

Pengembangan Sistem Identifikasi Multimodal Menggunakan Biometrika Wajah dan Telinga Berdasarkan *Principal Component Analysis* (PCA), Dimensi Fraktal, dan Lacunarity

Dedy Suryadi¹, Risanuri Hidayat², Hanung Adi Nugroho³

¹Mahasiswa Pascasarjana Jurusan Teknik Elektro FT UGM

^{2,3} Staf Pengajar Jurusan Teknik Elektro FT UGM

Jln. Grafika 2 Yogyakarta 55281 Indonesia

¹dedy_S3_09@mail.ugm.ac.id

²risanuri@te.ugm.ac.id

³hanung@te.ugm.ac.id

Abstract— *In this study proposes a development of biometric identification system using face and ears, the proposed feature extraction techniques based on Principal Component Analysis (PCA), Fractal Dimension and Lacunarity. For the facial image is extracted by PCA and ear images extracted with fractal dimension and Lacunarity. In this study will also be selected traits which aims to get the relevant characteristics to be classified. In this study also proposed merging technique at the level of decision (decision) to feature facial image and the ear image. As for the classification used method of measuring the distance from the k-NN. Tests will be performed on ORL face database and image data base AMI ear, classification results obtained the highest recognition rate range 98.22% to 100%.*

Keywords— *Face Recognition; Fractal Dimension; Lacunarity; PCA; multimodal; Feature selection; Classification; k-NN; decision*

Abstraks—*Dalam penelitian ini diusulkan suatu pengembangan sistem identifikasi menggunakan biometrika wajah dan telinga, teknik ekstraksi ciri yang diusulkan berdasarkan Principal Component Analysis (PCA), Dimensi Fraktal dan Lacunarity. Untuk citra wajah ekstraksi dengan PCA dan citra telinga diekstraksi dengan dimensi fraktal dan Lacunarity. Dalam penelitian ini juga dilakukan seleksi ciri yang bertujuan untuk mendapatkan ciri yang relevan untuk diklasifikasi. Dalam penelitian ini diusulkan juga teknik penggabungan pada tingkat keputusan (decision) untuk fitur citra wajah dan citra telinga. Sedangkan untuk klasifikasi digunakan metode pengukuran jarak dari k-NN. Pengujian akan dilakukan pada basis data wajah ORL dan basis data citra telinga AMI, hasil klasifikasi diperoleh tingkat pengenalan tertinggi berkisar 98,22% hingga 100%.*

Keywords—*Pengenalan wajah; Dimensi Fraktal, Lacunarity; PCA; multimodal pemilihan ciri; Klasifikasi; k-NN; decision*

I. PENDAHULUAN

Meskipun pengenalan wajah yang menjadi subjek bidang penelitian untuk mengidentifikasi manusia sering dilakukan, namun saat ini masih saja ada permasalahan yang menantang, terutama menghadapi permasalahan variasi dan kompleksitas dari wajah manusia, di samping itu permasalahan komputasi juga menjadi permasalahan utama kedua.

Wajah merupakan karakteristik biometrika yang paling banyak digunakan manusia untuk sistem pengenalan.

Namun yang menjadi kendala dalam peningkatan pengenalan wajah adalah adanya ekspresi wajah [1]. Wajah adalah objek yang tidak kaku terdiri dari rincian atau pola yang kompleks sering berubah-ubah atau yang disebut ekspresi wajah [2]. Diperlukan suatu teknik dalam mengekstraksi citra wajah agar menghasilkan ciri-ciri yang relevan dapat membedakan citra wajah manusia dengan yang lainnya.

Ada beberapa alasan mengapa menggunakan biometrika telinga dan wajah [2]. Pertama, data citra telinga dan wajah dapat ditangkap dengan menggunakan kamera konvensional. Kedua, pengumpulan data citra wajah dan telinga bersifat *nonintrusive* (yaitu, tidak memerlukan kerja sama dengan pengguna). Ketiga, dalam fisik telinga dan wajah berdekatan satu sama lain dan ketika pengambilan data telinga dan wajah juga diperoleh sekaligus, begitu juga sebaliknya. Seringkali, dalam foto atau video yang diambil dari kepala pengguna, kedua biometrika ini selalu hadir secara bersama-sama dan keduanya siap untuk sistem biometrika multimodal. Dengan demikian, penggunaan biometrika wajah dan telinga dalam sistem identifikasi multimodal lebih layak daripada biometrika lainnya.

Sistem identifikasi multimodal biometrika pada dasarnya merupakan proses pencocokan dua ciri dari wajah dan telinga. Ada beberapa penelitian tentang identifikasi multimodal telah dilakukan. Berbagai metode telah diterapkan oleh peneliti sebelumnya Xiaona [3], menggunakan *Full-Space Linear Discriminant Analysis* (FSLDA) untuk ekstraksi citra wajah dan telinga dan tingkat pengenalan 97,6%. Pan [4], menggunakan *Kernel Fisher discriminant analysis* (KFDA) dengan tingkat pengenalan 96,84%. Javadtalab [5], menggunakan pendekatan 2D *wavelet* untuk mengekstraksi ciri pada biometrika wajah dan telinga. Lathika [6], menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) untuk mengekstraksi ciri pada biometrika wajah, telinga dan gaya berjalan (*gait*) dan penggabungan dilakukan pada tingkat skor, klasifikasi menggunakan *Neural Network*, tingkat pengenalan 99,21%.

Selain metode yang dijelaskan di atas, ada metode yang dapat digunakan untuk mengekstraksi citra menjadi ciri, yakni *Fractal Dimension* (FD). Menurut Zhao [7], bahwa dimensi blok mempengaruhi tingkat pengenalan [8], identifikasi telinga menggunakan filter Gabor untuk ekstraksi cirinya [9], pengenalan telinga dengan

menggunakan *Least Mean Square* (LMS) untuk ekstraksi ciri citra telinga [10], pengenalan telinga yang ekstraksi cirinya menggunakan *Kernel Principal Component Analysis* (KPCA) [11], pengenalan telinga manusia dengan menggunakan ciri geometris telinga. Choras [12], teknik yang efisien dalam ekstraksi ciri dengan metode geometris, yakni berdasarkan pada jumlah pixel yang memiliki jari-jari yang sama dalam lingkaran dengan center di pusat massa (*centroid*) dan panjang, pada topologi kontur. Agarwal [13], mengembangkan pengenalan telinga manusia berdasarkan statistic menggunakan *wavelet* dan geometris, tingkat pengenalan 93%.

Mengidentifikasi biometrika wajah tidak semudah pada biometrika lainnya yang tidak memiliki variasi, wajah memiliki variasi akibat dari ekspresi wajah. Begitu juga untuk mengidentifikasi telinga, telinga memiliki keunikan yang setiap orang berbeda. Keunikan atau ciri khas dari telinga adalah bentuk dan kontur telinga. Ciri khas ini dapat menjadi karakteristik ciri yang dapat membedakan orang satu dengan orang lain. Permasalahan untuk biometrika telinga adalah saat pengambilan data citra telinga, pencahayaan, sudut pengambilan dan jarak sensor atau kamera dapat mempengaruhi tingkat pengenalan. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang efektif untuk mengekstraksi kedua biometrika ini (wajah dan telinga).

Untuk menjaga performa identifikasi multimodal dalam penelitian ini, maka pemilihan teknik penggabungan (*fusion*) yang terbaik untuk menggabungkan dua biometrika wajah dan telinga. Karena sistem identifikasi adalah membandingkan atau mencocokkan dari satu masukan data biometrika dengan banyak data biometrika dalam database. Untuk itu perlu pemilihan teknik penggabungan yang terbaik untuk sistem identifikasi multimodal yang diusulkan.

II. METODOLOGI

Sistem identifikasi multibiometrika atau multimodal biometrika adalah sistem identifikasi dengan menggunakan lebih dari satu biometrika. Dalam penelitian ini menggunakan biometrika wajah dan telinga. Gambaran umum sistem identifikasi multi-biometrika ini ditunjukkan pada Gambar 1, dimana terdapat enam modul utama didalam sistem tersebut.

Modul pra pengolahan bertujuan untuk memperbaiki keadaan citra agar lebih memudahkan untuk proses pengolahan selanjutnya. Pra-pengolahan citra ini terdiri dari beberapa langkah diantaranya; konversi citra RGB ke *Grayscale* dan normalisasi Histogram.

Modul segmentasi bertujuan untuk memperoleh citra biner, selajutnya dilakukan deteksi tepi untuk memperoleh kontur citra. Didalam modul ini ada 3 tahapan yakni; proses mendapatkan citra biner dengan pengambangan *Otsu*, deteksi tepi dengan operator *canny* dan pemilihan kontur terpanjang dari kontur-kontur yang ada.

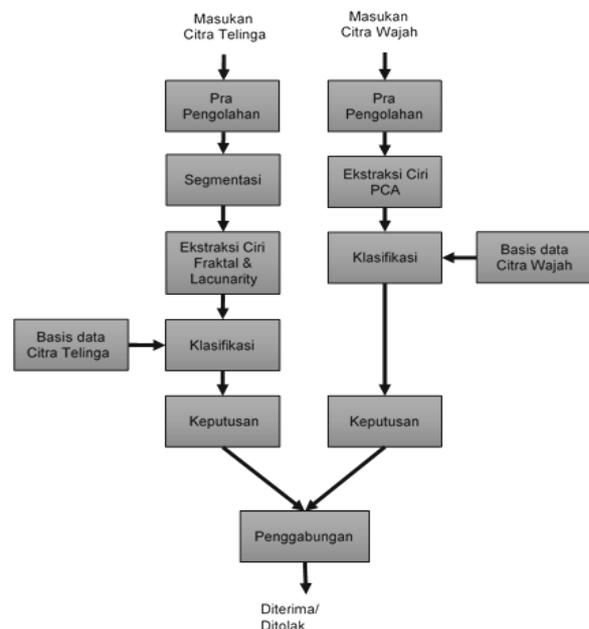
Modul ekstraksi ciri bertujuan untuk memperoleh ciri dari wajah atau telinga hasil dari pra pengolahan dan segmentasi dengan menggunakan dimensi fraktal, *lacunarity* dan PCA

Modul klasifikasi, modul ini bertujuan untuk mengklasifikasi ciri yang diperoleh dengan ciri yang

tersimpan dalam basis data citra. Klasifikasi pada penelitian ini menggunakan k-NN (*k-Nearest-Neighbor*).

Modul penggabungan, dalam sistem identifikasi multibiometrika menggunakan lebih dari satu biometrika, maka perlu ada penggabungan untuk mendapatkan hasil identifikasi dengan tingkat pengenalan yang tertinggi. Pada penelitian ini penggabungan dilakukan pada tingkat skor hasil klasifikasi. Dengan pertimbangan dari nilai ambang yang diberikan.

Modul keputusan, bertujuan memberi keputusan terbaik berdasarkan acuan nilai ambang apakah pengguna dikenali atau tidak. Nilai ambang yang digunakan melalui pengujian pada semua data sampel dan akan menghasilkan FAR (*false accept rate*) dan FRR (*false rejection rate*)



Gambar 1. Diagram block sistem pengenalan wajah

A. Pra pengolahan

Pra pengolahan merupakan tahap awal dalam menganalisis suatu citra, tujuan dari tahap ini untuk mempersiapkan citra agar lebih mudah untuk diolah pada tahapan selanjutnya. Pada tahap pra pengolahan ini, suatu citra akan dilakukan penyesuaian intensitas, penajaman, dan representasi citra seperti normalisasi dimensi, resolusi dan lain sebagainya.

B. Segmentasi

Segmentasi citra merupakan proses yang bertujuan untuk mendapatkan objek-objek yang terkandung di dalam citra dan membagi citra ke dalam beberapa daerah dari setiap objek atau daerah yang memiliki kemiripan atribut. Pada citra yang mengandung hanya satu objek, objek dibedakan dari latar belakangnya. Ada dua tahap yang akan dilakukan dalam segmentasi citra, yakni tahapan penghalusan citra dengan filter Gaussian, citra biner dan deteksi tepi. Dalam penelitian ini segmentasi dilakukan untuk ekstraksi ciri menggunakan dimensi fraktal dan *Lacunarity*. Berdasarkan citra hasil pra pengolahan,

pertama-tama dilakukan penghalusan citra dengan filter Gaussian dan selanjutnya dilakukan binerisasi citra dan deteksi tepi untuk mendapatkan kontur citra

C. Ekstraksi ciri

1) Dimensi Fraktal

Adapun langkah-langkah metode penghitungan kotak adalah sebagai berikut:

- Citra dibagi kedalam kotak-kotak dengan ukuran r.
- Hitung banyaknya kotak N(r) yang berisi bagian obyek pada citra. Nilai N(r) sangat tergantung pada r. Pada penelitian ini, nilai s berubah dari 0 sampai 2^k, dengan k = 0, 1, 2, ... dan seterusnya, 2^k tidak boleh lebih besar dari ukuran citra. Bila citra berukuran 2^m x 2^m, maka nilai k akan berhenti sampai m. Hitung D(r) dengan persamaan (1).

$$D(r) = \frac{\log 2N(r)}{\log 2(r)} \tag{1}$$

- Langkah terakhir adalah membuat garis lurus (*regresi linier*) berdasarkan nilai-nilai *log (N(s))* (sebagai sumbu y) dan nilai-nilai *log (s)* (sebagai sumbu x). Persamaan garis lurus dapat ditentukan dengan metode kuadrat terkecil (*leastsquare*), seperti yang ditunjukkan oleh persamaan (2).

Kemiringan (slope) dari garis lurus. Mencari kemiringan dari persamaan garis lurus dengan metode kuadrat terkecil, yaitu $y = a \cdot x + b$, di sini nilai *a* menyatakan kemiringan garis lurus tersebut dan *b* adalah translasinya. Sehingga yang perlu dicari adalah komponen *a*, yaitu dengan persamaan (2) [14]. Metode *Least square* dapat digunakan untuk mencari dimensi fraktal pada langkah 4, dimana $\sum_{i=1}^n x_i$ menyatakan sumbu x yaitu ukuran *box* (r) yang bergerak dari 2^kx2^k hingga 2^mx2^m dan $\sum_{i=1}^n y_i$ menyatakan sumbu y yaitu jumlah *box* yang memiliki objek yang dinotasikan N(r).

$$a = \frac{(\sum_{i=1}^n y_i)(\sum_{i=1}^n x_i^2) - (\sum_{i=1}^n x_i)(\sum_{i=1}^n y_i x_i)}{n(\sum_{i=1}^n x_i^2) - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \tag{2}$$

2) Lacunarity

Derajat kekosongan fraktal mengukur bagaimana fraktal mengisi ruang. Derajat kekosongan dapat dihitung dengan cara sebagai berikut:

Bila $P(m, L)$ menyatakan probabilitas dari titik berjumlah *m* pada kotak yang berukuran *L*, yang selanjutnya dalam pengolahan citra digital disebut dengan *ratio*. Maka untuk setiap nilai *L* didefinisikan dalam persamaan (3) [15];

$$\sum_{m=1}^N P(m, L) = 1 \tag{3}$$

Dengan N menyatakan banyaknya piksel pada kotak yang berukuran L, sehingga moment komulatif satu dan moment komulatif dua masing-masing ditunjukkan pada persamaan (4) dan (5).

$$M(L) = \sum_{m=1}^N m P(m, L) \tag{4}$$

$$M^2(L) = \sum_{m=1}^N m^2 P(m, L) \tag{5}$$

Derajat kekosongan fraktal atau Lacunarity didefinisikan dalam persamaan (6).

$$\Lambda(L) = \frac{M^2(L) - [M(L)]^2}{[M(L)]^2} \tag{6}$$

3) Principal Component Analysis (PCA)

Berikut ini adalah langkah-langkah untuk melakukan perhitungan *eigen* citra dengan PCA.

- Mempersiapkan data citra,

Citra latih (Γ_i) yang diperoleh siap untuk dilakukan proses perhitungan *eigen* face, citra latih diubah menjadi vektor seperti pada persamaan (7).

$$\Gamma_i = [\Gamma_{i1}, \Gamma_{i2}, \Gamma_{i3}, \dots, \Gamma_{iM \times M}] \tag{7}$$

Kemudian vektor-vektor ini digabungkan ke dalam sebuah matriks berdimensi $N \times M \times M$ seperti yang ditunjukkan dalam persamaan (8).

$$\Gamma = \begin{bmatrix} \Gamma_{11} & \Gamma_{12} & \dots & \dots & \Gamma_{1N \times M} \\ \Gamma_{21} & \Gamma_{22} & \dots & \dots & \Gamma_{2N \times M} \\ & & \vdots & & \\ & & \vdots & & \\ \Gamma_{N \times 1} & \Gamma_{N \times 2} & \dots & \dots & \Gamma_{N \times M \times M} \end{bmatrix} \tag{8}$$

- Mencari selisih antara data citra pelatih dengan matriks rata-rata data citra pelatih. Hitung rata-rata Ψ seperti pada persamaan (9), dan kurangi data citra pelatih Γ_i dengan matriks rata-rata seperti dalam persamaan (10), misalnya banyaknya data citra pelatih M.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \tag{9}$$

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \tag{10}$$

- Menghitung matriks kovarian

Langkah selanjutnya adalah menghitung matriks kovarian *C* berdasarkan persamaan (11).

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = A A^T \tag{11}$$

Atau dapat di tulis dalam persamaan (12).

$$C = \frac{1}{M} A A^T \tag{12}$$

Dengan $A = [\Phi_1 \ \Phi_2 \ \dots \ \Phi_M]$ (matriks $N^2 \times M$)

- Menghitung vektor *eigen* dan nilai *eigen* dari matriks kovarian

Namun, terlalu banyak vektor Eigen dan nilai Eigen yang dihasilkan teknik sederhana diterapkan untuk mengurangi dimensi dari matriks rumus yang digunakan adalah ditunjukkan dalam persamaan (13).

$$A^T A \mu_k = \lambda_k V_k \tag{13}$$

dengan μ_k adalah *eigenvector*, λ_k adalah *eigenvalue*.

Misalkan sebuah database M citra berdimensi $N \times N$ diubah menjadi vektor berdimensi $(N \times 1)$. PCA digunakan untuk mencari M vektor orthogonal μ_n yang menggambarkan dengan baik distribusi data vektor ke-k, μ_k dipilih (seperti dalam persamaan (8) dan (9)) sehingga;

$$\lambda_k = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M (\mu_k^T \Phi_n)^T \tag{8}$$

Maksimum ketika

$$\mu_l^T \mu_k = \begin{cases} 1, & l = k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{9}$$

Vektor μ_k adalah *eigenvector* dan λ_k adalah *eigenvalue* dari matrik kovarian C, jika jumlah citra dalam database jauh lebih kecil dari dimensi vektor ($M < N_2$), maka akan terdapat $M-1$ *eigenvector* yang penting. Sehingga kita dapat mengurangi *eigenvector* berdimensi N_2 dengan mencari *eigenvector* matrik berdimensi $M \times M$.

Jadi dari M *eigenvector* μ_k , hanya M vektor yang dipilih. Vektor yang dipilih adalah vektor yang memiliki *eigenvalue* yang paling besar. Semakin besar *eigenvalue*-nya, maka semakin besar karakteristik ciri dari citra yang digambarkan oleh *eigenvector* yang bersesuaian dengan *eigenvalue*-nya. Eigen citra dengan nilai Eigen yang rendah dapat dihilangkan, untuk mengurangi komputasi.

D. Klasifikasi

Tahap klasifikasi adalah tahap pengenalan citra wajah dan citra telinga, keberhasilan pengenalan biasanya tergantung pada karakteristik data citra wajah dan citra telinga. Untuk klasifikasi, penelitian ini menggunakan dan membandingkan empat metode pengukuran jarak dari k-NN yakni *Euclidean*, *Cityblock*, *Cosine* dan *Mahalanobis Cosine Distance*, yang masing-masing dijelaskan sebagai berikut;

1) City Block Distance

City Block Distance menghitung nilai absolut dari selisih dua vektor seperti yang ditunjukkan dalam persamaan (10).

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^n |X_{ik} - X_{jk}| \tag{10}$$

Dengan d_{ij} adalah jarak dari dua vektor ciri i dan j , dengan i adalah citra query dan j adalah ciri dari citra yang sudah disimpan dalam database, n jumlah karakteristik yang digunakan.

2) Euclidean Distance

Jarak *Euclidean* menghitung akar dari kuadrat perbedaan 2 vektor, seperti yang ditunjukkan pada persamaan (11).

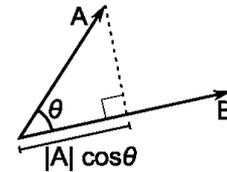
$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2} \tag{11}$$

Dengan d_{ij} adalah jarak *euclidean* x_{ik} dan x_{jk} adalah vektor yang diukur, i adalah citra query dan j karakteristik citra yang disimpan dalam database dan n adalah jumlah karakteristik citra

3) Cosine Similarity

Dalam aljabar vektor bahwa sudut *cosine* di antara dua vektor seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2 adalah *dot product* dibagi panjang vektor, seperti ditunjukkan pada persamaan (12).

$$\cos(\theta) = \frac{\vec{A} \cdot \vec{B}}{|A| \cdot |B|} \tag{12}$$



Gambar 2. Vektor A dan B membentuk sudut θ

Jika nilai vektor diatas menjadi nilai koordinat sehingga diperoleh persamaan (2.37) sebagai berikut;

$$\cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{k=1}^n x_{ik} \cdot x_{jk}}{\sqrt{\sum_{k=1}^n x_{ik}^2 \cdot \sum_{k=1}^n x_{jk}^2}} \tag{2.37}$$

4) Mahalanobis Cosine Distance

Jarak mahalanobis menghitung jarak antara x dan y dengan menyertakan *covariance matrix* (C).

$$d_{ij}^2 = (x_i - x_j) C^{-1} (x_i - x_j)' \tag{13}$$

dengan C adalah *covariance matrix*, x_i adalah vektor pertama dan x_j adalah vektor kedua, dan adalah kuadrat dari jarak mahalanobis sehingga hasil jarak mahalanobis adalah akar dari persamaan tersebut. Jarak antara x_i dan x_j merepresentasikan jarak yang dimaksud dalam mahalanobis.

E. Penggabungan

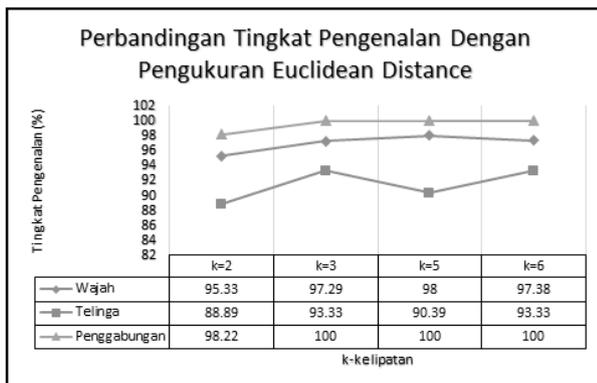
Teknik penggabungan yang diterapkan dalam penelitian ini adalah penggabungan di tingkat keputusan, dimana keputusan yang diberikan masih tetap berorientasi kepada keputusan dari masing-masing hasil klasifikasi perbagian citra. Kemudian dari keempat keputusan tadi divoting mana yang menunjukkan di pengguna yang sah yang paling banyak.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

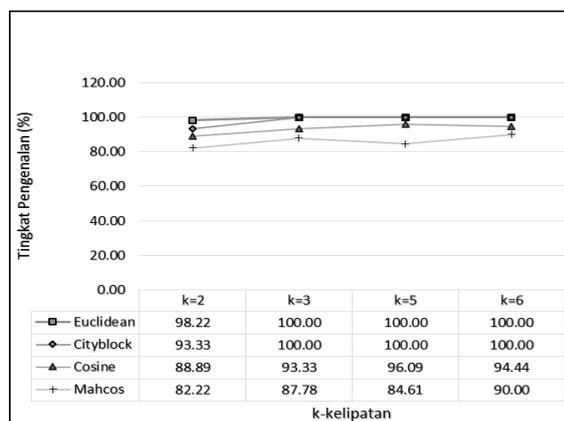
Untuk sampel citra wajah yang adalah basis data wajah standar yang diambil dari basis data AT & T (sebelumnya *Olivetti Research Laboratory* (ORL) database), untuk pengujian digunakan 90 citra wajah dari 15 orang. Untuk sampel data citra telinga diperoleh dari *AMI Ear database* digunakan 90 citra telinga dalam pengujian. Gambar 3

menunjukkan hasil klasifikasi menggunakan *Euclidean Distance* dengan *k*-kelipatan *cross-validation*. Berdasarkan Gambar 3, terlihat bahwa terjadi peningkatan yang cukup baik pada tingkat pengenalan setelah dilakukan penggabungan biometrika wajah dan telinga, terutama pada $k=3$, $k=5$ dan $k=6$ dengan metode pengukuran *Euclidean Distance*. Hal ini menunjukkan bahwa dengan metode penggabungan dengan algoritma OR pada tingkat keputusan sangat tepat karena citra wajah dan citra telinga masing-masing diklasifikasikan terlebih dahulu sehingga diketahui keputusan masing-masing citra dan dengan algoritma OR di mana salah satu atau keduanya benar menghasilkan keputusan yang benar. Karena metode penggabungan pada tingkat keputusan ini, tidak tergantung dari skornya namun lebih tergantung pada hasil keputusan pada masing-masing karakteristik biometrika. Jadi berapa pun skor hasil pengenalan yang diperoleh kedua biometrika wajah dan telinga ini, keputusan yang diberikan tetap mengacu kepada keputusan akhir masing-masing biometrika.

Pada Gambar 4 kinerja sistem identifikasi terbaik melalui pengukuran *Euclidean Distance* dengan tingkat pengenalan tertinggi 100% pada $k=3$, $k=5$ dan $k=6$. Kinerja terbaik kedua melalui *Cityblock Distance* dengan tingkat pengenalan tertinggi pada $k=3$, $k=5$, dan $k=6$ dengan tingkat pengenalan sebesar 100%. Dengan demikian, vektor ciri yang dihasilkan dari ekstraksi ciri dari kedua metode sangat baik diklasifikasi dengan *Euclidean distance* dan *Cityblock distance*.



Gambar 3. Grafik Perbandingan tingkat pengenalan sebelum dan sesudah penggabungan



Gambar 4. Grafik hubungan nilai *k* dengan tingkat pengenalan untuk empat metode pengukuran jarak

IV. PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan pada penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa:

1. Keterlibatan proses seleksi ciri untuk vektor ciri yang berdimensi besar sangat membantu dalam peningkatan tingkat pengenalan, hal ini dilakukan pada vektor ciri hasil ekstraksi ciri dengan metode PCA untuk citra wajah
2. Dari hasil penelitian menunjukkan bahwa terjadi peningkatan kinerja sistem identifikasi jika menggunakan teknik penggabungan pada tingkat keputusan. Hal ini terbukti dengan hasil pengujian untuk penggabungan tingkat keputusan tingkat pengenalan tertinggi 100% melalui *Euclidean distance* dan 100% melalui *Cityblock Distance*. Untuk $k=3$, $k=4$ dan $k=5$.

B. Saran

Beberapa saran yang berguna untuk perkembangan penelitian ini, antara lain;

3. Diperlukan teknik pra pengolahan dan segmentasi yang lebih baik untuk mendapatkan kontur telinga yang lebih sempurna.
4. Pengujian perlu dilakukan untuk data base yang selain *ORL Database* untuk wajah dan selain *AMI Database* untuk citra telinga, agar dapat mengetahui tingkat kinerja metode yang diusulkan pada penelitian ini.

REFERENCES

- [1] S. Ribaric, "Multimodal biometric user-identification system for network-based applications," *Vision, Image Signal Process. IEE Proc.*, vol. 150, no. 6, pp. 409 – 416, Dec. 2003.
- [2] M. H. Mahoor, S. Cadavid, and M. Abdel-Mottaleb, "Multimodal ear and face modeling and recognition," *Proc. - Int. Conf. Image Process. ICIP*, vol. 1, pp. 4137–4140, Nov. 2009.
- [3] Xiaona Xu, "Multimodal Recognition Based on Fusion of Ear and Profile Face," *Image Graph. 2007. ICIG 2007. Fourth Int. Conf.*, pp. 598 – 603, Aug. 2007.
- [4] X. Pan, Y. Cao, X. Xu, Y. Lu, and Y. Zhao, "Ear and face based multimodal recognition based on KFPA," *ICALIP 2008 - 2008 Int. Conf. Audio, Lang. Image Process. Proc.*, no. 1, pp. 965–969, 2008.
- [5] Javadtalab, A., "Transparent non-intrusive multimodal biometric system for video conference using the fusion of face and ear recognition," *Privacy, Secur. Trust (PST), 2011 Ninth Annu. Int. Conf.*, pp. 87 – 92, 2011.
- [6] B. A. Lathika, "Artificial Neural Network Based Multimodal Biometrics Recognition System," pp. 973–978, 2014.
- [7] Lihong Zhao, "Face Recognition Based on Fractal Dimension," *Proc. 7th World Congr. Intell. Control Autom.*, pp. 6830 – 6833, Jun. 2008.
- [8] A. Kumar and C. Wu, "Automated human identification using ear imaging," *Pattern Recognit.*, vol. 45, pp. 956–968, 2012.
- [9] S. K. Mishra, "Ear Recognition by using Least Mean Square Method," vol. 83, no. 12, pp. 13–16, 2013.
- [10] T. Perumal, "Ear Recognition Using Kernel Based Algorithm," vol. 3, no. 4, pp. 895–904, 2014.
- [11] M. Rahman, M. S. Sadi, and R. Islam, "Human Ear Recognition Using Geometric Features," 2013.

- [12] M. Choras, "Ear biometrics based on geometrical feature extraction," *Electron. Lett. Comput. Vis. Image Anal.*, vol. 5, pp. 84–95, 2005.
- [13] A. Agarwal, M. Singhal, N. Sehgal, and S. Sharma, "Fusion of Geometrical and Statistical Techniques for Human Ear Recognition," vol. 4, no. 1, pp. 636–641, 2014.
- [14] Darma Putra, I.K, "SISTEM VERIFIKASI MENGGUNAKAN GARIS-GARIS TELAPAK TANGAN," vol. 6, pp. 46–51, 2007.
- [15] Zaia.A, "Fractal's Lacunarity Analysis of Trabecular.pdf." Proceedings of tje 18th IEEE Symposium on Computer-Based Medical System.