Pengenalan Wajah Real Time Berbiaya Rendah Menggunakan FPGA Digilent PYNQ-Z1 dengan Metode PCA

Arif Ainur Rafiq¹, Pujono², dan Eka Dyah Puspitasari³

^{1,2,3}Jurusan Teknik Elektronika, Politeknik Negeri Cilacap

Jl. Dr. Soetomo No. 1 Sidakaya, Cilacap, Jawa Tengah, 53212

arifainurrafiq@politeknikcilacap.ac.id¹, djovent@yahoo.com², ekadyah.mail@gmail.com³

ABSTRACT

Nowadays, face recognition plays central role in monitoring, biometric, and security fields. This paper presents FPGA (Field Programmable Gate Array) using real-time architecture basis. It costs less for face recognition. The face recognition module recognizes faces that have been detected by video and then the data are processed by using eigenface or Principal Component Analysis (PCA) algorithm. The architecture is implemented in FDGA Diligent Pynq-Z1, while the proposed architecture is part of the system that can recognize faces in crowd with series of faces that have been set before. In the implementation, this system can be integrated in the real-time monitoring system in crowd (such as airport, bus station, railway station, and port) to identify threat source. It is hoped that it can also decrease the criminal activity.

Key words: *FPGA, PCA, face recognition, real-time*

INTISARI

Saat ini, pengenalan wajah memainkan peran sentral dalam bidang pengawasan, bidang biometrik dan bidang keamanan. Dalam makalah ini disajikan FPGA (*Field-Programmable Gate Array*) berbasis arsitektur *real-time* yang berbiaya rendah untuk pengenalan wajah. Modul pengenalan wajah menerima wajah-wajah yang terdeteksi melalui kamera (video) dan memproses data dengan *Eigenface* atau algoritma *Principal Component Analysis* (PCA). Arsitekturnya diimplementasikan pada FPGA Digilent Pynq-Z1, arsitektur yang diusulkan adalah bagian dari suatu sistem yang mampu menemukan wajah dalam keramaian berdasarkan serangkaian wajah yang ditentukan sebelumnya. Pada implementasinya, sistem ini dapat diintegrasikan ke dalam sistem pengawasan *real-time* di tempat-tempat keramaian (bandara, terminal bus, stasiun kereta dan pelabuhan) untuk mengidentifikasi sumber ancaman dan dengan ini akan mengurangi terjadinya aktivitas kriminal.

Kata kunci: *FPGA, PCA, pengenalan wajah, real time*

I. PENDAHULUAN

Perkembangan dari penggunaan pengenalan wajah manusia dalam beberapa tahun terakhir banyak dipelajari untuk proses identifikasi orang secara otomatis menjadi bidang yang menarik, karena kontrol masuk dan keamanan memainkan peran sentral dalam industri. Selain itu, tempat-tempat umum rentan terhadap tindakan kriminal, oleh karena itu menghilangkan ancaman yang bersumber dari tempat-tempat ramai juga membutuhkan pengakuan dari penjahat yang dikenal. Pengenalan wajah adalah solusi yang dapat diterapkan dengan baik untuk identifikasi orang, dan memiliki banyak aplikasi dalam pengawasan, manajemen akses, penegakan

hukum dan biometrik. Secara umum jumlah orang yang dapat diidentifikasi rendah, tetapi ada tempat-tempat misalnya stasiun bus dan bandara di mana sejumlah besar wajah perlu diidentifikasi dalam waktu yang sangat singkat. Dalam proses identifikasi diperlukan untuk membandingkan wajah orang tersebut dengan wajah-wajah dalam *database*. Oleh karena itu waktu pengenalan tergantung pada jumlah dan ukuran wajah yang disimpan. Untuk mengidentifikasi seseorang secara waktu nyata, diperlukan penggunaan perangkat keras khusus.

Pendekatan yang banyak digunakan untuk pengenalan wajah adalah pendekatan *Eigenfaces*, yang merupakan penggunaan *Principal Component Analysis* (PCA) pada *database* yang

berisi wajah manusia. Karena pengurangan dimensi fitur perhitungan dapat lebih cepat dan implementasi lebih mudah daripada pendekatan pengenalan wajah lainnya. Disimpulkan bahwa *Eigenfaces* toleran terhadap rotasi kecil, terjemahan, dan perubahan skala[1].

Dalam literatur, dapat ditemukan berbagai pendekatan berbasis perangkat lunak untuk pengenalan wajah. Dalam [2] aplikasi PCA dibahas dalam komputasi berbasis visi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pengurangan dimensi berbasis PCA dan klasifikasi gambar memiliki potensi untuk industrialisasi, tetapi membutuhkan jumlah komputasi yang besar. Teknik dua dimensi baru untuk PCA ditunjukkan pada [3], di mana PCA didasarkan pada matriks gambar 2D, bukan 1D. 2DPCA ini lebih efisien daripada PCA sederhana, tetapi membutuhkan lebih banyak memori. Algoritma pengenalan wajah berdasarkan pendekatan PCA modular disajikan dalam [4]. Pendekatan modular memiliki kinerja yang lebih baik dalam berbagai kondisi pencahayaan dan ekspresi, tetapi biaya komputasi lebih mahal. Meskipun implementasi pengenalan wajah PCA berbasis perangkat lunak mampu mengklasifikasikan secara akurat, tetapi penggunaan mereka tidak memungkinkan untuk real-time.

Field-Programmable Gate Array (FPGA) diterapkan untuk meningkatkan efisiensi komputasi dengan paralelisme perangkat keras. Oleh karena itu dimungkinkan akselerasi dengan tingkat tinggi. Dalam literatur, dapat ditemukan beberapa pendekatan pengenalan wajah berbasis FPGA. Dalam [5] diusulkan sistem deteksi emosi portabel berbasis PCA *real-time*, yang mampu membantu anak-anak autistik memahami emosi wajah orang lain. Arsitektur yang diusulkan menggunakan perhitungan eigen yang dioptimalkan dengan metode iterasi *power-deflation*, dan diimplementasikan pada Virtex-7 FPGA. Hasilnya menunjukkan akurasi deteksi 82,3%. Jaringan saraf berbasis FPGA, yang mampu melakukan komputasi PCA disajikan pada [6]. Algoritma ini diimplementasikan pada Virtex-2 FPGA, dan arsitektur ini dapat mengenali 1400 wajah dalam satu bingkai gambar, yang membuatnya cocok untuk pengenalan wajah *real-time*. Dalam [7] diusulkan

arsitektur pengenalan wajah berbasis FPGA yang dapat melakukan PCA pada gambar transformasi gelombang kecil. Arsitektur diimplementasikan pada Virtex-2 Pro dengan 46,79 MHz dan mampu melakukan klasifikasi dengan keakuratan 100% dengan penggunaan 40 vektor eigen/muka.

II. STUDI PUSTAKA

Gagasan utama dari metode *Eigenface* yaitu metode ini hanya menggunakan informasi yang paling relevan yang mungkin dari gambar wajah manusia dan membuat perbandingan berdasarkan fitur-fitur di antara wajah-wajah tersebut. Menggunakan variasi gambar wajah untuk basis perbandingan adalah pendekatan yang sederhana, tetapi efisien. Secara matematis itu berarti ekstraksi komponen utama dari distribusi wajah, yang identik untuk menghitung matriks kovarians dari himpunan gambar wajah manusia dan kemudian menghitung vektor eigen dari kovarians.

Vektor eigen adalah fitur yang bersama-sama menggambarkan gambar wajah dan dapat ditampilkan sebagai gambar wajah yang seperti hantu, yang disebut *eigenface*. *Eigenfaces* mencirikan variasi antara gambar wajah, oleh karena itu setiap wajah manusia dapat direkonstruksi dengan kombinasi linear dari *eigenfaces*. Vektor eigen dengan nilai eigen terbesar milik varians tertinggi di antara gambar wajah, sehingga subruang dari *eigenfaces* dapat diperluas, yang disebut ruang wajah. Oleh karena itu setiap wajah manusia dapat dikarakterisasi oleh satu set kecil vektor eigen, yang merupakan representasi kompak dan efisien dari gambar asli.

Metode *EigenFaces* atau PCA dapat dipisahkan menjadi fase pembelajaran dan pengenalan, seperti yang dapat dilihat pada Gambar. 1. Pada fase pembelajaran pertama-tama diperlukan satu set gambar wajah manusia, yang akan menjadi set pelatihan. Kemudian menghitung *eigenfaces* dari set pelatihan dan menentukan ruang wajah.

Akhirnya proyeksi gambar wajah ke ruang wajah diperlukan dengan menghitung distribusi di ruang wajah setiap gambar wajah. Langkah-

langkah ini bisa dilakukan lagi setiap kali wajah baru dipelajari. Setelah fase pembelajaran berakhir, fase pengenalan dapat dimulai dengan menghitung vektor eigen wajah yang akan dikenali. Akhirnya proyeksi untuk setiap eigenface diperlukan yang akan menunjukkan tingkat kesamaan antara gambar wajah input dan set wajah pelatihan.

Selanjutnya dapat ditentukan bahwa input adalah wajah atau objek lain dengan jarak antara hasil proyeksi dan elemen ruang wajah. Ada juga potensi untuk mempelajari wajah yang tidak dikenal jika wajah itu sudah dikenal sebagai wajah yang tidak dikenal untuk beberapa kali.

A. Perhitungan Eigenface

Gambar wajah I adalah susunan $N \times N$ dua dimensi yang mengandung nilai skala *grayscale*/ abu-abu 0 - 255. Dalam perhitungan eigenfaces, pembuatan vektor kolom diperlukan dari gambar wajah asli. Akibatnya panjang vektor akan menjadi N^2 . Langkah selanjutnya adalah menghitung rata-rata wajah, yang dapat dilakukan sebagai berikut:

$$\psi = \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (1)$$

dimana ψ adalah wajah rata-rata, Γ_n adalah gambar wajah ke- n dari set pelatihan dan M adalah jumlah wajah. Sedangkan untuk beda rata-rata dapat dihitung dengan cara sebagai berikut:

$$\phi = \Gamma_n - \psi \quad (2)$$

di mana ϕ adalah gambar beda ke i . Berdasarkan gambar beda, distribusi data harus ditentukan dengan menemukan vektor ortonormal u , yang dikenal sebagai vektor eigen.

Gambar 1 Diagram Skematik dari Metode EigenFace

Vektor ke k dapat dipilih sebagai:

$$\lambda_k = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M u_k^T \Phi_n^2 \quad (3)$$

Dimana λ_k adalah nilai eigen ke k dari matriks kovarian C :

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = A A^T \quad (4)$$

Di mana matriks A terdiri dari gambar beda $[\phi_1 \phi_2 \dots \phi_M]$. Namun demikian, matriks kovarian memiliki dimensi $N^2 \times N^2$, dan komputasi vektor eigen bisa menghabiskan banyak waktu dan sumber daya bahkan untuk gambar yang kecil. Oleh karena itu diperlukan pendekatan yang layak secara komputasi untuk perhitungan vektor eigen. Ada solusi praktis untuk masalah ini. Berdasarkan jumlah gambar, hanya akan ada vektor eigen yang dapat digunakan $M-1$ dengan nilai eigen tertinggi, sedangkan vektor eigen lainnya memiliki nilai eigen mendekati nol. Skenario ini dapat diselesaikan dengan mudah dengan menghitung vektor eigen dari matriks dimensi $M \times M$, daripada matriks 4096×4096 . Mengambil vektor eigen v_i dari $A^T A$:

$$A^T A v_i = \mu_i v_i \quad (5)$$

dan mengalikan (5) dengan matriks A pada dua sisi:

$$AA^T Av_i = \mu_i Av_i \quad (6)$$

di mana μ adalah nilai eigen ke i . dapat dilihat bahwa Av_i adalah vektor eigen dari matriks kovarian C. Dengan menggunakan metode ini eigenfaces dari gambar wajah pelatihan M dapat ditentukan sebagai berikut:

$$u_i = \sum_{k=1}^M v_{ik} \Phi_k, \quad i = 1 \dots M \quad (7)$$

Dengan menggunakan metode ini, urutan perhitungan hanya M, yang merupakan jumlah gambar dalam set pelatihan, bukan N^2 , yang merupakan jumlah piksel dalam satu gambar.

B. Klasifikasi

Dalam proses klasifikasi, wajah baru diproyeksikan ke ruang wajah sebagai berikut:

$$\omega_i = u_i^T (\Gamma_{new} - \Psi), \quad i = 1 \dots M \quad (8)$$

Di mana ω_1 adalah nilai proyeksi ke I berdasarkan eigenface ke I dan gambar wajah baru Γ_{new} . Nilai proyeksi mewakili kontribusi ke *eigenfaces* yang sesuai untuk merekonstruksi wajah yang diinput. Sebuah Ω vektor dapat dibentuk menjadi nilai-nilai proyeksi sebagai berikut:

$$\Omega = [\omega_1 \ \omega_2 \ \dots \ \omega_M] \quad (9)$$

Berdasarkan vektor proyeksi Ω , wajah yang paling mirip dapat dengan mudah ditentukan oleh metrik jarak sebagai berikut:

$$d_i = \|\Omega_T - \Omega_i\|, \quad i = 1 \dots M \quad (10)$$

Dimana Ω_T adalah matriks proyeksi berdasarkan gambar pelatihan. Jumlah jarak yang

minumum akan menjadi wajah yang paling mirip dengan wajah baru [8] - [9].

III. METODE

Sistem identifikasi orang otomatis yang mampu mendeteksi dan mengenali wajah manusia dapat dilihat pada Gambar. 2.

Gambar 2 Sistem secara keseluruhan

Sistem ini terdiri dari kamera video, PC host, FPGA, dan layar. Dalam penelitian ini hanya pengenalan wajah yang telah diterapkan dan diuji pada perangkat keras FPGA, bagian perangkat lunak lain dari sistem ini dapat bekerja pada MATLAB pada PC. Konfigurasi PC terdiri dari Core i5-7200U yang berjalan pada RAM DDR3 3,4 GHz dan 8 GB DDR3 RAM.

Gambar 3. Arsitektur system pengenalan wajah

Sistem identifikasi otomatis berfungsi sebagai berikut. Aliran video yang disediakan oleh kamera video diproses pada PC untuk mendeteksi wajah menggunakan algoritma Viola-Jones dengan fitur seperti Haar [10]. Wajah yang terdeteksi diturunkan menjadi 64x64 dan divektorkan, yang merupakan persiapan untuk pengenalan wajah dengan metode *Eigenfaces*. FPGA dapat dikonfigurasi melalui Gigabit Ethernet untuk mempelajari atau mengenali wajah yang ditransfer, oleh karena itu dapat digunakan untuk mempelajari wajah secara otomatis atau untuk menentukan basis data pelatihan. Wajah yang telah divektor ditransfer melalui Gigabit Ethernet ke FPGA, yang mengklasifikasikan wajah secara *real-time* berdasarkan pada basis data pelatihan [11]. Kelas-kelas wajah yang diidentifikasi kemudian ditransfer kembali ke PC, yang memvisualisasikan hasil pada monitor berdasarkan bingkai video asli, wajah yang terdeteksi dan kelas wajah yang dihasilkan.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Arsitektur pengenalan wajah diimplementasikan pada papan pengembangan Digilent Pynq-Z1 Xilinx. Hal ini memungkinkan penggunaan C/C++ atau SystemC dengan beberapa pembatasan spesifik FPGA. Papan pengembangan Digilent berisi Zynq XC7Z020-1CLG400C SoC (Zynq System on Chips) dengan mikroprosesor dual-core Cortex-A9 650 MHz, memori DDR3 512 MB eksternal dengan bandwidth 1050 Mbps, *bandwidth* tinggi 1 Gigabit Ethernet, dan periferal lainnya.

Gambar 4 Papan FPGA Digilent Pynq-Z1

A. Arsitektur

Arsitektur sistem yang diusulkan dibangun dari enam bagian utama seperti yang dapat dilihat pada Gambar. 3. Bagian-bagian tersebut adalah ARM Processor, DMA Controller, AXI-4 Interconnect, *Memory Controller*, *Board Memory*, dan *EigenFace Core*.

Gambar 5 Arsitektur Digilent Pynq-Z1

ARM Processor berkomunikasi dengan komputer host melalui Gigabit Ethernet dan mengontrol aliran data pada bus AXI4-Lite dan AXI4. Selain itu, ARM Processor menghitung terlebih dahulu matriks yang diperlukan untuk *EigenFace Core*. *Memory Controller* dan *Board Memory* bertanggung jawab untuk menyimpan wajah manusia yang diekstraksi dari aliran video dan juga hasil sub dan akhir dari proses klasifikasi. Transfer data antara *EigenFace Core* dan *Board Memory* dilakukan oleh DMA

Controller. Dalam memori data disimpan secara berurutan, tetapi *EigenFace Core* membutuhkannya secara campuran, oleh karena itu instruksi DMA sebar-kumpul (*scatter-gather/SG*) digunakan. *EigenFace Core* menghitung langkah algoritmik metode *EigenFaces*. Pada langkah pertama menghitung wajah rata-rata. Pada langkah kedua perbedaan dari rata-rata dihitung untuk setiap vektor wajah.

Pada langkah ketiga, vektor eigen dihitung. Pada langkah keempat, proyeksi ke ruang wajah dihitung. Dalam mode pengenalan, jarak antara proyeksi set pelatihan dan proyeksi wajah yang diinput harus dihitung. Dalam *EigenFaces Core* hanya data untuk langkah aktual disimpan, untuk meminimalkan penggunaan memori BRAM. AXI-4 *Interconnect* menyediakan koneksi antara bagian-bagian sistem.

Table I. Persyaratan sumber daya untuk Eigenfaces Core

	BRAM	DSP48E	FF	LUT
Tersedia	120	80	35200	17600
Syarat	80	11	2802	4493
Penggunaan	66%	13%	7%	25%

B. Penerapan

Dalam penghitungan rata-rata wajah, hanya penambahan dan perkalian dengan kebalikan dari M yang diperlukan pada akhir setiap baris, ketika wajah-wajah adalah vektor kolom. Perhitungan ini dapat dilakukan paralel dengan faktor 64, yang merupakan satu dimensi dari wajah. Komputasi vektor eigen terdiri dari tiga perkalian matriks, yang sayangnya tidak dapat dilakukan secara paralel karena ketergantungan data.

Namun perkalian dua matriks dapat menggunakan paralelisme dalam perhitungan elemen matriks yang dihasilkan, oleh karena itu satu elemen dari matriks baru dapat dihitung dalam siklus jam. Setelah satu kolom dari matriks yang dihasilkan dihitung, kolom tersebut dapat segera digunakan untuk perkalian matriks berikutnya. Langkah proyeksi mencakup perkalian masing-masing vektor wajah dengan matriks vektor eigen, yang dapat paralel dengan faktor 64. Akhirnya diperlukan perhitungan jarak

euclidean, yang dilakukan secara serial karena tingginya persyaratan DSP dari akar kuadrat.

C. Hasil

Persyaratan sumber daya dari *EigenFace Core* dapat dilihat pada Tabel I. Untuk mempertahankan penggunaan memori RAM Blok rendah, matriks yang diperlukan dimuat dari memori DDR3 di setiap langkah dan segera digunakan.

Implementasi FPGA dari metode *EigenFaces* telah diuji dengan *database Faces94*, yang berisi 25 gambar wajah dari 153 orang. Ekspresi wajah pada gambar sedikit bervariasi. Dari 153 orang, 8 dipilih untuk pengujian. 20 gambar dari 8 orang hanya 1 digunakan untuk pelatihan dan 19 lainnya untuk validasi. Dengan menggunakan gambar wajah ini, efisiensi pengenalan 95% dapat dicapai, dengan masukan 13026 wajah/detik pada frekuensi jam 100 MHz.

Tabel II. Perbandingan Biaya Sistem

Referensi	Tipe FPGA	Harga (USD)	Wajah/ Detik	Biaya/ Wajah/ Detik
[5]	Virtex-7	4035	-	-
[6]	Virtex-2 PRO	1067	43049	0.02
Diusulkan	Digilent Zynq-Z1	119	13026	0.013

Perbandingan biaya sistem dari hasil sebelumnya dapat dilihat pada Tabel II, yang menunjukkan bahwa sistem yang diusulkan lebih hemat biaya, daripada sistem berbasis FPGA *real-time* yang serupa. Selain itu juga ketersediaan di pasar membuat system yang diusulkan lebih mudah direalisasikan.

V. KESIMPULAN

Dalam makalah ini diusulkan penerapan FPGA berbasis *real-time* berbiaya rendah dengan metode *EigenFaces* untuk pengenalan wajah manusia. Hasil pengujian menunjukkan bahwa arsitekturnya memiliki akurasi pengenalan 95%, dan dapat memproses 13026 wajah dalam satu detik. Selanjutnya, arsitektur dapat

diimplementasikan pada Zynq XC7Z020-1CLG400C berbiaya rendah.

Penelitian selanjutnya adalah menerapkan algoritma deteksi wajah pada FPGA, dan menggunakannya bersama dengan arsitektur pengenalan wajah yang diusulkan. Untuk metode akan tetap digunakan PCA karena karakteristiknya yang sesuai dengan sistem.

REFERENSI

- [1] A. Lemieus M. Parizeau, "Experiments on Eigenfaces Robustness", Proceedings of the IEEE International Conference on Pattern Recognition, August 2002, pp 421-424.
- [2] C. Z. Liu, M. Kavakli, "Extension of Principle component analysis with applications on vision-based computing", Springer, Multimedia Tools and Applications, Vol. 75, Issue 17, September 2016, pp. 10113-10151.
- [3] Jian Yang, D. Zhang, A. F. Frangi, Jing-yu Yang, "Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition", IEEE Transaction on Pattern Recognition, Vol. 26, Issue 1, June 2004, pp 131-137
- [4] K. Elissa, "Title of paper if known," tidak dipublikasikan.
- [5] K. G. Smitha, A.P. Vinod, "Low Complexity FPGA Implementation of Emotion Detection for Autistic Children", 7th International Symposium on Medical Information and Communication Technology, March 2013
- [6] A. R. Mohan, N. Sudha, P. K. Meher, "An Embedded Face Recognition System on a VLSI Array Architecture and its FPGA Implementation", 34th Annual Conference of IEEE on Industrial Electronics, November 2008
- [7] A. Y. Jammoussi, S. F. Ghribi, D. S. Masmoudi, "Implementation of face recognition system in Virtex I Pro platform", IEEE, 3rd International Conference on Signals, Circuit and Systems, November 2009
- [8] M. Turk, A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", MIT Press, Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, Issue 1, January 1991, pp. 71-86.
- [9] H. Abdi, L. J. Williams, "Principal component analysis", Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistic, Vol. 2, Issue 4, June 2010, pp. 433-459
- [10] P. Viola, M. J. Jones, "Robust Real-Time Face Detection", Springer, International Journal of Computer Vision, Vol. 57, Issue 2, May 2004, pp. 137-154
- C. Liang, C. Wu, X. Zhou, W. Cao, S. Wang, L. Wang, "An FPGA-cluster-accelerated match engine for content-based image retrieval", International conference on Field-Programmable Technology (FPT), 2013, pp. 422-425.