

Deteksi Jatuh Lansia Berbasis Landmark Sendi Pada Model LSTM

Gede Bakti Pratama Putra¹, Putu Hendra Suputra², Ni Wayan Marti³, Kadek Feny Sugiantari⁴

^{1,2,3,4} Teknik Informatika, Teknik dan Kejuruan, Universitas Pendidikan Ganesha

¹ bakti@undiksha.ac.id, ² hendra.suputra@undiksha.ac.id, ³ wayan.marti@undiksha.ac.id, ⁴ feny@undiksha.ac.id

Abstrak

Fenomena lansia terlantar di Indonesia terus meningkat, dengan 2,4 juta dari 25 juta lansia terlantar pada tahun 2019 menurut data CAS Universitas Indonesia. Dengan populasi lansia yang terus bertambah setiap tahun, tantangan dalam perawatan lansia menjadi perhatian penting, khususnya dalam memberikan keamanan dan respons cepat terhadap kondisi darurat. Salah satu kondisi darurat yang sering terjadi adalah jatuh, yang dapat berakibat fatal jika tidak ditangani segera. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model deteksi jatuh pada lansia menggunakan algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) dan fitur *landmark* sendi. Kondisi jatuh didefinisikan sebagai perubahan pose dari berdiri ke terbaring, yang dipantau secara kontinu menggunakan konsep *sliding window*. Setiap pose diberikan indeks tertentu yang merepresentasikan kondisi lansia, seperti berdiri, bungkuk, jongkok, duduk, terbaring kiri, terbaring kanan, terbaring ke atas, dan terbaring ke bawah. Model LSTM digunakan untuk mengklasifikasikan pose lansia berdasarkan data pose tersebut. Metode penelitian meliputi studi literatur, analisis, pengembangan model, serta evaluasi performa. Penelitian ini menggunakan dataset berupa 240 video dengan 30 *frame* per video, melibatkan validator dari Panti Sosial X untuk memastikan keakuratan data yang digunakan. Hasil uji coba menunjukkan bahwa model yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan pose dan mendeteksi kondisi jatuh dengan akurasi 91%, yang lebih unggul dibandingkan penelitian sebelumnya dengan akurasi model yaitu 86%.

Kata kunci: *Long Short Term Memory* (LSTM), *Landmark Sendi*, Klasifikasi, Lansia.

1. Pendahuluan

Siklus lanjut usia (lansia) merupakan siklus hidup seseorang yang terjadi pada umur 60 tahun ke atas (Dikjen PP, 1998). Dewi (dalam Madrim, 2020) mengambil penelitian dari Lembaga *Center for Ageing Society* (CAS) Universitas Indonesia menjelaskan bahwa 25 juta lansia yang didapatkan dari BPS 2019 sebanyak 2,4 juta lansia ditemukan terlantar yang akan terus berkembang setiap tahunnya. Dengan populasi lansia yang terus bertumbuh, tantangan perawatan dan pengawasan lansia menjadi hal yang perlu diperhatikan. Beberapa kondisi pada lansia yang membutuhkan pertolongan medis baik resiko jatuh, kondisi medis yang kompleks, dan situasi darurat, memerlukan bantuan segera (Shabrina et al, 2021). Menurut Noorratri et al, (2020) kondisi jatuh merupakan kondisi yang awalnya berdiri menjadi terbaring di lantai dengan relatif waktu yang singkat. Kondisi jatuh juga dapat menyebabkan tidak sadarkan diri bahkan terluka.

Teknologi *Artificial Intelligence* (AI) telah terbukti sebagai solusi yang sangat potensial (Pangarso Wisanggeni et al., 2023) terutama *deep learning* yang bisa melakukan pemecahan masalah abstraksi tingkat tinggi dengan data yang lumayan besar (Cholissodin et al., 2021).

Beberapa penelitian yang telah dilakukan terkait deteksi jatuh yaitu Hardiyanto et al, (2020) dan Sudirman (2021), telah melakukan prediksi jatuh

dengan penggunaan *deep learning* berbasis *citra*, penelitian-penelitian tersebut sangat bergantung dengan *citra* sehingga rentan terhadap prediksi yang kurang akurat. Rabbani et al, (2021) dan Jefiza et al, (2020) mengembangkan perangkat yang harus dikenakan lansia sehingga menyebabkan rasa risih bagi penggunanya. Dari segi metode, penelitian oleh Azhar Y. R. Et al, (2023) membandingkan algoritma CNN, SVM dan LSTM dengan LSTM menjadi algoritma terbaik dengan akurasi 86%.

Berdasarkan penelitian-penelitian yang telah dilakukan permasalahan utama terletak pada penggunaan *wearable-device* yang bukanlah opsi yang terbaik sama halnya dengan *citra* yang digunakan. Agar pengimplementasiannya lebih mudah dan luas modalitas kamera digital konvensional merupakan opsi terbaik dan rasional. Oleh karena itu, diperlukan sistem yang mampu mengolah modalitas video konvensional secara *reel-time* untuk mendeteksi jatuh pada lansia. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Azhar Y. R. Et al, (2023), model LSTM menjadi pilihan untuk kasus ini, berdasarkan tingkat akurasi yang dimiliki.

Maka dari itu pengembangan model deteksi kondisi jatuh pada penelitian ini menggunakan *Long Short Time Memory* (LSTM). LSTM merupakan salah satu algoritma yang berfungsi untuk menyimpan informasi sebelumnya (Hanafiah et al., 2023). Fitur yang bisa digunakan dalam menentukan pose seseorang adalah titik-titik sendi tubuh manusia

atau disebut dengan *landmark*. *Landmark pose* yang berfungsi sebagai fitur, diekstrak dengan *feature extration library*. Selanjutnya fitur tersebut dijadikan *input* bagi model. Modalitas dari model LSTM yaitu *citra* yang tersusun *frame per frame* sehingga membentuk sebuah video. Penggunaan *landmark pose* sebagai *feature extration* yang bertujuan menampilkan pose tubuh / *body skeletons* (Daniel Tanugraha et al., 2022) (AI Egde, 2024). Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi kondisi jatuh melalui dua tahap, yaitu: a) mengklasifikasikan *state subjek* berdasarkan posenya, lalu b) berdasarkan perubahan pose tersebut apakah termasuk kategori jatuh atau tidak. Adapun pose yang di pantau antara lain: pose berdiri, bungkuk, jongkok, duduk, terbaring kiri, terbaring kanan, terbaring ketas, terbaring kebawah. Dalam suatu periode (*window*) tertentu, terus dipantau apakah terjadi perubahan *Index state* (ΔI) tertentu. Semua itu dilakukan dengan penggunaan kamera pengawas sebagai bentuk pemantauannya.

2. Kajian Pustaka

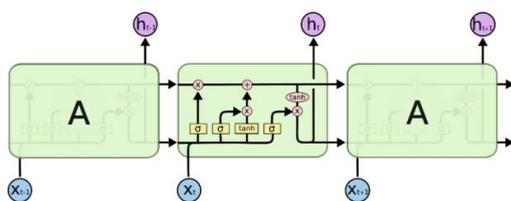
Kajian Pustaka berisi studi literatur yang relevan dengan studi kasus yang diangkat.

2.1 Lansia

Lansia merupakan jenjang paling akhir dalam kehidupan manusia yang mengalami perubahan baik dari perubahan fisik ataupun mental. Menurut Dikjen PP (1998) Umur di atas 60 tahun merupakan golongan lansia, dalam hal ini perubahan bentuk tubuh sudah mengalami tahap akhir dan rentan terhadap penyakit karena menurunnya sistem imun tubuh. Oleh karena itu pengembangan model deteksi jatuh menggunakan *deep learning* untuk menanggulangi kejadian jatuh pada lansia.

2.2 LSTM

LSTM merupakan salah satu model jaringan saraf tiruan yang merupakan bagian dari RNN. LSTM merupakan salah satu algoritma yang berfungsi untuk menyimpan informasi sebelumnya (Hanafiah et al., 2023).



Gambar 1. Skema LSTM

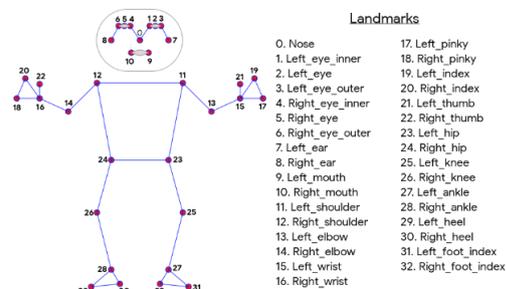
Skema LSTM yang memiliki bagian *cell state* merupakan jalur informasi untuk mengirimkan ke unit selanjutnya. *cell state* memiliki 4 bagian yaitu

1. *Forget Gate*
2. *Input Gate*
3. *Update Gate*
4. *Output Gate*

Algoritma LSTM merupakan solusi sangat bagus untuk data yang memiliki keterhubungan waktu atau *time series* yang akan diimplementasikan pada penelitian ini. Kelebihan algoritma LSTM yang mampu menyimpan data sebelumnya dan memadukan dengan data yang baru.

2.3 Landmarks Tubuh

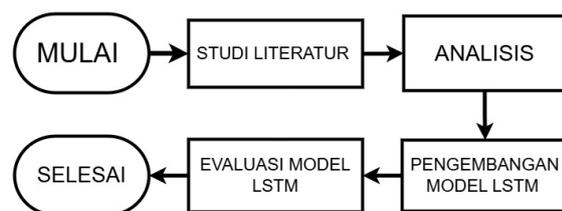
Landmark Pose merupakan sebuah tanda tubuh yang dikembangkan oleh Mediapipe. Mediapipe merupakan salah satu *framework* yang mengembangkan *keypoint* tubuh dengan tujuan menampilkan pose tubuh / *body skeletons* (Daniel Tanugraha et al., 2022). *Keypoint* tubuh yang dikembangkan bisa mendeteksi melalui video ataupun gambar. Pada Penelitian ini peneliti menggunakan *landmark pose* yang dikembangkan oleh mediapipe dengan 33 *keypoint*. Ditunjukkan pada Gambar 2. *Index Landmark*



Gambar 2. *Index Landmark*

3. Metode

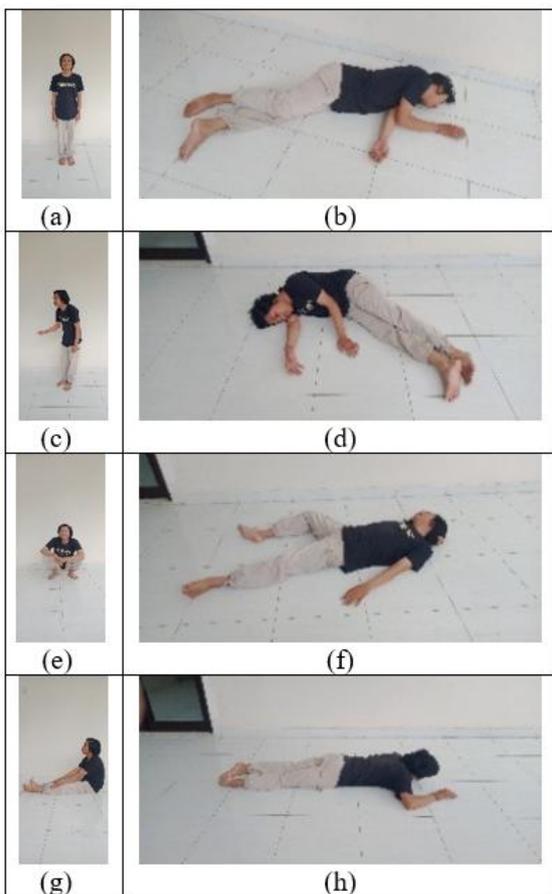
Penelitian ini merupakan penelitian dengan pendekatan kuantitatif. Penelitian kuantitatif merupakan salah satu penelitian yang berkencimpung pada angka - angka yang dilakukan pada inti sebuah penelitian (Machali, 2021).



Gambar 3. Alur Kerja Penelitian

Gambar 3 merupakan alur penelitian yang digunakan dalam mewujudkan hipotesis pada topik ini. dimulai Studi Literatur, kegiatan ini meliputi pencarian buku buku relevan, jurnal jurnal terkait, serta metode-metode yang memiliki relevansi dengan penelitian. Langkah selanjutnya adalah Analisis, tahap ini dilakukan untuk menemukan beberapa perbedaan dari studi literatur. Sehingga bisa memaksimalkan penelitian yang dilakukan antara lain: Penggunaan Pose sebagai fitur utama, Penggunaan *landmark pose* sebagai *fitur*, penggunaan LSTM untuk menunjang pengenalan pose, penggunaan pose berdiri, bungkuk, jongkok, duduk, terbaring kiri, terbaring kanan, terbaring keatas dan terbaring kebawah.

Menurut Danny (2021) data merupakan suatu yang tidak memiliki definisi. Dalam penelitian ini akan menggunakan data *primer* dan data *sekunder* untuk menunjang kegiatan penelitian ini. Menurut Sulung & Muspawi (2024) data *primer* merupakan data yang bersumber langsung dari sumber utama, dan data *sekunder* yaitu data yang di peroleh peneliti melalui suatu perantara. data *primer* di peroleh dengan membuat sampel data dengan alasan keamanan dengan cara diperagakan langsung oleh peneliti pose-pose lansia dan data *sekunder* diperoleh dari kaggle.com pose yang ditirukan sudah dilakukan validasi oleh pengelola bimbingan Panti Sosial X. Terlihat pada Gambar 4 tentang kelas pose.



Gambar 4. Kelas Pose, (a) berdiri, (b) terbaringkiri, (c) bungkuk, (d) terbaring kanan, (e) jongkok, (f) terbaring keatas, (g) duduk, (h) terbaring kebawah.

Langkah selanjutnya yaitu Pengembangan Model LSTM terdiri dari 3 alur yaitu *dataset collection* yaitu pengumpulan data *primer* dan *sekunder*. Data *primer* berjumlah 6.390 citra yang terdiri dari pose lumrah dan pose memakai kamen yang diperagakan langsung oleh peneliti, sedangkan data *sekunder* berjumlah 810 citra didapat dari situs <https://www.kaggle.com>. Sehingga jumlah keseluruhan dataset adalah 7.200 citra. Citra yang telah terkumpul kemudian disatukan menjadi 240 video dengan satu video terdiri dari 30 frame citra. Model LSTM menggunakan 3 layer LSTM dan dilengkapi dengan 3 layer dropout sebagai pengurangan *overfitting* pada model dan layer dense sebagai hasil *clasification*. Model LSTM digunakan

untuk mengklasifikasi pose ditunjukan pada Gambar 5 tentang arsitektur LSTM.

Persamaan (1) Digunakan untuk merumuskan deteksi jatuh pada topik ini

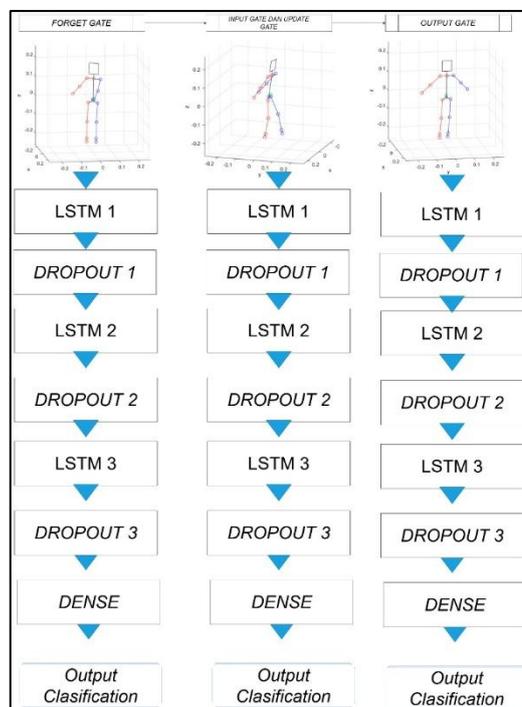
$$f(\Delta I) = \begin{cases} True, & \Delta I \geq 3 \text{ dan } \Delta t \leq 3 \text{ detik} \\ False, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (1)$$

Keterangan

ΔI : delta indeks pose

Δt : delta waktu

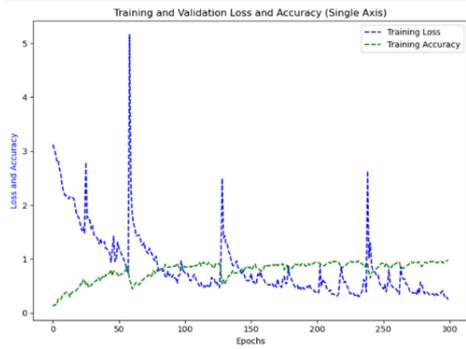
Fungsi delta *index* ini akan diimplementasikan pada *code landmark* sendi untuk mendeteksi jatuh. Dengan menerapkan *index* dari masing masing pose yaitu berdiri : 4, bungkuk : 3, jongkok : 2, duduk : 1, terbaring kiri : 0, terbaring kanan : 0, terbaring ketas : 0, terbaring kebawa : 0. Langkah akhir model *testing* dilakukan dengan menggunakan *reel time*.



Gambar 5. Architecture LSTM

Tahap selanjutnya adalah proses *training* data, yang bertujuan untuk melatih model LSTM yang telah dirancang. Pelatihan ini menggunakan pemisahan data sebesar 80% untuk pelantihan dan 20% untuk pengujian. Pada percobaan pertama parameter pelatihan menggunakan 500 epoch untuk masa *training* model, namun *loss training* tinggi pada saat *training* antara 300 epoch, maka dari itu pelatihan diputuskan untuk menggunakan 300 epoch. hasilnya menunjukkan perbaikan dibandingkan dengan menggunakan epoch 500. Hasil dari proses *traning* ini dapat dilihat pada Gambar 6.

Evaluation metrix diperuntukan untuk model yang dikembangkan yaitu model jaringan saraf tiruan *Long Short Term Memory* dengan menerapkan metode *confusion matrix*, *accuracy*, *precicion*, *recall*, dan *f1-score*.



Gambar 6. Accuracy dan Loss Training

4. Hasil dan Pembahasan

Hasil dari model LSTM menggunakan 300 epoch yaitu peneliti mendapatkan hasil seluruh pose bisa terklasifikasi, dari pose berdiri, bungkuk, jongkok, duduk, terbaring kiri, terbaring kanan, terbaring atas, dan terbaring bawah yang ditunjukkan pada Gambar 7. Namun terjadi kesalahan klasifikasi diantaranya

1. Pada saat pose berdiri, pose bungkuk ikut terklasifikasi dengan nilai 0,05,
2. Pada saat pose jongkok, pose duduk ikut terklasifikasi dengan nilai 0,05,
3. Pada saat pose duduk, pose jongkok ikut terklasifikasi dengan nilai 0,17,
4. Pada saat pose terbaring keatas, pose terbaring kebawah ikut terklasifikasi dengan nilai 0,11,
5. Pada saat pose terbaring kebawah, pose terbaring keatas ikut terklasifikasi dengan nilai 0,06.

Hasil *Fall Detection* menunjukkan bahwa model berhasil mendeteksi kejadian jatuh dengan memberikan peringatan berupa tulisan merah. Dengan menggunakan konsep *sliding window* selama 3 detik *window* untuk memantau perubahan *index* dari setiap pose. Setiap *index* baru yang masuk akan dibandingkan dengan data *index* 3 detik sebelumnya. Jatuh terdeteksi jika perubahan *delta index* melebihi 3 dalam *window* telah ditentukan. Nilai *delta index* dihitung dengan mengambil selisih antara *index* tertinggi dalam 3 detik terakhir dan *index* terbaru. Namun terdapat kekurangan pada proses deteksi jatuh pada penelitian ini yaitu ketika pose dari berdiri berubah menjadi duduk memerlukan 5 detik *window*

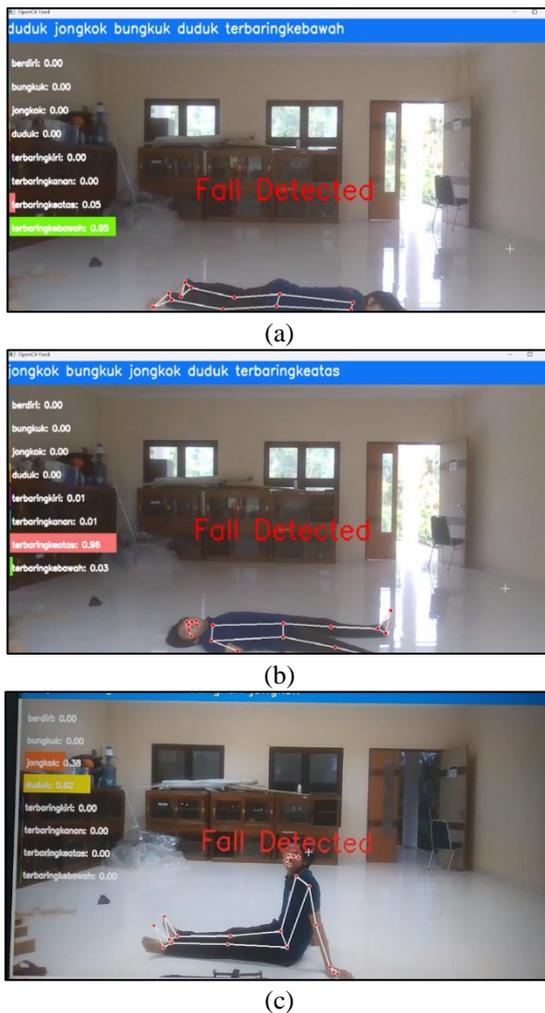
yang ditunjukkan pada Gambar 8. Hasil evaluasi terhadap model yang dibuat peneliti menerapkan *evaluation metrix* dengan metode yaitu *confusion matrix*, *accuracy*, *precicion*, *recall*, dan *f1-score*. *Confusion matrix* bertujuan untuk mendapatkan akurasi dari setiap pose yang dilatih. Hasil *Confusion Matrix* yang menunjukkan bahwa setiap pose dapat terklasifikasi dengan baik. Namun, terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada pose-pose tertentu, Hal tersebut terjadi karena adanya kemiripan pose. Hasil *Confusion Matrix* ditunjukkan pada Gambar 9. Hasil dari *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada model dengan *training* 300 epoch menunjukkan bahwa model LSTM memiliki performa yang baik, Model ini mencapai nilai *accuracy* sebesar 0.91, *precision* sebesar 0.93, *recall* sebesar 0.91, dan *F1-score* sebesar 0.91.

Berdasarkan hasil model *testing* dan *evaluation metrix* yang dilakukan oleh peneliti, model LSTM mendapatkan *accuracy* sebesar 0.91 yang menunjukan bahwa model ini memiliki performa yang bagus. Hal tersebut dibuktikan dengan model *testing* yang dilakukan oleh peneliti dengan ketepatan klasifikasi pose dan deteksi jatuh sudah berjalan sebagaimana mestinya. Sehingga pada penelitian ini dapat dikatakan bahwa penelitian ini berhasil mengklasifikasikan pose dan mendeteksi jatuh menggunakan algoritma LSTM dan *landmark pose*.

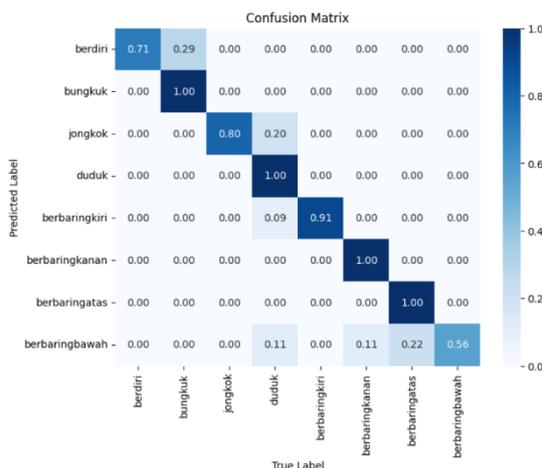
Dengan *accuracy* model mencapai 0.91 penelitian ini memiliki keunggulan dibandingkan dengan penelitian terdahulu yang memiliki kesamaan dari segi penggunaan algoritma LSTM pada penelitian Azhar Y. R. et al., (2023) telah dilakukan penelitian yang sama untuk pengenalan aktivitas manusia dengan *accuracy* mencapai 86% atau 0.86. Keunggulan dari penelitian yang dilakukan ini terletak pada penggunaan *landmark pose* yang menjadi metode utama dalam *feature extraction* yang memungkinkan fleksibilitas dari data yang hanya dilihat dari titik *keypoint* tubuh, serta penggunaan dataset yang lebih banyak dari penelitian sebelumnya. Penelitian ini menggunakan dataset sebanyak 240 video dengan 1 video terdiri atas 30 *frame citra*. Oleh karena penggunaan metode *feature extraction* menjadi penting dalam penelitian ini karena akan menjadi modalitas dari model yang akan digunakan.



Gambar 7. Hasil Classification



Gambar 8. Hasil Fall Detection, (a). Posisi Bungkuk ke terbaring, (b). Posisi berdiri ke terbaring, (c). posisi berdiri ke duduk.



Gambar 9. Confusion Matrix.

Untuk memaksimalkan pendeteksian jatuh pada penelitian ini menggunakan konsep *sliding window*. *Sliding window* merupakan konsep mengoptimalkan sebuah deteksi pada penelitian ini dalam bentuk *window* yang telah ditentukan dan bergerak melintasi data. Pada penelitian ini deteksi jatuh memerlukan

waktu 3 detik kebelakang untuk pengambilan data *index clasification*. sehingga *sliding window* sangat diperlukan untuk mendapatkan deteksi jatuh pada penelitian ini dengan tujuan mengoptimalkan kinerja dari model yang telah dibuat. Namun dalam penelitian ini juga memiliki kekurangan dikarenakan adanya konsep *sliding window* data yang sebelumnya akan dihapus dan dilupakan, hal itu menyebabkan ketika terjadi *delay* dalam *clasification* maka data akan hilang seiring dengan pergerakan *sliding window*. Sehingga dalam mengklasifikasikan pose berjalan dengan baik, namun pada saat mendeteksi jatuh kondisi ketika jatuh dari berdiri ke duduk memerlukan *sliding window* lebih lama yaitu 5 detik.

5. Kesimpulan

Berdasarkan Penelitian yang telah dilakukan baik dari studi literatur, Analisis, Pengembangan Model LSTM, dan Evaluasi. Penelitian ini berhasil mengembangkan algoritma LSTM dengan menggunakan 3 layer LSTM, 3 layer dropout yang berfungsi untuk mencegah overfitting dan layer dense sebagai *output clasification*. Dengan modalitas *keypoint* tubuh yang didapat dari *feature extraction* menggunakan *tools* Mediapipe. Metode evaluasi menggunakan confusion matrix model mampu mengklasifikasikan setiap pose dengan cukup baik. hasil nilai *accuracy* sebesar 0.91, *precision* sebesar 0.93, *recall* sebesar 0.91, dan *F1-score* sebesar 0.91.

Penelitian ini menunjukkan potensi untuk dikembangkan pada penelitian berikutnya yang diharapkan mampu berkolaborasi dengan teknologi lainnya seperti teknologi IOT, *website* ataupun teknologi yang berbasis *mobile*. Implementasi tersebut nantinya bisa diakses dengan mudah oleh tenaga perawat lansia ataupun keluarga yang memiliki lansia.

Daftar Pustaka:

AI Egde, G. (2024, August 6). Pose landmark detection guide | Google AI Edge. Google for Developers. https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/vision/pose_landmarker diakses pada 23 Januari 2024.

Azhar Y. R., Figo A.D.F., Adi N, M., Y. Suratman, F., & Istiqomah. (2023). Analisis Performansi Algoritma Svm, Cnn, Dan Lstm Untuk Pengenalan Kegiatan Manusia Dengan Urat Fmcw Radar. Jurnal TEKTRIKA, 8(1), 27.

Cholissodin, I., Sutrisno, Andy Soebroto, A., Hasanah, U., & Inggir Febiola, Y. (2021). Ai, Machine Learning & Deep Learning (Teori & Implementasi). Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya, Malang.

Daniel Tanugraha, F., Pratikno, H., Musayanah, M., & Indah Kusumawati, W. (2022). Pengenalan Gerakan Olahraga Berbasis (Long Short- Term Memory) Menggunakan Mediapipe. Journal of Advances in Information and Industrial

- Technology, 4(1), 37–45.
<https://doi.org/10.52435/jaiit.v4i1.182>
- Danny, M. (2021). Perancangan Sistem Informasi Warehouse Berbasis Visual Basic 6.0. *Jurnal Teknologi Pelita Bangsa*, 12(Vol. 12 No. 1 Maret 2021).
- Dikjen PP. (1998, November 30). UU No. 13 Tahun 1998 Tentang Kesejahteraan Lanjut Usia. Database Peraturan Perundang-Undangan Indonesia - [Peraturan.Go.Id].
<https://peraturan.go.id/id/uu-no-13-tahun-1998>
- Dwi Wulandari Santosa, R., Arif Bijaksana, M., & Romadhony, A. (2021). Implementasi Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Mendeteksi Penggunaan Kalimat Abusive Pada Teks Bahasa Indonesia. In *Jurnal Tugas Akhir Fakultas Informatika* (pp. 12–2020).
- Gumelar, G., Norlaila, Ain, Q., Marsuciati, R., Agustanti Bambang, S., Sunyoto, A., & Syukri Mustafa, M. (2021). Kombinasi Algoritma Sampling dengan Algoritma Klasifikasi untuk Meningkatkan Performa Klasifikasi Dataset Imbalance. *Prosiding seminar nasional SISPOTEK*.
- Hanafiah, A., Arta, Y., Nasution, H. O., & Lestari, Y. D. (2023). Penerapan Metode Recurrent Neural Network dengan Pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) Untuk Prediksi Harga Saham. *Bulletin of Computer Science Research*, 4(1), 27–33.
<https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v4i1.321>
- Hardiyanto, R. A., Setianingsih, C., & Purboyo, T. W. (2023). Sistem Deteksi Jatuh Untuk Lansia Menggunakan Openpose dan Convolutional Neural Network . *e-Proceeding of Engineering*.
- Jefiza, A., Daulay, I., & Hericson, J. (2020). Klasifikasi Gerakan Jatuh Berbasis Accelerometer dan Gyroscope Menggunakan K-Nearest Neighbors . *Journal Of Applied Electrical Engineering* (E, 4(2), 2548–9682).
- Machali, I. (2021). Metode Penelitian Kuantitatif. Fakultas Ilmu Tarbiyah dan Keguruan Universitas Islam Negeri (UIN) Sunan Kalijaga Yogyakarta.
- Madrim S, 2020. Kasus Penelantaran Masih Dialami Lansia Indonesia. URL: Statistik Penduduk Lanjut Usia 2023 - Badan Pusat Statistik Indonesia (bps.go.id) Diakses tanggal 23 Januari 2023
- Noorratri, E. D., Mei Leni, A. S., & Kardi, I. S. (2020). Deteksi Dini Resiko Jatuh Pada Lansia Di Posyandu Lansia Ketingan, Kecamatan Jebres, Surakarta. *GEMASSIKA : Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 4(2), 128.
<https://doi.org/10.30787/gemassika.v4i2.636>
- Pangarso Wisanggeni, S., Krisna, A., & Rosalina, M. P. (2023, June 27). Potensi Masa Depan yang Terbuka oleh AI. *Kompas.id*.
<https://www.kompas.id/baca/investigasi/2023/06/26/potensi-masa-depan-yang-terbuka-oleh-ai>
- Rabbani, R., Wahidah, I., & Santoso, I. (2021). Klasifikasi Data Deteksi Jatuh Menggunakan Machine Learning Dengan Algoritma Adaptive Boosting (Adaboost) . *Klasifikasi Data Deteksi Jatuh Menggunakan Machine Learning Dengan Algoritma Adaptive Boosting (Adaboost)*, 8(5), 5053.
- Shabrina, R., Widiana, W., Sarah, N. and Hartono, R. (2021). e-Motion: Smart Remote Internet of Things Based Of Elderly Body Movements . *Prosiding The 12 th Industrial Research Workshop and National Seminar Bandung*. Bandung, 4-5 Agustus 2021. 289-295
- Siahaan, M., Harsana Jasa, C., Anderson, K., Rosiana, M., Lim, S., & Yudianto, W. (2020). Penerapan Artificial Intelligence (AI) Terhadap Seorang Penyandang Disabilitas Tunanetra. *Journal of Information System and Technology*, 01(-), 186–193.
- Sudirman. (2021). Machine Learning Deteksi Jatuh Menggunakan Algoritma Human Posture Recognition. *Konferensi Nasional Ilmu Komputer (KONIK) 2021* .
- Sulung, U., & Muspawi, M. (2024). Memahami Sumber Data Penelitian : Primer, Sekunder, Dan Tersier. *Jurnal Edu Research Indonesian Institute for Corporate Learning and Studies (IICLS)* , 5(3).
- Suryani, S., & Mustakim, M. (2022). Estimasi Keberhasilan Siswa dalam Pemodelan Data Berbasis Learning Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *Bulletin of Informatics and Data Science*, 1(2), 81.
<https://doi.org/10.61944/bids.v1i2.36>