

PENGENALAN WAJAH MENGGUNAKAN METODE *ELASTIC BUNCH GRAPH MATCHING*

FACE RECOGNITION USING ELASTIC BUNCH GRAPH MATCHING METHOD

Rachmi Azanisa Putri¹, Anditya Arifianto², Febryanti Sthevanie³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Telkom

¹rachmi.azanisa@gmail.com, ²anditya@telkomuniversity.ac.id, ³febryantisthevanie@gmail.com

Abstrak

Pada saat ini, sistem pengenalan wajah sudah banyak digunakan di berbagai aplikasi dan juga metode yang digunakan. Namun terdapat beberapa permasalahan eksternal yang biasa terjadi dalam proses pengenalan wajah yaitu *Pose, Illumination, and Expression* (PIE). Permasalahan tersebut menyebabkan citra wajah orang yang sama akan dikenali berbeda oleh sistem. Metode *Elastic Bunch Graph Matching* dapat mengatasi permasalahan tersebut karena proses pengenalan wajah menggunakan titik yang diambil secara manual. Oleh sebab itu pada Tugas Akhir ini membahas pengenalan wajah menggunakan metode *Elastic Bunch Graph Matching*. Pada metode ini wajah direpresentasikan sebagai graph yang dibentuk dari titik titik fitur yang dibuat secara manual. Setelah mengetahui titik-titik fitur pada wajah, dilakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai *Jet* yang dilanjutkan dengan pembentukan *Face Bunch Graph* untuk proses pencocokan pada *Elastic Bunch Graph Matching*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini dapat diterapkan pada pengenalan wajah dengan akurasi 91.67%. Dan dapat mengatasi permasalahan *Pose, Illumination, and Expression* (PIE) dengan akurasi 70%.

Kata Kunci: Pengenalan Wajah, *Elastic Bunch Graph Matching*, *Gabor Wavelet*

Abstract

Nowadays, face recognition systems have been massively used in various applications. However there are some issues common in face recognition process is such as *Pose, Illumination, and Expression* (PIE). The issues cause the same person's face image to be recognized differently by the system. *Elastic Bunch Graph Matching* method can handle this issues, because the process uses feature points that created manually. Because of that, This Final Project discusses face recognition using *Elastic Bunch Graph Matching* method. In this method the face is represented as a graph formed from feature points that created manually. After getting the feature points on the face, calculations are done to get the *Jet* value followed by the formation of *Face Bunch Graph* for matching process on *Elastic Bunch Graph Matching*. the result from experiment shows that the method can be applied to face recognition with accuracy of 91,67%. And can solve PIE issues with accuracy of 70%

Keywords: *Face Recognition, Elastic Bunch Graph Matching, Gabor Wavelet.*

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Sistem keamanan pada saat ini berkembang dengan cepat, sehingga saat ini banyak sistem keamanan berbasis biometrik seperti sidik jari, iris mata, dan pola wajah. Pengenalan wajah merupakan suatu proses identifikasi wajah yang dikembangkan berdasarkan perbedaan ciri dari setiap wajah seseorang karena wajah memiliki keunikan tersendiri, sehingga dapat dijadikan sebagai identitas dari seseorang.

Pada saat ini, sistem pengenalan sudah banyak digunakan di berbagai aplikasi dan juga metode yang digunakan untuk pengenalan wajah seperti *Eigen Face* dengan akurasi 80.0 % [2], Jaringan Saraf Tiruan dengan akurasi 96.2 % [9] dan *Elastic Bunch Graph Matching* (EBGM) dengan akurasi 96.67 % [12]. Namun terdapat beberapa permasalahan eksternal yang biasa terjadi dalam proses pengenalan wajah yaitu *Pose, Illumination, and Expression* (PIE). Permasalahan tersebut menyebabkan penampilan wajah orang yang sama akan dikenali berbeda oleh sistem.

Metode *Elastic Bunch Graph Matching* dapat mengatasi permasalahan tersebut karena *Elastic Bunch Graph Matching* merupakan algoritma computer vision yang berguna untuk pengenalan objek pada suatu citra yang direpresentasikan dalam bentuk graph yang memanfaatkan fitur wajah seperti titik *fiducial* untuk membedakan wajah. *Graph* terbentuk dari titik-titik yang memiliki nilai yaitu *Jet*, dimana *Jet* didapatkan dari perhitungan titik-titik pada wajah yang ditetapkan secara manual sehingga dapat mengurangi permasalahan PIE tersebut[1].

Pada Tugas Akhir ini dilakukan pengenalan wajah dengan metode *Elastic Bunch Graph Matching* untuk pencocokan wajah, dan metode *Gabor Wavelet* untuk *feature extraction*. Masukan sistem berupa citra wajah yang di dapatkan dari *dataset* yang disediakan oleh *Olivetti Research Laboratory*[7].

1.2 Perumusan Masalah

Dalam penyusunan Tugas Akhir ini terdapat beberapa rumusan masalah seperti berikut :

1. Bagaimana penerapan metode *Elastic Bunch Graph Matching* untuk wajah.
2. Bagaimana performansi pengenalan wajah menggunakan metode *Elastic Bunch Graph Matching*.

Dan pada Tugas Akhir ini memiliki beberapa batasan masalah yaitu sebagai berikut :

1. Percobaan yang dilakukan hanya menggunakan *image* dari *Olivetti Research Laboratory*.
2. Percobaan yang dilakukan hanya pada *image* dengan posisi *frontal face* dan warna *grayscale*.
3. Percobaan dilakukan terhadap 10 *user*.
4. Pengambilan *node* pada data uji dilakukan secara manual.

1.3 Tujuan

Tujuan dari penyusunan Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut :

1. Menerapkan metode *Elastic Bunch Graph Matching* untuk pengenalan wajah.
2. Menganalisis performansi pengenalan wajah menggunakan metode *Elastic Bunch Graph Matching*.

1.4 Metodologi Penyelesaian Masalah

Pengerjaan tugas akhir ini dilakukan dengan beberapa metodologi penyelesaian masalah yaitu :

1.4.1 Studi Literatur

Studi literatur merupakan proses yang akan melakukan pengumpulan, pemahaman dan pencarian data atau sumber yang berkaitan dengan pengenalan wajah menggunakan metode *Elastic Bunch Graph Matching*. Pencarian literatur didapatkan dari jurnal, paper, buku dan tugas akhir yang telah selesai sebelumnya yang berkaitan dengan topik.

1.4.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data didapatkan dari beberapa *website* yang menyediakan dataset wajah dimana wajah tersebut telah diverifikasi. Setiap wajah memiliki beberapa pose dan citra telah di *grayscale*. Pada Tugas Akhir ini, data tidak dibuat sendiri melainkan menggunakan dataset yang telah ada.

1.4.3 Rancangan Penelitian

Merancang aplikasi yang dapat mengenali wajah seseorang menggunakan metode *Elastic Bunch Graph Matching*. Aplikasi yang dibangun menerima inputan berupa citra wajah. Setelah itu aplikasi akan mengolah citra tersebut untuk di ekstraksi menggunakan *Gabor Wavelet*. Lalu aplikasi akan mengenali citra menggunakan rumus klasifikasi *Elastic Bunch Graph Matching*. Dan keluaran dari aplikasi ini merupakan identitas dari citra wajah yang diproses.

1.4.4 Implementasi Sistem

Pada tahap ini dilakukan proses pembuatan aplikasi yang telah melalui proses perancangan sistem sebelumnya. *Tools* yang digunakan adalah MATLAB R2016a. Matlab adalah semua bahasa pemrograman komputer tingkat tinggi yang dapat memanipulasi matriks dan membantu dalam penyelesaian permasalahan dalam pembuatan simulasi fungsi, pemodelan dan perancangan sistem.

1.4.5 Pengujian dan Analisis Hasil Pengujian

Tahap pengujian ini dilakukan untuk mengetahui kesesuaian aplikasi dengan rancangan yang telah dibuat. Dalam pengujian dan analisis aplikasi dilakukan beberapa skenario pengujian yaitu pengurangan jumlah *node* pada *graph*

wajah, menemukan nilai-nilai parameter terbaik dan performansi sistem pada permasalahan PIE. Data hasil pengujian akan dihitung berdasarkan akurasi yang ditampilkan dalam bentuk grafik.

2. Dasar Teori dan Perancangan

2.1 Image Processing

Image yang dikenal dengan istilah citra merupakan representasi dari sebuah citra dua dimensi yang memiliki nilai digital yang disebut dengan *pixel*. *Pixel* adalah satuan terkecil dari citra yang memiliki suatu nilai dari sebuah warna pada titik tertentu. Kualitas suatu citra dapat ditentukan dari resolusi citra tersebut. Semakin banyak pixel pada suatu citra maka akan semakin besar resolusinya. Secara umum *image processing* atau pengolahan citra digital merupakan suatu proses pengolahan sinyal dengan inputan sebuah citra atau gambar menjadi citra digital [2].

2.2. Pengenalan Wajah

Pengenalan wajah merupakan kemampuan untuk menentukan identitas citra berdasarkan karakteristik atau fitur pada wajah [5]. Sistem pengenalan wajah pada umumnya terdiri dari 2 bagian yaitu ekstraksi ciri dan klasifikasi. Ekstraksi ciri adalah proses memperoleh ciri atau titik fitur dari gambar. Lalu proses klasifikasi adalah proses pengenalan citra data uji berdasarkan titik fitur terhadap citra yang terdapat pada database. Apabila sama atau mendekati maka citra tersebut diklasifikasi sama dengan yang terdapat pada database.

2.3. Gabor Wavelet

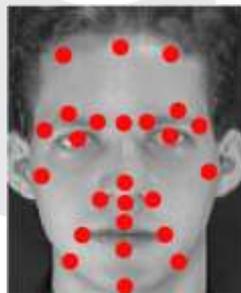
Gabor Wavelet biasa digunakan dalam bidang pengolahan atau analisa sinyal dan pola balik dan frekuensi spasial domain [3]. Proses Gabor Wavelet memiliki performansi yang baik pada aplikasi seperti segmentasi, pengenalan sidik jari dan pengenalan wajah. Gabor Wavelet memiliki kemampuan untuk mempermudah dalam penyesuaian lokasi detail pada domain spasial dan frekuensi serta kemiripannya dengan representasi frekuensi dan orientasi sistem visual manusia. Gabor Wavelet merupakan bagian dari sinusoidal kompleks dengan Gaussian Envelope yang dimana mengalami modifikasi sehingga memiliki nilai yang dirumuskan pada rumus 2.1 [10] :

$$W(x, y, \theta, \lambda, \varphi, \sigma, \gamma) = e^{-\frac{x'^2 + x^2 y'^2}{2\sigma^2}} \cdot \cos(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \varphi) \quad (2.1)$$

dimana θ adalah orientasi *wavelet*, λ adalah panjang gelombang *cosine* atau *inverse* dari frekuensi *wavelet*, φ adalah *phase sinusoid*, σ adalah radius dari *Gaussian* dan γ adalah *aspect ratio* dari *Gaussian*.

2.4. Elastic Bunch Graph Matching

Elastic Bunch Graph Matching dapat disingkat EBGGM merupakan salah satu algoritma berbasis *graph* yang berhasil diimplementasikan ke kasus pengenalan wajah [11]. Pada metode ini dilakukan pemasangan titik titik di mata, hidung, dan mulut secara manual kemudian akan dideskripsikan dengan perhitungan *Gabor Wavelet* lalu menghasilkan nilai yang bernama *Jet*. *Graph* wajah dibentuk dengan menyatukan titik-titik yang diperoleh sebelumnya sehingga secara *visual* akan tampak seperti pada Gambar 1.



Gambar 1 Bentuk visual dari *graph*

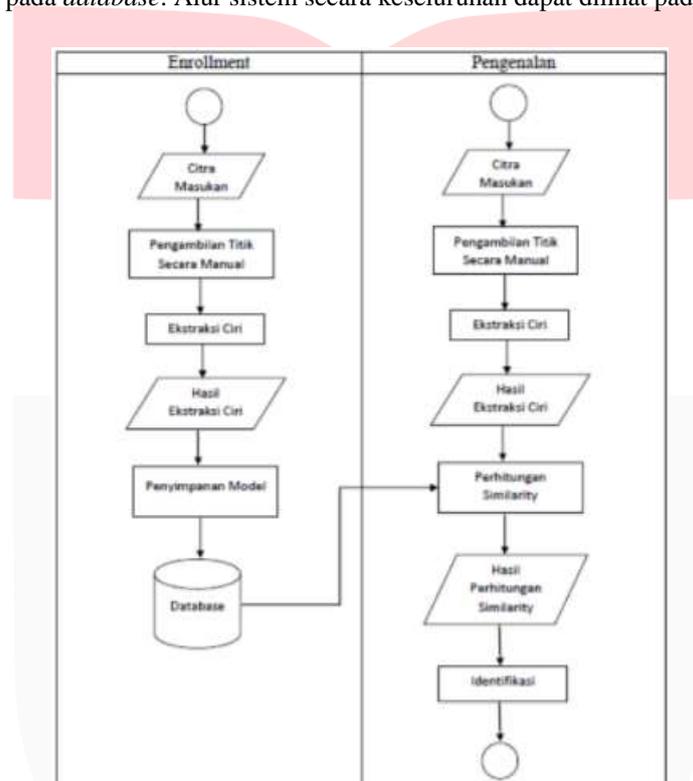
Setelah mendapatkan *graph*, langkah selanjutnya yaitu pencocokan *graph* dengan *graph* wajah baru atau data uji. Performansi metode ini dapat dipengaruhi dengan banyaknya titik pada *graph* yaitu semakin banyak titik yang dibentuk maka semakin besar akurasi pengenalan terhadap suatu citra. Namun, apabila titik yang dibentuk terlalu banyak maka waktu perhitungan akan semakin besar sehingga memperlambat proses pengenalan. Persamaan *similarity* untuk proses identifikasi pada metode ini menggunakan rumus 2.2.

$$S_{D(J,J',\vec{d})} = \frac{\sum_{j=0}^N a_j a'_j [1 - 0,5 (\phi_j - (\phi'_j + \vec{d} \cdot \vec{k}_j))] }{\sqrt{\sum_{j=0}^N a_j^2 \sum_{j=0}^N a'_j{}^2}}$$

dimana a dan a' merupakan nilai jet dari setiap node pada data model dan data uji, ϕ adalah sudut fase gelombang, \vec{d} adalah nilai perpindahan antar titik, dan \vec{k} adalah nilai radian per pixel citra.

2.5. Perancangan Sistem

Penelitian tugas akhir ini adalah membuat sistem pengenalan wajah menggunakan metode *Elastic Bunch Graph Matching*. Pada sistem ini terdapat 2 skema yaitu proses *enrollment* dan pengenalan. *Enrollment* adalah proses menyimpan ciri data model citra wajah menggunakan metode *Gabor Wavelet* ke dalam *database*. Proses selanjutnya adalah pengenalan, proses pengenalan adalah proses sistem mengenali data yang diuji dengan data model yang disediakan pada *database*. Alur sistem secara keseluruhan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Flowchart sistem secara keseluruhan

3. Hasil Pengujian dan Analisis

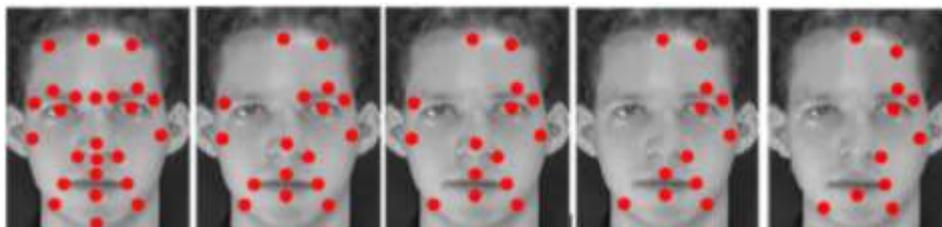
3.1. Hasil Pengujian Pengaruh Jumlah *Node Graph*

Tujuan skenario ini adalah untuk memperoleh jumlah *node graph* yang optimal. Pengujian untuk pemilihan prioritas node adalah dengan menghitung *standard deviation* nilai *jet* antar posisi node yang sama pada citra lain. Setiap node memiliki 40 nilai jet dari hasil ekstraksi ciri yang berbeda, sehingga untuk mendapatkan nilai *jet* secara keseluruhan untuk setiap node adalah mencari nilai rata-ratanya. Setelah itu barulah memperoleh nilai *jet* untuk masing - masing *node*. Grafik prioritas pengambilan *node graph* dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Grafik Prioritas Pemilihan Node

Pengujian untuk menentukan jumlah *node graph* yang digunakan dilakukan sebanyak 5 kali yaitu dengan jumlah *node* sebanyak 25, 17, 15, 12 dan 11. Tujuan dilakukan pengujian ini adalah untuk mendapatkan jumlah *node* yang optimal. Pengujian yang dilakukan dimulai dari jumlah *node* sebanyak 25 lalu dikurangi hingga memperoleh nilai akurasi yang optimal. hasil pengujian jumlah *node graph* dan gambaran dari pemilihan titik yang digunakan diuraikan pada Gambar 4.



Gambar 4 Gambaran Pemilihan Node



Gambar 5 Grafik Akurasi Pengambilan Jumlah Node Graph

Berdasarkan Gambar 4.5, pengukuran akurasi terhadap jumlah titik menghasilkan akurasi terbaik pada jumlah node sama dengan 15 yaitu 91.67%. Pengujian berakhir pada jumlah node sama dengan 11 karena sistem telah menunjukkan titik jenuhnya. Hal ini dikarenakan semakin banyak node yang digunakan maka semakin banyak ekstraksi tekstur yang dilihat yang dimana memiliki hasil ekstraksi tekstur yang salah atau kurang bagus dan memiliki kemiripan tekstur yang tinggi terhadap citra lain sehingga merusak perhitungan. Dan semakin sedikit node yang digunakan maka adanya bagian wajah yang memiliki hasil ekstraksi tekstur yang bagus namun tidak digunakan.

3.2. Hasil Pengujian Pencarian Kernel yang Terbaik

Tujuan skenario ini adalah untuk mendapatkan nilai parameter kernel yang terbaik tanpa mengurangi performansi sistem. Pengujian dilakukan berdasarkan nilai hasil ekstraksi ciri yang terbesar dari setiap kernel pada node yang digunakan untuk perhitungan klasifikasi. Sehingga dapat dilihat pada Gambar 6 kernel - kernel yang terpilih untuk proses klasifikasi.



Gambar 6 Grafik Kernel Terbaik

Berdasarkan grafik pada gambar 6 terdapat beberapa kernel yang tidak terpilih sehingga tidak berpengaruh pada klasifikasi namun tetap masuk kedalam proses ekstraksi ciri. Sehingga dengan penemuan kernel terbaik ini dapat membuat sistem yang pada awalnya melakukan komputasi terhadap 40 kombinasi parameter direduksi menjadi 12 kombinasi parameter. Hasil reduksi parameter dapat dilihat pada tabel 1.

Table 1 Nilai Parameter Pada Kernel Terbaik

Kernel Ke -	5	25	35	40
Orientasi	$4\pi/8$	0	$2\pi/8$	$7\pi/8$
Penjang Gelombang	4	$8\sqrt{2}$	16	16

Dari hasil pengujian diperoleh beberapa kernel yang memiliki nilai *maximum similarity* untuk setiap node yaitu kernel 5, 25, 35 dan 40. Berdasarkan pengujian ini dapat dilihat bahwa terdapat beberapa kernel yang tidak digunakan.

Hasil ini diperoleh karena pada pengujian jumlah *node graph* terdapat beberapa kernel yang tidak pernah memperoleh hasil *maximum similarity* masuk ke dalam perhitungan namun tidak berpengaruh pada proses identifikasi. Sehingga dengan penentuan kernel terbaik ini dapat membuat sistem yang pada awalnya melakukan komputasi terhadap 40 kombinasi parameter kernel direduksi menjadi 12 kombinasi parameter kernel. Dari pengujian ini diperoleh performansi yang sama dengan pengujian jumlah *node graph* yaitu 91.67%.

2.2 Hasil Pengujian Performansi Sistem dengan Permasalahan PIE

Tujuan skenario ini adalah untuk memperoleh performansi pengenalan wajah dengan metode *Elastic Bunch Graph Matching* dapat untuk mengurangi permasalahan *Pose, Illumination, and Expression (PIE)*. Pengujian ini menggunakan hasil skenario pada *enrollment* yaitu menguji dengan jumlah *node* sebanyak 15 dan nilai - nilai parameter terbaik. Pengujian dilakukan pada gambar yang memiliki *Pose, Illumination* dan *Expression* yang berbeda dengan data model.

Pengujian untuk mengetahui performansi sistem dengan permasalahan PIE dilakukan dengan menggunakan hasil pengujian pada skenario 1 dan 2 yaitu dengan jumlah *node* sebanyak 15 dan menggunakan parameter yang telah direduksi. Permasalahan PIE dapat diatasi oleh metode *Elastic Bunch Graph Matching* dengan cukup baik yaitu memperoleh akurasi sebesar 70%.

3. Kesimpulan dan Saran

4.1. Kesimpulan

Dari pengujian yang dilakukan dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Dari hasil pengujian yang didapatkan, metode *Elastic Bunch Graph Matching* dapat diterapkan untuk pengenalan wajah dengan akurasi 75% pada jumlah *node* sebanyak 25 dan menggunakan kombinasi kernel sebanyak 40.
2. Dari hasil percobaan didapatkan jumlah *node graph* dan nilai parameter kernel berpengaruh untuk meningkatkan performansi sistem. Untuk jumlah *node* yang optimal yaitu 15 *node* dimana memperoleh akurasi sebesar 91.67% dan dengan menggunakan nilai - nilai parameter yang terbaik memperoleh *running time* yang lebih singkat.
3. Dan dari hasil percobaan didapatkan bahwa metode *Elastic Bunch Graph Matching* dapat digunakan untuk mengatasi permasalahan *Pose, Illumination* dan *Expression* dengan akurasi 70%.

4.2. Saran

Saran untuk penenitian selanjutnya mengenai metode *Elastic Bunch Graph Matching* adalah sebagai berikut :

1. Melakukan estimasi *node* pada data uji secara otomatis.
2. Pengukuran performansi sistem dapat ditambahkan dengan dataset lain dan posisi wajah yang lebih bervariasi.

Daftar Pustaka

- [1] M. Hanmandlu, "Face Recognition using Elastic Bunch Graph Matching," *EIII*, pp. 1-7, 2009.
- [2] U. T. U. of, "The University of Utah," 1 Januari 2012. [Online]. Available: <http://www.coe.utah.edu/~cs4640/slides/Lecture0.pdf>. [Diakses 2016].
- [3] I. P. Saputro, "Pengenalan Wajah Menggunakan Wavelet dan Backpropagation," *Gogle Scholar*, pp. 25-28, 2015.
- [4] M. Turk dan A. Pentland, "Eigen Face For Recognition," *Journal of Cognitive Science*, pp. 71-86, 1991.
- [5] A. K, B. Klare dan U. Park, "Face Recognition: Some Challenges in Forensics," *IEEE International Conference*, 2011.
- [6] D. S. Bolme, *Elastic Bunch Graph Matching*, Colorado State University, 2003.
- [7] O. R. Laboratory, "The Database of Faces," April 1994. [Online]. Available: <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>. [Diakses Oktober 2017].
- [8] A. A. Oktavia, "Identifikasi Wajah Menggunakan Metode Local Derivative Pattern," Bandung, Telkom University, 2017.
- [9] S. Lawrence, C. L. Giles, A. Tsoi dan B. A. D., "Face Recognition: A Convolutional Neural Network Approach," *EIII*, pp. 98-113, 1997.
- [10] M. Lades, "Distortion Invariant Object Recognition in the Dynamic Link Architecture," *IEEE Transaction on Computers*, vol. 42, pp. 300-311, 1993.
- [11] B. M. Lahasan, "Recognition of Occluded Faces Using aEnhanced EBGGM Algorithm," *IEEE*, pp. 1-5, 2014.
- [12] L. Wiskott, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching," *IEEE*, pp. 775-779, 1997.