

ANALISIS DAN IMPLEMENTASI SISTEM PENGENALAN WAJAH PADA VIDEO DI RUANGAN MENGGUNAKAN METODE INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS (ICA) DAN NON-NEGATIVE MATRIX FACTORIZATION WITH SPARSENESS CONSTRAINTS (NMFSC)

ANALYSIS AND IMPLEMENTATION OF FACE RECOGNITION SYSTEM INDOOR ON VIDEO USING INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS (ICA) METHOD AND NON-NEGATIVE MATRIX FACTORIZATION WITH SPARSENESS CONSTRAINTS (NMFSC) METHOD

¹Eka Kusumawardhani ²Bambang Hidayat ³Suci Aulia

^{1,2,3}Jurusan Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹ekawaardhani@gmail.com ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id ³suciaulia@telkomuniversity.ac.id

ABSTRAK

Face recognition atau pengenalan wajah manusia merupakan salah satu bidang penelitian yang penting dan sudah lama menjadi perhatian para peneliti. Banyak sekali sistem aplikasi dan metode pengenalan wajah yang telah dikembangkan saat ini, contohnya adalah metode *Independent Component Analysis* (ICA) dan *Non-negative Matrix Factorization with sparseness constraints* (NMFsc). Pada penelitian sebelumnya metode ICA dan NMFsc telah diterapkan dalam sistem pengenalan wajah pada citra digital dengan hasil tingkat akurasi yang cukup tinggi yaitu 94% untuk metode ICA sedangkan untuk metode NMFsc adalah 96.1%. Sedangkan pada tugas akhir ini metode ICA dan NMFsc diterapkan dalam sistem pengenalan wajah pada video dan akan dilihat bagaimana tingkat akurasi dan waktu komputasi dari kedua metode tersebut. Tingkat akurasi dari kedua metode akan dilihat dari hasil simulasi program pengenalan wajah menggunakan bahasa pemrograman Matlab. Hasil pengujian sistem secara keseluruhan menunjukkan bahwa Metode NMFsc memiliki nilai akurasi tertinggi yaitu 92.5% dengan waktu komputasi 166.8026s pada kondisi kamera disebelah kiri sedangkan ICA 84.25% dengan waktu komputasi 51.7315s pada kondisi kamera disebelah kiri.

Kata Kunci : *Face Recognition, Independent Component Analysis (ICA), Non-negative Matrix Factorization with sparseness constraints (NMFsc)*

ABSTRACT

Face recognition is one of the important research field and recently attracting much attention in the researchers. Lots of systems and methods of face recognition applications that have been developed at this time, such as *Independent Component Analysis (ICA) method* and *Non-negative Matrix Factorization with sparseness constraints (NMFsc) method*. In previous research ICA and NMFsc method has been applied in face recognition systems on digital image with the system accuracy results is 94% for ICA method and 96.1% for NMFsc method. While in this final project ICA and NMFsc methods applied in face recognition system on the video and it will be seen how the accuracy and computation time of the two methods. The accuracy of the two methods will be seen from the simulation results using a facial recognition program with Matlab programming language. The reliability of the method is tested by simulation experiments on the program. The test results showed that NMFsc method has better accuracy rate than the ICA method. NMFsc method has the highest accuracy rate 92.5% with 166.8206s while ICA 89.25% with 57.1375s computing time.

Keywords: : *Face Recognition, Independent Component Analysis (ICA), Non-negative Matrix Factorization with sparseness constraints (NMFsc)*

1. Pendahuluan

Perkembangan informasi teknologi pengenalan wajah saat ini sedang berkembang pesat, dimana suatu sistem komputer dapat bekerja dengan mengenali identitas wajah seseorang. Pengenalan wajah juga telah mendapat perhatian yang tinggi karena peran penting dalam menangani berbagai masalah keamanan yaitu: kontrol akses pintu masuk ruangan, duplikasi paspor, SIM dan identifikasi tersangka dalam video pengawasan.

Pada saat ini sudah banyak metode-metode pengenalan wajah yang diterapkan pada citra dari berbagai penelitian dimana setiap metode memiliki ciri-ciri, parameter dan tingkat akurasi yang berbeda-beda pada keluaran suatu program. Salah satunya adalah metode *Independent Component Analysis (ICA)* dan *Non-negative Factorization Matrix with sparseness constraints (NMFsc)*.

Pada penelitian yang berjudul *Localized versus Locality-Preserving Subspace Projections for Face Recognition* [2], metode ICA memiliki tingkat akurasi sebesar 87.87% sedangkan metode NMFsc memiliki tingkat akurasi terbesar yaitu 96.1% akan tetapi memiliki waktu iterasi yang cukup lama.

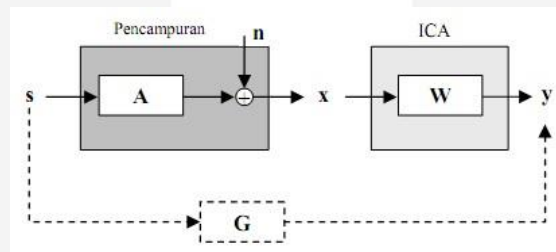
Dalam pengerjaan tugas akhir ini akan dibuat suatu aplikasi sistem pengenalan wajah pada rekaman video di ruangan dengan membandingkan tingkat akurasi keluaran program menggunakan metode independent component analysis (ICA) dan non-negative matrix factorization with sparseness constraint (NMFsc) pada tingkat akurasi keluaran program. Dengan adanya tugas akhir ini diharapkan nantinya kita dapat mengetahui metode mana yang dapat menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik untuk aplikasi sistem pengenalan wajah..

2. Pengenalan Wajah

Pengenalan wajah (*face recognition*) yang merupakan salah satu penerapan image processing, kini telah dipakai untuk banyak aplikasi. Pada tugas akhir ini akan dibandingkan tingkat keakuratan dari dua metode pengenalan wajah yaitu *Independent Component Analysis* (ICA) dan *Non-negative Matrix Factorisation with Sparseness Constraints* (NMFsc) pada hasil keluaran program.

2.1 Metode Independent Component Analysis [3] [4]

Independent Component Analysis (ICA) merupakan metode pembagian sumber yang didasarkan pada statistika orde banyak. Penerapan ICA terutama digunakan untuk mencari komponen-komponen independen dari wajah sedemikian sehingga suatu wajah tersebut dapat dinyatakan sebagai kombinasi linear dari komponen-komponen independen yang telah ditemukan. Langkah awal ICA meliputi *centering* dan *whitening*. Proses pemutihan digunakan untuk menghilangkan korelasi-korelasi antar data sumber. Setelah data menjadi tidak berkorelasi, langkah selanjutnya adalah proses estimasi komponen-komponen independen.



Gambar 1 Pemodelan ICA

Pada Gambar 2.1 diatas ditunjukkan model dari ICA. Dinotasikan dengan $s = (s_i)$ sebagai $m \times 1$ vektor sinyal sumber dan dengan $x = x_i$ sebagai $n \times 1$ vektor sinyal yang teramati oleh sensor. Sinyal teramati (campuran) vector x dapat ditulis sebagai [5] :

$$x = As + n \quad (i)$$

Dengan A adalah $n \times m$ matrix pencampuran. Dengan menggunakan $m \times n$ matriks pemisahan W yang telah diperkirakan maka dapat dihitung perkiraan sinyal sumber $y = (y_i)$, yaitu :

$$y = Wx \quad (ii)$$

Matriks global G merupakan matriks yang menyatakan perubahan dari sinyal sumber s sampai perkiraan sinyal sumber y . untuk algoritma ICA yang ideal maka matriks G adalah matriks identitas (I). Matriks G sering digunakan untuk mengukur performa dari suatu algoritma ICA.

2.1.1 Praproses ICA [3]

Sebelum menerapkan sebuah algoritma ICA pada data yang ada, akan sangat berguna bila melakukan beberapa praproses. Hal tersebut bertujuan untuk membuat masalah dari perhitungan ICA lebih mudah dan dikondisikan lebih baik, sesuai dengan asumsi-asumsi yang dibuat dalam perkiraan ICA (bererata nol, tidak terkorelasi dan varians sama dengan satu).

1. Pemusatan (*Centering*)

Praproses yang paling dasar dan dibutuhkan adalah memusatkan x , yaitu menggunakan vector reratanya $m = E\{x\}$ untuk membuat x mempunyai rerata nol. Hal ini juga berarti s juga mempunyai rerata nol (karena $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ maka $\bar{x} - \bar{x} = 0$ dengan x_b adalah x setelah dikurangi dengan reratanya).

2. Pemutihan (*Whitening*)

Metode yang sering digunakan adalah dengan menggunakan dekomposisi nilai eigen (eigenvalue decomposition = EVD) dari matriks kovarians Σ_{xx} dan Σ_{yy} matriks kovarians karena ini beresita nol), dengan E adalah matriks ortogonal vector $\{e_1, \dots, e_n\}$ dan D adalah matriks diagonal dari nilai eigennya, $D = \text{diag}(d_1, \dots, d_n)$. Nilai $D^{-1/2}E^T$ disebut sebagai matriks whitening dan $ED^{1/2}$ untuk mengembalikan proses disebut matriks dewhitening.

2.2 Metode Non-negative Matrix Factorisation with Sparseness Constraints (NMFsc) [6]

Metode NMFsc (Non Negative Matrix Factorization with Sparseness Constrains) merupakan metode yang telah dikembangkan setelah metode NMF (Non Negative Matrix Factorization), karena NMF masih dirasa kurang dalam hal waktu komputasi. NMF ini membutuhkan waktu komputasi yang lebih banyak untuk mencapai konvergensi. Untuk mengatasi ini, seorang peneliti bernama Hoyer mengusulkan metode NMFsc yang menunjukkan bahwa metode ini dapat mencapai konvergensi yang lebih cepat. Pada intinya metode ini menemukan tingkat sparse pada citra wajah yang nantinya akan dibuat sebagai ciri dari wajah manusia. Sebenarnya cara kerja NMFsc ini pertama masih sama dengan metode NMF, dimana ada inputan matriks V yang berukuran $m \times n$, yang kemudian direduksi terlebih dahulu. Persamaan 2.7 menunjukkan rumus dari NMFsc yang pada dasarnya sama dengan rumus NMF ataupun LNMF, yaitu :

$$V \approx WH \quad (iii)$$

Untuk memenuhi persamaan 2.7, maka harus dicari dulu matriks W dan H , dimana ukuran matriks W ($m \times r$) dan H ($r \times n$). Nilai r dapat kita tentukan sesuka kita, tapi dalam menentukannya harus tepat. Karena nilai r juga akan mempengaruhi proses ekstraksi ciri. Selain itu, kita harus menginisialisasi nilai s_W dan s_H , dimana nilai ini merupakan tingkat *sparseness*, rentang dari nilai s_W dan s_H adalah 0-1.

Kemudian menentukan ukuran penyebaran *sparseness* yang didasarkan pada hubungan variable norm $\| \cdot \|_1$ dan $\| \cdot \|_2$ dengan menggunakan nilai s_W dan s_H yang telah ditentukan. Dengan menggunakan persamaan 2.8, akan didapatkan batasan penyebaran *sparseness*.

$$s_W = (\sqrt{n} - (\sum |w_{ij}|) / \sqrt{\sum |w_{ij}|^2}) / \sqrt{n} - 1 \quad (iv)$$

Dimana n merupakan nilai dimensi dari x . Fungsi diatas berguna untuk menyatukan jika dan hanya jika x berisi hanya komponen tunggal *non-negative*, dan mengambil nilai nol jika dan hanya jika semua komponen yang sama.

Untuk penjelasan yang lebih jelas, berikut ini terdapat algoritma dari metode NMFsc,

1. Menginisialisasi matriks W dan H secara random
2. Matriks W dan H tersebut dicari tingkat *sparseness* nya
3. Di cari beda antara matriks V dengan perkalian matriks WH dengan menggunakan persamaan 2.9.

$$E = \sum |V - WH|^2 \quad (v)$$

4. Update matriks W dan H

Jika digunakan s_W maka digunakan persamaan 2.10 untuk memperbarui nilai matriks W

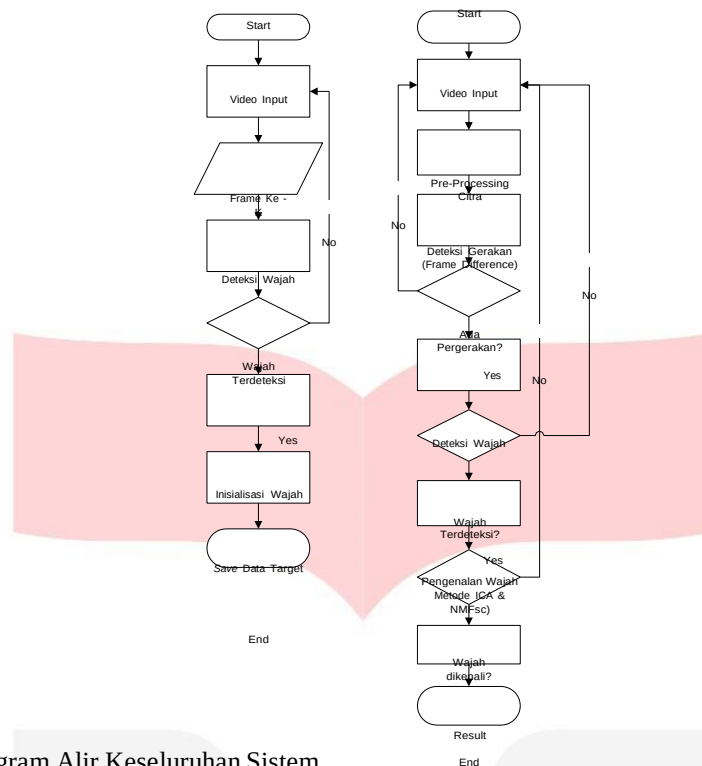
$$W = W - \frac{1}{n} (V - WH) \quad (vi)$$

Jika digunakan s_H maka digunakan persamaan 2.11 untuk memperbarui nilai matriks H

$$H = H - \frac{1}{m} (V - WH) \quad (vii)$$

3. Desain Dan Realisasi Sistem

Perangan sistem terdiri dari dua mode yaitu mode penargetan dan mode pengujian. Berikut ini adalah diagram alir secara keseluruhan yang menerangkan cara kerja sistem:



Gambar 2 Diagram Alir Keseluruhan Sistem

3.1 Skenario Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan dengan menggunakan kamera digital sebagai kamera perekam video. Kamera digital ini dipasang pada ketinggian ± 1.4 meter dari permukaan lantai. Video yang direkam memiliki spesifikasi sebagai berikut:

1. Video yang digunakan berukuran 640x480 piksel
2. Durasi video selama ± 10 detik
3. Format video AVI
4. Frame rate video 30 fps

3.1.1 Skenario Pertama

Pada skenario pertama akan dilihat bagaimana pengaruh nilai *Sparseness* yang diberikan pada matriks *W* dan *H* metode NMFsc terhadap tingkat akurasi dan waktu komputasi sistem. Pengujian akan dilakukan sebanyak lima video untuk masing-masing nilai *sparseness* dan menghitung tingkat akurasi dan waktu komputasi sistem.

3.1.2 Skenario Kedua

Pada skenario kedua akan dilihat bagaimana pengaruh nilai *threshold frame difference* yang diberikan terhadap tingkat akurasi sistem. Pengujian akan dilakukan sebanyak 10 video dan menghitung tingkat akurasi dan komputasi sistem. Dari sepuluh percobaan video tersebut akan dihitung nilai akurasi rata-rata dari keluaran sistem.

3.1.3 Skenario Ketiga

Pada skenario ketiga akan dilihat bagaimana pengaruh intensitas cahaya terhadap tingkat akurasi sistem. Video uji akan direkam ketika lampu dalam keadaan menyala dan mati kemudian letak pemasangan kamera berada ditengah. Pengujian akan dilakukan sebanyak sepuluh video untuk masing-masing waktu pengujian dan menghitung tingkat akurasi sistem. Dari seluruh percobaan di masing-masing kondisi tersebut dihitung nilai akurasi rata-rata dari keluaran sistem.

3.1.4 Skenario Keempat

Pada skenario kedua akan dilakukan pengambilan video letak pemasangan kamera disebelah kanan, kiri, dan tengah ruangan. Proses ini dilakukan untuk menganalisa pengaruh perpindahan posisi kamera terhadap tingkat akurasi sistem. Pengujian akan dilakukan sebanyak sepuluh video dan menghitung tingkat akurasi sistem. Dari sepuluh percobaan video tersebut akan dihitung nilai akurasi rata-rata dari keluaran sistem.

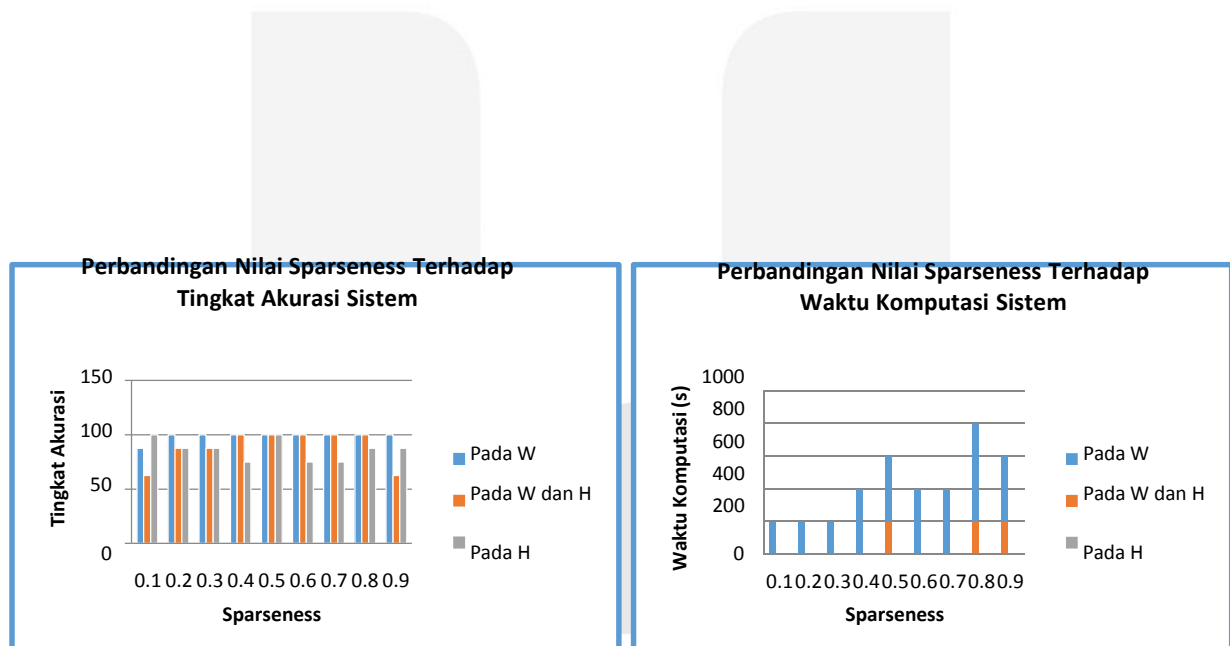
4. Analisis data hasil pengujian sistem

4.1 Skenario pertama

Skenario pertama dilakukan untuk melihat pengaruh sparseness yang diberikan pada matriks W dan H metode NMFsc terhadap tingkat akurasi sistem dan waktu komputasi. Pengujian dilakukan sebanyak lima data video dan diambil rata-ratanya untuk menghitung akurasi dan waktu komputasi sistem.

Tabel 1 Tabel Pengujian Skenario Pertama

Pada W			Pada W dan H			Pada H		
Sparseness	Akurasi	Komputasi	Sparseness	Akurasi	Komputasi	Sparseness	Akurasi	Komputasi
0.1	87.5	272.31	0.1	62.5	125.694	0.1	100	73.5313
0.2	100	285.394	0.2	87.5	126.235	0.2	87.5	72.8245
0.3	100	288.714	0.3	87.5	126.842	0.3	87.5	71.6122
0.4	100	355.288	0.4	100	136.152	0.4	75	71.95
0.5	100	551.427	0.5	100	158.635	0.5	100	79.0926
0.6	100	535.404	0.6	100	141.478	0.6	75	71.1321
0.7	100	512.686	0.7	100	147.656	0.7	75	72.5304
0.8	100	783.057	0.8	100	181.649	0.8	87.5	70.7159
0.9	100	584.244	0.9	62.5	201.265	0.9	87.5	73.5424



Gambar 3 Grafik Pengaruh Nilai Sparseness Terhadap Tingkat Akurasi dan Waktu Komputasi 1

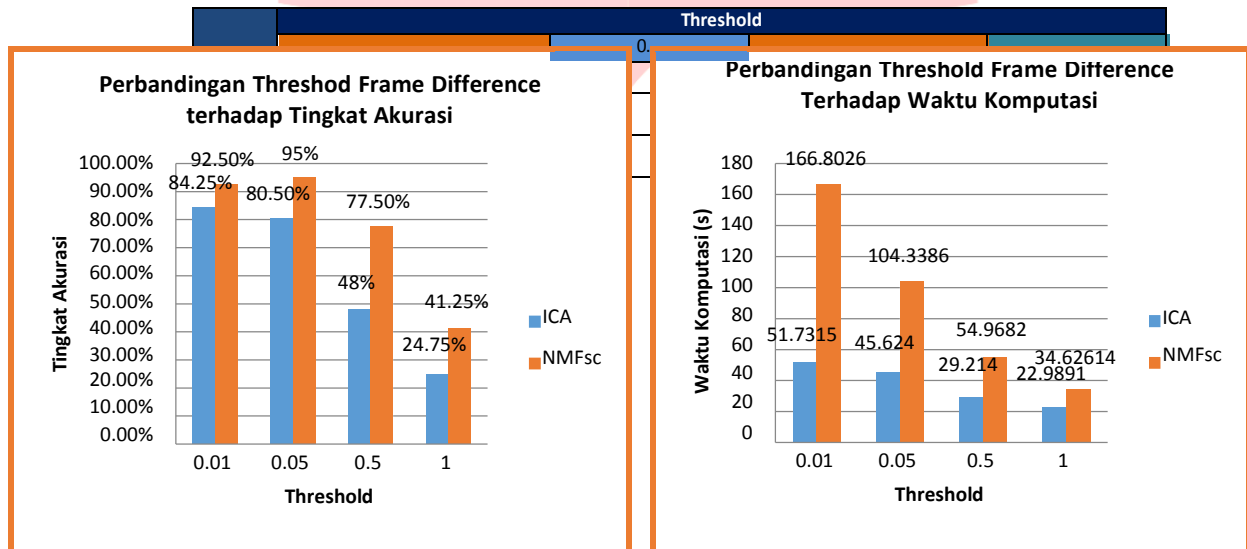
Dari grafik di atas terlihat bahwa ketika nilai sparseness diberikan pada matriks W menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik dan stabil akan tetapi memiliki waktu komputasi yang lebih lama. Ketika nilai sparseness diberikan kepada kedua matriks W dan H tingkat akurasi mencapai nilai 100% pada 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, dan 0.8 dengan waktu komputasi yang lebih singkat dibandingkan dengan nilai sparseness yang diberikan pada matriks W saja. Dan ketika nilai sparsenes diberikan kepada matriks H saja tingkat akurasi akurasi mencapai nilai 100% pada nilai sparseness 0.1 dan 0.5 dengan waktu komputasi yang lebih singkat dari kedua percobaan sebelumnya.

4.2 Skenario Kedua

Skenario pertama dilakukan untuk melihat pengaruh threshold frame difference yang diberikan terhadap tingkat akurasi sistem dan waktu komputasi. Nilai perbedaan *threshold* yang digunakan adalah 0.01, 0.05, 0.5, dan 1. Setiap video dilakukan percobaan sebanyak 5 kali sebanyak 10 data video dan diambil rata-ratanya untuk

menghitung akurasi dan waktu komputasi sistem. Berikut adalah tabel pengujian metode ICA dan NMFsc yang akan dilakukan pada skenario kedua.

Tabel 2 Tabel Pengujian Skenario Kedua



Gambar 4 Grafik Pengaruh Threshold Frame Difference Terhadap Tingkat Akurasi dan Waktu Komputasi

2

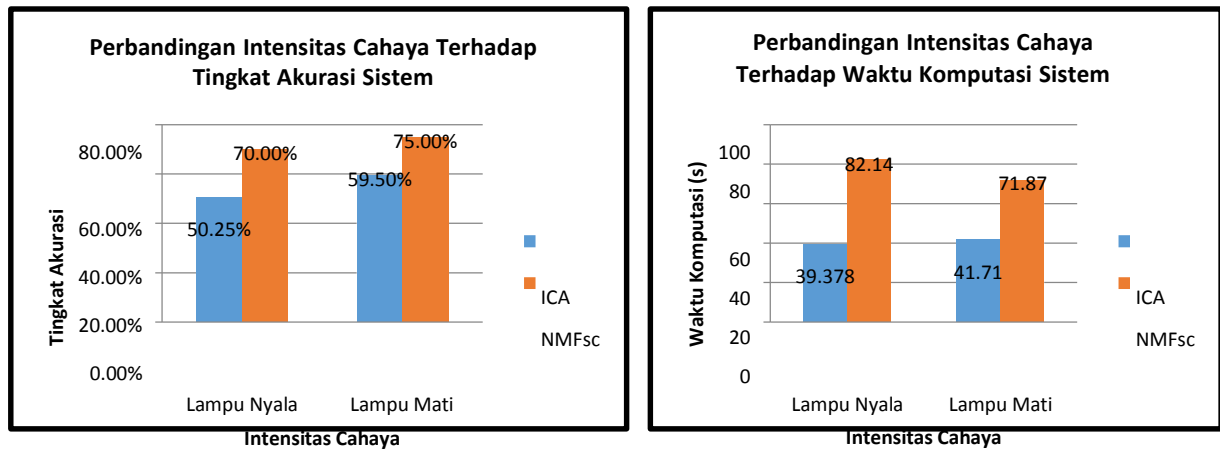
Dari grafik di atas dapat disimpulkan bahwa nilai *threshold* yang paling optimum berada di nilai 0.01 dengan tingkat akurasi 84.25% waktu komputasi 51.7315s untuk metode ICA dan nilai *threshold* yang paling optimum untuk metode NMFsc adalah 0.05 dengan tingkat akurasi 95% waktu komputasi 104.3386s. Tingkat akurasi paling rendah berada pada nilai *threshold* 1 dengan tingkat akurasi 24.75% waktu komputasi 22.9891s untuk metode ICA dan 41.25% dengan waktu komputasi 34.62614s untuk metode NMFsc. Nilai *threshold* 0.01 dan 0.05 masih dianggap cukup baik karena rata-rata tingkat akurasi yang masih cukup tinggi, yaitu di atas 80 persen untuk kedua metode.

4.3 Skenario Ketiga

Skenario pertama dilakukan untuk melihat pengaruh intensitas cahaya pada lampu ketika dalam keadaan mati dan menyala terhadap tingkat akurasi sistem dan waktu komputasi. Setiap video dilakukan percobaan sebanyak 5 kali sebanyak 10 data video dan diambil rata-ratanya untuk menghitung akurasi dan waktu komputasi sistem. Berikut adalah tabel pengujian metode ICA dan NMFsc yang akan dilakukan pada skenario ketiga.

Tabel 3 Tabel Pengujian Skenario Ketiga

Skenario Pertama					
No	Nama Video	ICA		NMFsc	
		Akurasi Rata-rata	Waktu Komputasi	Akurasi Rata	Waktu Komputasi
1	Lampu Nyala	50.25%	39.378	70.00%	82.14
2	Lampu Mati	59.50%	41.71	75.00%	71.87062



Gambar 5 Grafik Pengaruh Intensitas Cahaya Lampu Terhadap Tingkat Akurasi dan Waktu Komputasi 3

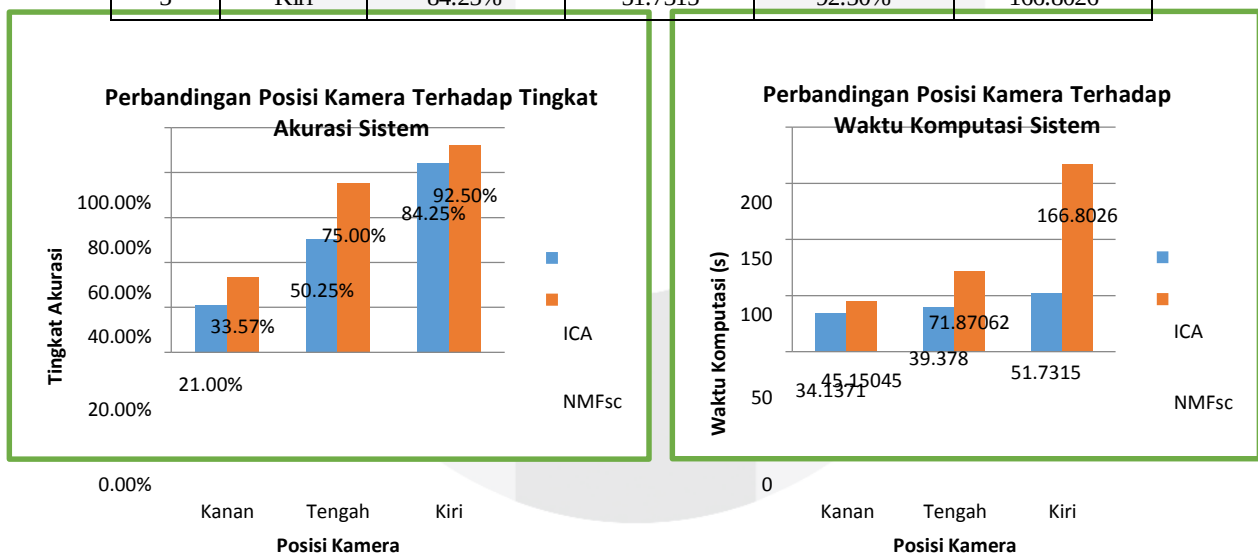
Dari grafik di atas terlihat bahwa intensitas cahaya di dalam ruangan tidak begitu mempengaruhi kinerja sistem karena intensitas cahayanya yang relatif mirip. Tetapi pengujian pada keadaan lampu mati memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi pada kedua metode yaitu 59.50% dengan waktu komputasi 41.71s untuk metode ICA dan 75% dengan waktu komputasi 71.87s untuk metode NMFsc. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa intensitas cahaya pada keadaan lampu mati adalah kondisi yang paling optimum.

4.4 Skenario Keempat

Skenario keempat dilakukan untuk melihat pengaruh posisi kamera video terhadap tingkat akurasi sistem dan waktu komputasi. Posisi kamera terletak disebelah kanan, tengah, dan kiri ruangan. Setiap video dilakukan percobaan sebanyak 5 kali dari 10 video dan diambil rata-ratanya untuk menghitung akurasi dan waktu komputasi sistem. Berikut adalah tabel pengujian metode ICA dan NMFsc yang akan dilakukan pada skenario keempat.

Tabel 4 Tabel Pengujian Skenario Keempat

Skenario Ketiga					
No	Nama Video	ICA		NMFsc	
		Akurasi Rata-rata	Waktu Komputasi	Akurasi Rata-Rata	Waktu Komputasi
1	Kanan	21.00%	34.1371	33.57%	45.15045
2	Tengah	50.25%	39.378	75.00%	71.87062
3	Kiri	84.25%	51.7315	92.50%	166.8026



Gambar 6 Grafik Pengaruh Posisi Kamera Terhadap Tingkat Akurasi dan Waktu Komputasi 4

Dari grafik di atas terlihat bahwa pengaruh posisi kamera mempengaruhi kinerja sistem pada metode ICA dan NMFsc. Pengujian pada posisi kamera disebelah kiri memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi pada kedua metode yaitu mencapai angka 84.25% dengan waktu komputasi 51.7315s untuk metode ICA dan 92.5% dengan waktu komputasi 166.8026s untuk metode NMFsc. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa posisi kamera disebelah kiri adalah kondisi yang paling optimum.

5. Kesimpulan

Dari hasil pengujian dan analisis simulasi dalam Tugas Akhir ini, dihasilkan beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode NMFsc memiliki nilai akurasi tertinggi yaitu 92.5% dengan waktu komputasi 166.8026s pada kondisi kamera disebelah kiri sedangkan ICA 84.25% dengan waktu komputasi 51.7315s pada kondisi kamera disebelah kiri.
2. Nilai sparseness diberikan pada matriks W menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik dan stabil akan tetapi memiliki waktu komputasi yang lebih lama. Ketika nilai sparseness diberikan kepada kedua matriks W dan H tingkat akurasi mencapai nilai 100% pada 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, dan 0.8 dengan waktu komputasi yang lebih singkat. Dan ketika nilai sparseness diberikan kepada matriks H saja tingkat akurasi mencapai nilai 100% pada nilai sparseness 0.1 dan 0.5 dengan waktu komputasi yang lebih singkat dari kedua percobaan sebelumnya.
3. Nilai *threshold* yang paling optimum berada di nilai 0.01 dengan tingkat akurasi 84.25% waktu komputasi 51.7315s untuk metode ICA dan nilai *threshold* yang paling optimum untuk metode NMFsc adalah 0.05 dengan tingkat akurasi 95% waktu komputasi 104.3386s. Tingkat akurasi paling rendah berada pada nilai *threshold* 1 dengan tingkat akurasi 24.75% waktu komputasi 22.9891s untuk metode ICA dan 41.25% dengan waktu komputasi 34.62614s untuk metode NMFsc.
4. Pengujian pada keadaan lampu mati memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi pada kedua metode yaitu 59.50% dengan waktu komputasi 41.71s untuk metode ICA dan 75% dengan waktu komputasi 71.87s untuk metode NMFsc.
5. Pengujian pada posisi kamera disebelah kiri memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi pada kedua metode yaitu mencapai angka 84.25% dengan waktu komputasi 51.7315s untuk metode ICA dan 92.5% dengan waktu komputasi 166.8026s untuk metode NMFsc

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Rudy Hova, "PENGENALAN WAJAH MENGGUNAKAN METODE INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS".
- [2] Iulian B. Ciocoiu, "Localized versus Locality-Preserving Subspace," 2007.
- [3] Ganesh R Naik, *An Overview of Independent Component Analysis and Its Applications*, 2011.
- [4] Gabriel Vasile, Budo Lutovac, Srdjan Stankovic and Dragan Filipovic Nikola Besic, "ANALIZA PERFORMANSI FastICA ALGORITMA PRIMIJENJENOG NA 2D SIGNAL," Faculty of Electrical Engineering, University of Montenegro, Podgorica, Montenegro, 2014.
- [5] Wang Ye, and Teng Hongfeng Zhao Lihong, "Face Recognition based on Independent Component Analysis," 2011.
- [6] Patrik Hoyer, *Non-negative Matrix Factorization with Sparseness Constraints*, 2004.
- [7] Munir Rinaldi, *Pengolahan Citra Digital Dengan Pendekatan Algoritmik*. Bandung: Informatika, 2004.
- [8] Wen Jun-Qin, *An Adaptive Frame Difference Method for Human Tracking*, vol. 4, p. 7, January 2012.
- [9] Paul Viola, *The Viola/Jones Face Detector*, 2001.
- [10] Padhraic Smyth, *Face Detection using the Viola-Jones Method*, 2007.