

Optimasi Kinerja Artificial Neural Network Menggunakan Ekstraksi Fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) Untuk Monitoring Gerakan Lansia

Nur Ani

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana, Indonesia

nur.ani@mercubuana.ac.id

Article Info

Article history:

Received, 2024-05-15

Revised, 2024-06-30

Accepted, 2024-06-07

Kata Kunci:

human computer interaction

elderly

GLCM

ANN

ABSTRAK

Metode *machine learning* digunakan untuk mendeteksi kecelakaan lansia sedangkan *image processing* digunakan untuk mendukung kinerja *machine learning* agar kinerja deteksi dapat lebih baik. Penelitian ini menggunakan dua metode yang digunakan secara bersamaan yaitu GLCM dan ANN. Penelitian terdiri dari persiapan dataset *human gesture*, tahap *preprocessing*, penerapan GLCM, analisis hasil *feature extraction*, klasifikasi menggunakan ANN dan analisis hasil deteksi kelas gerakan. Secara keseluruhan, metode GLCM dengan parameter *homogeneity* dan ANN sebagai klasifier mendapatkan akurasi 24,32%. Metode GLCM dengan parameter *contrast* dan ANN sebagai klasifier mendapatkan akurasi 99,84%. Metode GLCM dengan parameter *mean* dan ANN sebagai klasifier mendapatkan akurasi 99,99%. Metode GLCM dengan parameter *dissimilarity* dan ANN sebagai klasifier untuk mengklasifikasikan citra gerakan tangan mendapatkan akurasi paling baik yaitu 100%.

ABSTRACT

Machine learning methods are used to detect elderly accidents while image processing is used to support machine learning performance so that detection performance can be better. This study used two methods used simultaneously, namely GLCM and ANN. The study consisted of preparation of human gesture datasets, preprocessing stage, application of GLCM, analysis of feature extraction results, classification using ANN and analysis of motion class detection results. Overall, the GLCM method with homogeneity parameters and ANN as a classifier obtained an accuracy of 24.32%. The GLCM method with contrast parameters and ANN as a classifier gets an accuracy of 99.84%. The GLCM method with mean parameters and ANN as the classifier gets an accuracy of 99.99%. The GLCM method with dissimilarity parameters and ANN as a classifier to classify hand movement images gets the best accuracy of 100%.

This is an open access article under the CC BY-SA license.



Penulis Korespondensi:

Nur Ani

Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Mercu Buana, Indonesia

Email: *nur.ani@mercubuana.ac.id*

1. PENDAHULUAN

Sejak tahun 2015, jumlah populasi dunia sebesar 7,2 miliar diproyeksikan akan meningkat lebih dari 1 miliar dalam waktu 12 tahun dan mencapai jumlah sebanauak 9,6 miliar pada tahun 2050. Dari peningkatan populasi tersebut diprediksikan populasi lansia akan meningkat menjadi 11,1% -18,6% selama 30 tahun ke depan. Fakta ini mendorong munculnya topik penelitian yang berkaitan dengan sistem pengawasan lansia secara *real-time* [1], [2], [11], [3]–[10].

Semakin banyak kecelakan pada lansia maka ini akan menyebabkan biaya perawatan medis meningkat. Selain itu, kecelakaan pada lansia dapat menyebabkan kematian dan cedera serius jika mereka tidak mendapatkan pertolongan secara tepat dan cepat. Berdasarkan hal ini, sistem pengawasan lansia diperkenalkan untuk mengawasi kegiatan lansia untuk mencegah risiko kecelakaan [12]–[15]. Misalnya jika sistem pengawasan lansia dapat mendeteksi gerakan yang terjadi pada lansia, risiko cedera serius berkurang terutama bagi orang tua yang tinggal sendirian. Tujuan menggunakan sistem pengawasan lansia adalah untuk mendeteksi gerakan yang dilakukan lansia dan mengirim sinyal untuk memperingatkan orang-orang yang memantau untuk mengurangi risiko kecelakaan [16]–[19].

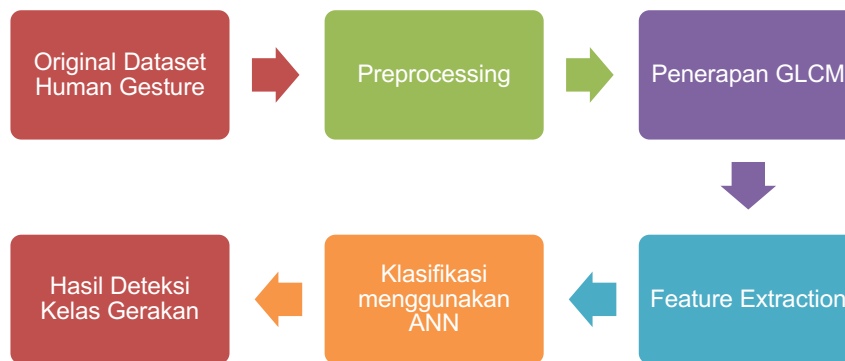
Penelitian terkait dengan riset optimasi kinerja *artificial neural network* (ANN) menggunakan ekstraksi fitur *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) untuk monitoring gerakan lansia telah dilakukan oleh beberapa peneliti [20], [21]. Penelitian oleh Purushothaman and Palaniswamy (2020) ini menggunakan metode *support vector machine* (SVM) untuk klasifikasi gerakan yang ada. Gerakan yang dikenali adalah gerakan up-down, 90-degree rotation, left-right dan Z motion. Ada 64 sample gambar yang digunakan untuk eksperimen ini. Penelitian ini mendapatkan akurasi sebesar 98.44% untuk klasifikasi gerakan [22].

Penelitian ini bertujuan untuk mengenali gerakan tangan berupa gerakan *front/forward, rear, left, right, stop/steady*. Data yang dikumpulkan dan diproses berasal dari perangkat MPU 6050 module. Sebagai hasil penelitian, riset ini mendapatkan akurasi sebesar 93.8% [23]. Penelitian menggunakan dataset citra dengan resolusi gambar 640×480 pixel. Gambar yang digunakan adalah gambar hand gesture 1–5. Metode klasifikasi hand gesture yang digunakan adalah metode *k-nearest neighbors algorithm* (kNN) dan *euclidian distance*. Penelitian ini mendapatkan hasil eksperimen berupa akurasi klasifikasi sebesar 88% [21], [24].

Penelitian ini mengusulkan model *machine learning* dan *image processing* untuk memantau deteksi gerakan manusia. Machine learning digunakan untuk mendeteksi kejatuhan manusia sedangkan *image processing* digunakan untuk mendukung kinerja machine learning agar kinerja deteksi dapat lebih baik. Selain itu, metode ini dapat mengklasifikasikan gerakan yang didapatkan dari kamera video. Penelitian ini menggunakan dua metode yang digunakan secara bersamaan yaitu GLCM dan ANN.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan model GLCM dan ANN terhadap dataset citra *human gesture* untuk memonitoring aktivitas lansia. Penelitian terdiri dari persiapan dataset human gesture, tahap preprocessing, penerapan GLCM, analisis hasil *feature extraction*, klasifikasi menggunakan ANN dan analisis hasil deteksi kelas gerakan seperti yang terlihat pada **Gambar 1**.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Setelah preprocessing dilakukan, parameter fitur diekstraksi dengan menerapkan algoritma GLCM. Setiap parameter diekstraksi dari masing-masing dari wilayah citra *human gesture*, dan, informasi ukuran digabungkan untuk menentukan total parameter input. Metode *artificial neural network* (ANN) dengan *hidden layers* dibangun, dan outputnya dirancang untuk diklasifikasikan menjadi kelas gerakan yang ada pada dataset. Adapun eksperimen yang dilakukan adalah sebanyak empat kali eksperimen yang dapat dilihat pada **Tabel 1**.

Tabel 1 Daftar Eksperimen

Ekstraksi Fitur	Klasifier	Paramater
GLCM	ANN	homogeneity
GLCM	ANN	contrast
GLCM	ANN	mean

GLCM	ANN	dissimilarity
------	-----	---------------

3. HASIL DAN ANALISIS

Penelitian ini menggunakan dua metode yang digunakan secara bersamaan yaitu GLCM dan ANN. Algoritma ANN digunakan untuk mendeteksi kecelakaan lansia sedangkan metode GLCM digunakan untuk mendukung kinerja machine learning agar kinerja deteksi dapat lebih baik. Pada eksperimen pertama, penelitian ini menerapkan metode GLCM dengan parameter *homogeneity* dan ANN sebagai klasifier untuk mengklasifikasikan citra gerakan tangan. Parameter *homogeneity* lebih sensitif terhadap keberadaan elemen diagonal dekat dalam GLCM. Nilai *homogeneity* maksimum ketika elemen dalam citra yang sama. Parameter contrast dan *homogeneity* berkorelasi kuat tetapi berbanding terbalik, yang berarti *homogeneity* menurun ketika contrast meningkat. Adapun hasil evaluasi dari eksperimen menggunakan parameter *homogeneity* dapat dilihat pada **Gambar 2**.

	precision	recall	f1-score	support
01_palm	0.00	0.00	0.00	257
02_l	0.22	0.27	0.24	256
03_fist	0.15	0.29	0.20	234
04_fist_moved	0.42	0.88	0.57	251
05_thumb	0.08	0.02	0.03	274
06_index	0.23	0.11	0.15	238
07_ok	0.04	0.01	0.01	252
08_palm_moved	0.00	0.00	0.00	257
09_c	0.23	0.14	0.17	266
10_down	0.22	0.83	0.35	215

Gambar 2 Eksperimen Menggunakan Parameter *Homogeneity*

Pada eksperimen kedua, penelitian ini menerapkan metode GLCM dengan parameter *contrast* dan ANN sebagai klasifier untuk mengklasifikasikan citra gerakan tangan. Parameter *contrast* mengukur frekuensi spasial gambar. Parameter ini mengukur perbedaan antara nilai tertinggi dan terendah dari set piksel yang berdekatan. Tekstur kontras mengukur variasi lokal yang ada dalam gambar. Citra dengan kontras rendah menyajikan istilah konsentrasi GLCM di sekitar diagonal utama dan menampilkan frekuensi spasial rendah. Adapun hasil evaluasi dari eksperimen menggunakan parameter *contrast* dapat dilihat pada **Gambar 3**.

	precision	recall	f1-score	support
01_palm	1.00	1.00	1.00	257
02_l	1.00	1.00	1.00	256
03_fist	1.00	1.00	1.00	234
04_fist_moved	1.00	0.99	1.00	251
05_thumb	0.99	1.00	1.00	274
06_index	1.00	1.00	1.00	238
07_ok	1.00	1.00	1.00	252
08_palm_moved	1.00	1.00	1.00	257
09_c	1.00	1.00	1.00	266
10_down	1.00	1.00	1.00	215

Gambar 3 Eksperimen Menggunakan Parameter *Contrast*

Pada eksperimen ketiga, penelitian ini menerapkan metode GLCM dengan parameter *mean* dan ANN sebagai klasifier untuk mengklasifikasikan citra gerakan tangan. Adapun hasil evaluasi dari eksperimen menggunakan parameter *mean* dapat dilihat pada **Gambar 4**.

	precision	recall	f1-score	support
01_palm	1.00	1.00	1.00	257
02_l	0.99	1.00	0.99	256
03_fist	1.00	1.00	1.00	234
04_fist_moved	1.00	1.00	1.00	251
05_thumb	1.00	1.00	1.00	274
06_index	1.00	1.00	1.00	238
07_ok	1.00	0.99	0.99	252
08_palm_moved	1.00	1.00	1.00	257
09_c	1.00	1.00	1.00	266
10_down	1.00	1.00	1.00	215

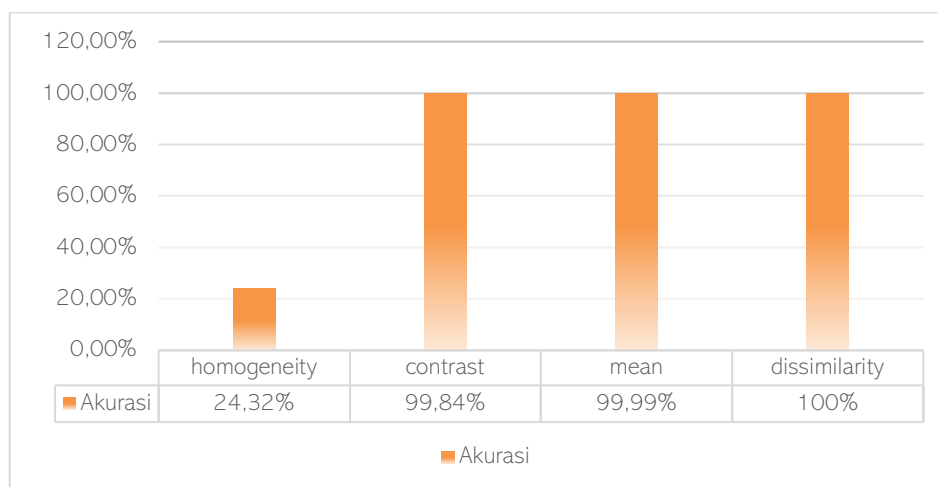
Gambar 4 Eksperimen Menggunakan Parameter Mean

Pada eksperimen keempat, penelitian ini menerapkan metode GLCM dengan parameter *dissimilarity* dan ANN sebagai klasifier untuk mengklasifikasikan citra gerakan tangan. Paramater *dissimilarity* adalah ukuran linier variasi lokal dalam suatu citra. Adapun hasil evaluasi dari eksperimen menggunakan parameter *dissimilarity* dapat dilihat pada **Gambar 5**.

	precision	recall	f1-score	support
01_palm	1.00	1.00	1.00	257
02_l	1.00	1.00	1.00	256
03_fist	1.00	1.00	1.00	234
04_fist_moved	1.00	1.00	1.00	251
05_thumb	1.00	1.00	1.00	274
06_index	1.00	1.00	1.00	238
07_ok	1.00	1.00	1.00	252
08_palm_moved	1.00	1.00	1.00	257
09_c	1.00	1.00	1.00	266
10_down	1.00	1.00	1.00	215

Gambar 5 Eksperimen Menggunakan Parameter Dissimilarity

Secara keseluruhan, metode GLCM dengan parameter homogeneity dan ANN sebagai klasifier mendapatkan akurasi 24,32%. Metode GLCM dengan parameter contrast dan ANN sebagai klasifier mendapatkan akurasi 99,84%. Metode GLCM dengan parameter mean dan ANN sebagai klasifier mendapatkan akurasi 99,99%. Metode GLCM dengan parameter *dissimilarity* dan ANN sebagai klasifier untuk mengklasifikasikan citra gerakan tangan mendapatkan akurasi paling baik yaitu 100% seperti yang terlihat pada **Gambar 6**.



Gambar 6 Hasil Akurasi Eksperimen

Pada penelitian ini, metode GLCM dengan parameter *dissimilarity* dan ANN sebagai klasifier untuk mengklasifikasikan citra gerakan tangan mendapatkan akurasi paling baik yaitu 100%. Adapun hasil *confusion matrix* dari eksperimen menggunakan parameter *dissimilarity* dapat dilihat pada **Gambar 7**.

[257	0	0	0	0	0	0	0	0	0]
[0	256	0	0	0	0	0	0	0	0]
[0	0	234	0	0	0	0	0	0	0]
[0	0	0	251	0	0	0	0	0	0]
[0	0	0	0	274	0	0	0	0	0]
[0	0	0	0	0	238	0	0	0	0]
[0	0	0	0	0	0	252	0	0	0]
[0	0	0	0	0	0	0	257	0	0]
[0	0	0	0	0	0	0	0	266	0]
[0	0	0	0	0	0	0	0	0	215]]

Gambar 7 Confusion Matrix Parameter Dissimilarity

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengusulkan model machine learning dan image processing untuk memantau deteksi gerakan manusia. Metode *machine learning* digunakan untuk mendeteksi kecelakaan lansia sedangkan *image processing* digunakan untuk mendukung kinerja machine learning agar kinerja deteksi dapat lebih baik. Penelitian ini menggunakan dua metode yang digunakan secara bersamaan yaitu GLCM dan ANN. Penelitian terdiri dari persiapan dataset *human gesture*, tahap preprocessing, penerapan GLCM, analisis hasil *feature extraction*, klasifikasi menggunakan ANN dan analisis hasil deteksi kelas gerakan. Secara keseluruhan, metode GLCM dengan parameter homogeneity dan ANN sebagai klasifier mendapatkan akurasi 24,32%. Metode GLCM dengan parameter contrast dan ANN sebagai klasifier mendapatkan akurasi 99,84%. Metode GLCM dengan parameter mean dan ANN sebagai klasifier mendapatkan akurasi 99,99%. Metode GLCM dengan parameter dissimilarity dan ANN sebagai klasifier untuk mengklasifikasikan citra gerakan tangan mendapatkan akurasi paling baik yaitu 100%.

UCAPAN TERIMA KASIH

Tim peneliti mengucapkan terima kasih kepada Universitas Mercu Buana yang telah memberikan pendanaan penelitian skema Penelitian Internal Kerjasama Dalam Negeri (KDN).

REFERENSI

- [1] H. Durrani, "Healthcare and healthcare systems: inspiring progress and future prospects," *Mhealth*, vol. 2, 2016.
- [2] E. Until, "World Population Prospects: 2012 Revision," *United Nations Dep. Econ. Soc. Aff. New York, NY, USA*, 2013.
- [3] A. W. Roberts, S. U. Ogunwole, L. Blakeslee, and M. A. Rabe, *The population 65 years and older in the United States: 2016*. US Department of Commerce, Economics and Statistics Administration, US ..., 2018.
- [4] R. Hall, "Population and the future," *Geography*, vol. 100, no. 1, pp. 36–44, 2015.
- [5] V. Ayumi, "Mobile Application for Monitoring of Addition of Drugs to Infusion Fluids," *Int. J. Sci. Res. Comput. Sci. Eng. Inf. Technol.*, pp. 48–56, Nov. 2019.
- [6] V. Ayumi and H. Noprisson, "Rancang Bangun Aplikasi Monitoring Pemberian Obat Bagi Pasien," *J. Sci. Appl. Informatics*, vol. 1, no. 1, pp. 8–12, 2018.
- [7] V. Ayumi and M. I. Fanany, "Distribution-sensitive learning on relevance vector machine for pose-based human gesture recognition," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 72, pp. 527–534, 2015.
- [8] N. Ani, N. M. Ali, and V. Ayumi, "Human Gesture Recognition for Elderly People Using User Training Interaction Data," in *International Visual Informatics Conference, 2023*, pp. 109–118.
- [9] D. I. Sensuse, P. Kareen, H. Noprisson, and M. O. Pratama, "Success factors for health information system development," in *2017 International Conference on Information Technology Systems and Innovation (ICITSI)*, 2017, pp. 162–167.
- [10] B. Priambodo, N. Ani, and Y. Jumaryad, "Predict Next User Location to Improve Accuracy of Mobile Advertising," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1175, no. 1, 2019.
- [11] Y. Jumaryadi, D. Firdaus, B. Priambodo, and Z. P. Putra, "Determining the Best Graduation Using Fuzzy AHP," in *2020 2nd International Conference on Broadband Communications, Wireless Sensors and Powering (BCWSP)*, 2020, pp. 59–63.
- [12] I. Azimi, A. M. Rahmani, P. Liljeberg, and H. Tenhunen, "Internet of things for remote elderly monitoring: a study from user-centered perspective," *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, vol. 8, no.

- 2, pp. 273–289, 2017.
- [13] S. Gates, J. D. Fisher, M. W. Cooke, Y. H. Carter, and S. E. Lamb, “Multifactorial assessment and targeted intervention for preventing falls and injuries among older people in community and emergency care settings: systematic review and meta-analysis,” *Bmj*, vol. 336, no. 7636, pp. 130–133, 2008.
- [14] B. Moreland, R. Kakara, and A. Henry, “Trends in nonfatal falls and fall-related injuries among adults aged ≥ 65 years—United States, 2012–2018,” *Morb. Mortal. Wkly. Rep.*, vol. 69, no. 27, p. 875, 2020.
- [15] M. Jacob Rodrigues, O. Postolache, and F. Cercas, “Physiological and behavior monitoring systems for smart healthcare environments: A review,” *Sensors*, vol. 20, no. 8, p. 2186, 2020.
- [16] M. Nahian, T. Ghosh, M. N. Uddin, M. Islam, M. Mahmud, and M. S. Kaiser, “Towards artificial intelligence driven emotion aware fall monitoring framework suitable for elderly people with neurological disorder,” in *International Conference on Brain Informatics*, 2020, pp. 275–286.
- [17] J. Muangprathub, A. Sriwichian, A. Wanichsombat, S. Kajornkasirat, P. Nillaor, and V. Boonjing, “A novel elderly tracking system using machine learning to classify signals from mobile and wearable sensors,” *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 18, no. 23, p. 12652, 2021.
- [18] S. Lersilp, S. Putthinoi, P. Lertrakarnnon, and P. Silsupadol, “Development and usability testing of an emergency alert device for elderly people and people with disabilities,” *Sci. World J.*, vol. 2020, 2020.
- [19] A. R. Reddy, G. S. Ghantasala, R. Patan, R. Manikandan, and S. Kallam, “Smart Assistance of Elderly Individuals in Emergency Situations at Home,” in *Internet of Medical Things*, Springer, 2021, pp. 95–115.
- [20] M. Oudah, A. Al-Naji, and J. Chahl, “Hand Gestures for Elderly Care Using a Microsoft Kinect,” *Nano Biomed. Eng.*, vol. 12, no. 3, pp. 197–204, 2020.
- [21] M. Oudah, A. Al-Naji, and J. Chahl, “Elderly Care Based on Hand Gestures Using Kinect Sensor,” *Computers*, vol. 10, no. 1, p. 5, 2021.
- [22] A. Purushothaman and S. Palaniswamy, “Development of smart home using gesture recognition for elderly and disabled,” *J. Comput. Theor. Nanosci.*, vol. 17, no. 1, pp. 177–181, 2020.
- [23] M. Alam and M. A. Yousuf, “Designing and implementation of a wireless gesture controlled robot for disabled and elderly people,” in *2019 International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering (ECCE)*, 2019, pp. 1–6.
- [24] S. Desai and A. Desai, “Human Computer Interaction through hand gestures for home automation using Microsoft Kinect,” in *Proceedings of International Conference on Communication and Networks*, 2017, pp. 19–29.