. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade, "Rotation invariant neural network-based face detection," (1998).
- [9] A. V. Nefian and M. H. Hayes, "Hidden Markov models for face recognition," in *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP'98 (Cat. No. 98CH36181)*, vol. 5, pp. 2721–2724, (1998).
- [10] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *J. Cogn. Neurosci.*, vol. 3, no. 1, pp. 71–86, (1991).
- [11] M. J. Er, S. Wu, J. Lu, and H. L. Toh, "Face recognition with radial basis function (RBF) neural networks," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 13, no. 3, pp. 697–710, (2002).
- [12] E. Osuna, R. Freund, and F. Girosi, "Training support vector machines: an application to face detection," in *cvpr*, vol. 97, p. 99, (1997).
- [13] F. Yang and M. Paindavoine, "Implementation of an RBF neural network on embedded systems: real-time face tracking and identity verification," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 14, no. 5, pp. 1162–1175, (2003).
- [14] D. Valentin, H. Abdi, A. J. O'Toole, and G. W. Cottrell, "Connectionist models of face processing: A survey," *Pattern Recognit.*, vol. 27, no. 9, pp. 1209–1230, (1994).
- [15] J. Moody and C. J. Darken, "Fast learning in networks of locally-tuned processing units," *Neural Comput.*, vol. 1, no. 2, pp. 281–294, (1989).
- [16] F. Girosi and T. Poggio, "Networks and the best approximation property," *Biol. Cybern.*, vol. 63, no. 3, pp. 169–176, (1990).
- [17] S. Ranganath and K. Arun, "Face recognition using transform features and neural networks," *Pattern Recognit.*, vol. 30, no. 10, pp. 1615–1622, (1997).