

PENGEMBANGAN SISTEM REKOGNISI AKTIVITAS DAN PREDIKSI JATUH PADA LANSIA MENGGUNAKAN SENSOR IMU

DEVELOPMENT OF AN ACTIVITY RECOGNITION AND FALL PREDICTION SYSTEM IN THE ELDERLY USING IMU SENSOR

Soediponegoro¹, Husneni Mukhtar^{2*}, Istiqomah³, Achmad Ibnu Abas⁴, Armanda Darmara⁵, Irma Ruslina Defi⁶, Lazuardhi Dwipa⁷, Citra Windani⁸

^{1,4,5}Biospin Laboratory, Telkom University, Indonesia

^{2,3}School of Electrical Engineering, Telkom University, Indonesia

^{6,7}Fakultas Kedokteran Universitas Padjadjaran, Bandung, Indonesia

⁷Divisi Geriatri (Khusus Lansia) Departemen Ilmu Penyakit Dalam RSHS, Bandung, Indonesia

⁸Fakultas Keperawatan, Universitas Padjadjaran, Jatinangor, Indonesia

*husnenimukhtar@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Urgensi pengembangan suatu sistem pengenalan aktivitas lansia serta memprediksi kemungkinan terjadinya jatuh menjadi prioritas dalam menghadapi total populasi lansia yang telah mencapai 11,34% di tahun 2020 dan diproyeksikan meningkat menjadi seperlima populasi Indonesia pada tahun 2045. Keluarga yang hidup bersama dengan lansia memiliki keterbatasan dalam memantau dan menjaga lansia, ditambah lagi dengan kekhawatiran akan kemungkinan terjadinya jatuh. Bertujuan untuk membantu keluarga lansia dalam memonitor aktivitas lansia maka dikembangkanlah suatu sistem pemantauan aktivitas lansia. Sedangkan untuk mengurangi risiko jatuh, sebuah alat yang dapat dikenakan pada lansia dilengkapi dengan mode peringatan berupa getaran yang akan aktif sesaat diprediksi lansia akan terjatuh. Sistem pemantauan aktivitas lansia menggunakan metode human activity recognition (HAR) dengan model XGBoost dan 6 fitur sedangkan prediksi jatuh diambil dari deteksi sensor IMU menggunakan *threshold* dari nilai mutlak terbesar pada akselerometer di sumbu x . Performa yang didapat dari metode tersebut adalah akurasi sebesar 90% untuk HAR, 95% untuk prediksi jatuh, dan 83,3% untuk hasil integrasi keduanya.

Katakunci: Prediksi Jatuh, HAR, IMU, Lansia, Pembelajaran Mesin

Abstract

The urgency of developing a system for recognizing elderly activities and predicting the possibility of falls is a priority in dealing with the total elderly population, which has reached 11.34% in 2020 and is projected to increase to one-fifth of Indonesia's population in 2045. Families who live together with elderly people have limitations in monitoring and looking after the elderly, coupled with concerns about possible falls. Aiming to help elderly families monitor their activities, an elderly activity monitoring system was developed. Meanwhile, to reduce the risk of falling, a device that can be worn by the elderly is equipped with a warning mode in the form of a vibration, which will be active when it is predicted that the elderly will fall. The elderly activity monitoring system uses the human activity recognition (HAR) method with the XGBoost model and 6 features, while fall predictions are taken from IMU sensor detection using a threshold of the most enormous absolute value of the accelerometer on the x -axis. The performance obtained from this method is an accuracy of 90% for HAR, 95% for fall prediction, and 83.3% for both integration results.

Keywords: Fall Prediction, HAR, IMU, Elderly, Machine Learning

1. PENDAHULUAN

Indonesia, menurut data Susenas Kementerian Kesehatan & BPS, memiliki 11,34% penduduk lansia pada tahun 2020. Jumlah tersebut diproyeksikan meningkat menjadi 16,7% pada tahun 2023 dan 20% pada tahun 2045 [1]. Artinya pada tahun 2045, seperlima populasi negara Indonesia adalah lansia, atau orang dewasa yang berumur lebih dari 60 tahun. Hal ini menimbulkan banyak pertanyaan, diantaranya bagaimanakah kualitas hidup lansia di masa akan datang dan

bagaimana menanggulangi faktor-faktor penurunan kesehatan mereka seperti penyakit degeneratif, jantung, terjatuh, dan lainnya.

Jatuh merugikan semua orang, terutama orang lanjut usia berusia 65 tahun ke atas memiliki risiko terjatuh yang lebih tinggi dibandingkan dengan kelompok usia yang lebih muda dikarenakan melemahnya kondisi fisik mereka [2][3]. Di Indonesia, risiko terjatuh pada lansia berkisar antara 30-50%, dengan 20% di antaranya mengalami kejadian terjatuh berulang [4]. Faktor-faktor seperti penurunan fungsi penglihatan dan gaya berjalan yang berubah seiring bertambahnya usia menjadi penyebab tingginya risiko terjatuh pada lansia. Hal ini membuat mereka rentan mengalami cedera serius [4]. Diperkirakan bahwa risiko terjatuh pada lansia akan terus meningkat seiring pertambahan jumlah lansia di masa mendatang [5]. Oleh karena itu, perlu adanya upaya lebih intensif untuk mencegah terjadinya kejadian terjatuh pada lansia, terutama pada mereka yang memiliki risiko tinggi, sehingga mereka dapat tetap menjalani aktivitas di luar ruangan dengan aman. Selain itu, mitigasi risiko jatuh yang berkelanjutan menjadi penting, dengan tujuan untuk membantu masyarakat lanjut usia dan keluarganya dalam beraktivitas dan mencegah risiko jatuh demi kesehatan dan kehidupan lansia yang lebih baik.

Beberapa penelitian yang mengamati kerentanan dan ketidakstabilan manusia terutama saat berdiri dan berjalan adalah dengan mengamati *body sway* atau ketidakstabilan postur tubuhnya menggunakan *force platform* atau kombinasi *somatotype* dan *body mass index* [6][7][8][9], penilaian gaya berjalan (*gait*) dan kecepatannya dan *uji force plate* memiliki hubungan yang lebih kuat terhadap usia, kinerja fisik, dan pengukuran fungsi kognitif [10], atau memanfaatkan kamera *kinect depth* saat uji sensorik [11]. Sedangkan penelitian yang telah dilakukan untuk mengenali aktivitas jatuh dari seseorang adalah dengan menggunakan sensor IMU, citra, dan sinyal radio [12][13]. Pengenalan aktivitas jatuh menggunakan IMU memiliki performa akurasi yang berkisar antara 89% sampai 98%. Untuk penggunaan citra sebagai pendeteksi jatuh memiliki akurasi 68% sampai 99%, sedangkan untuk sinyal radio 97% sampai 98%. Namun dari semua penelitian tersebut tidak ada yang memberikan peringatan secara langsung kepada lansia jika ada gerakan kecenderungan jatuh sebagai upaya pencegahan jatuh terhadap lansia.

Oleh karena itu, diperlukan sebuah perangkat yang dapat memberikan upaya pencegahan terhadap jatuh seperti suatu alat yang mampu memberikan peringatan langsung kepada lansia ketika mereka menghadapi gerakan kecenderungan terjatuh. Jurnal ini bertujuan untuk membuat sistem prediksi jatuh yang gunanya untuk mencegah lansia terjatuh dengan peringatan langsung kepada lansia dan mengirimkan alarm kepada orang sekitar serta notifikasi ke aplikasi jika lansia tersebut terjatuh.

2. PERANCANGAN SISTEM

2.1 *Human Activity Recognition (HAR)*

Human activity recognition (HAR) merupakan salah satu metode untuk mengenali aktivitas manusia secara otomatis. Dengan metode HAR, aktivitas dan pergerakan manusia dapat dikenali dan dianalisis secara otomatis berdasarkan informasi dari sensor-sensor lingkungan seperti akselerometer, giroskop, atau citra [12][14][15] dan metode *machine learning* atau *deep learning* untuk proses klasifikasi [16]. Gambar 1 mendeskripsikan proses HAR yang dimulai dari akuisisi data akselerasi dan rotasi pergerakan manusia atau pengguna oleh sensor IMU sampai klasifikasi aktivitas atau gerakan dapat ditentukan yang digunakan pada penelitian ini.

Data akselerasi dan rotasi dari setiap gerakan aktivitas pengguna dideteksi oleh sensor IMU. Kemudian mikrokontroler melakukan penyamplingan data digital tersebut dengan frekuensi tertentu. Untuk menghilangkan sinyal distorsi yang muncul dari hasil penyamplingan, maka suatu filter perlu digunakan untuk mereduksi bahkan menghilangkan *noise* tersebut. Filter yang biasa

digunakan adalah Kalman filter [17] karena filter ini mempunyai kemampuan yang baik dalam menangani dan mereduksi *noise* dari keluaran sensor *accelerometer* dan giroskop yang bersifat acak [18][19].

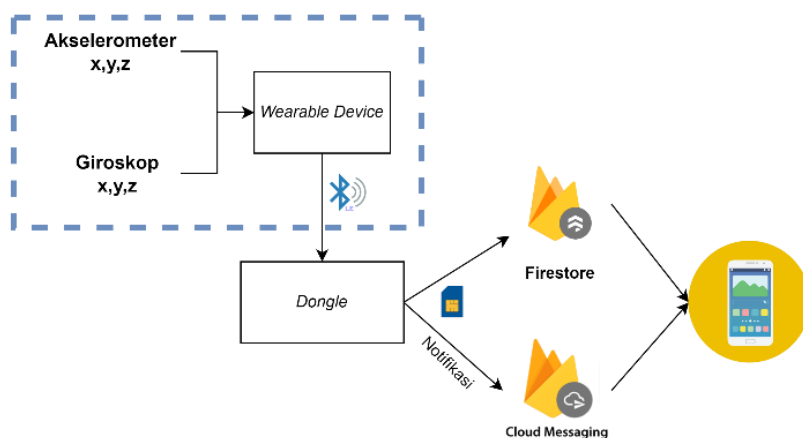


Gambar 1. Diagram blok pemrosesan data akselerasi dan rotasi setiap gerakan/ aktivitas.

Ekstraksi fitur, yaitu bentuk vektor fitur suatu sinyal/ data, yang digunakan sebagai pengenalan pola sinyal. Parameter yang digunakan adalah dalam domain waktu seperti *Mean Absolute Value (MAV)*, *Simple Square Integral (SSI)*, *Variansi (VAR)*, *Root Mean Square (RMS)*, *Standard Deviation (SD)*, *Kurtosis Coefficient (KC)*, dan *Skewness Coefficient (SC)* [20]. Sedangkan algoritma yang digunakan pada model *machine learning* HAR dipilih dari hasil *cross-validation* dari beberapa metode seperti *Support Vector Machine (SVM)*, *xgboost*, dan *random forest*. *Xgboost (Xtreme Gradient Boosting)*, sebagai sistem pembelajaran mesin yang dapat diskalakan, merupakan implementasi dari algoritma Gradient Boosting untuk *tree boosting* [21][22] serta mampu menyelesaikan masalah seperti regresi, klasifikasi, dan pemeringkatan. *Support Vector Machine (SVM)* adalah jenis sistem *supervised learning* untuk klasifikasi dan regresi dengan fungsi hipotesis linier, fitur berdimensi tinggi serta dilatih menggunakan algoritma pembelajaran optimasi dengan bias pembelajaran statistik [23][24].

2.2 Desain Sistem

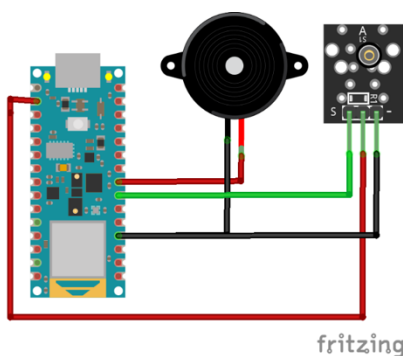
Sistem HAR dan sistem prediksi terjadinya kondisi jatuh atau tidak stabil pada lansia dirancang dalam dua bagian yaitu *wearable device* (atau perangkat yang dapat dikenakan) dan aplikasi di *smartphone* berbasis android yang dihubungkan dengan perangkat *dongle* serta *push-up* notifikasi menggunakan *firebase cloud messaging (FCM)* dengan memanfaatkan koneksi GSM. Pada jurnal ini, pembahasan difokuskan pada sistem pengenalan aktivitas manusia dan prediksi jatuh pada lansia menggunakan *wearable device*, seperti yang disajikan pada Gambar 2 yang ditandai dengan kotak biru bergaris putus-putus.



Gambar 2. Konsep sistem rekognisi aktivitas dan pencegahan jatuh. *Wearable device* sebagai perangkat utama (ditunjukkan dalam area kotak biru bergaris putus-putus) yang dilengkapi dengan penyimpanan data.

Wearable device disusun atas built-in sensor IMU LSM9DS1 dengan mikrokontroler Arduino Nano 33 BLE, *vibrating motor*, dan *buzzer* (diagram skema elektronik dideskripsikan pada Gambar 3). Hasil pembacaan dari sensor IMU digunakan untuk 2 (dua) fungsi yaitu:

1. Untuk mendeteksi nilai kecenderungan jatuh atau hampir jatuh menggunakan nilai *threshold* akselerasi yang ditentukan saat pengguna berjalan. Pada saat nilai akselerasi mencapai atau melebihi nilai *threshold*, maka aktuator getar yang terdapat pada perangkat akan aktif. Getaran ini akan dirasakan oleh penggunaan lansia karena perangkat dipasang pada daerah dada seperti yang diilustrasikan pada Gambar 4. Getaran yang dirasakan oleh pengguna ini diharapkan dapat menjadi peringatan untuk lansia agar berhati-hati berjalan agar terhindar dari jatuh, dengan cara memperlambat kecepatan berjalan atau berhenti sejenak.
2. Untuk mengenali aktivitas manusia dengan mengolah data variable-variabel dari sensor IMU menggunakan metode machine learning [16][25][26]. Aktivitas yang dikenali adalah berjalan, duduk, berdiri, terjatuh, atau gerakan hampir terjatuh seperti tersandung.



Gambar 3. Diagram skematik elektronik dari *wearable device*.



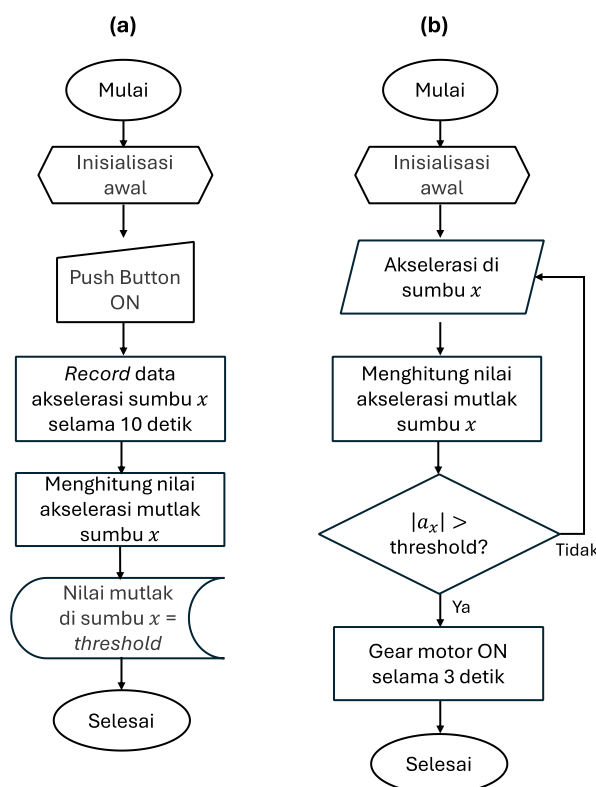
Gambar 4. Posisi peletakan *wearable device* pada manusia

2.2.1 Bagian *Fall Prevention*

Metode pencegahan jatuh pada *wearable device* ini adalah dengan memberikan peringatan kepada pengguna berupa getaran yang dihasilkan oleh motor getar ketika nilai mutlak akseleromernya lebih besar dari nilai berjalan normal. Pada penelitian ini, nilai akselerometer yang signifikan terhadap kejadian tidak stabil atau cenderung jatuh adalah nilai akselerometer pada sumbu-*x* saja (perhatikan pada grafik di Gambar 6a). Gambar 5a memperlihatkan diagram alir penentuan *threshold* dan Gambar 5b menunjukkan implementasi sistem prediksi untuk mencegah kondisi stabil atau jatuh. Penentuan *threshold* tersebut hanya sekali saja dilakukan, yaitu pada saat *wearable device* pertama kali dinyalakan atau digunakan. Selain itu, pengguna juga dapat merubah atau

memperbaharui nilai *threshold* sewaktu-waktu diperlukan. Berikut prosedur penentuan *threshold* pada *wearable device*.

- (i) Pengguna berjalan lurus maju selama 10 detik setelah tombol pada *wearable device* ditekan/ diaktifkan.
- (ii) *Threshold* kemudian dihitung dengan cara mengambil nilai mutlak terbesar dari akselerometer di sumbu x .
- (iii) Sistem akan menyimpan nilai *threshold* tersebut untuk penggunaan peringatan saat diprediksi terjadinya kejadian jatuh atau tidak stabil.



Gambar 5. Diagram alir sistem pencegahan jatuh atau kondisi tidak stabil untuk: (a) penentuan *threshold* akselerasi di sumbu x . (b) untuk implementasi sistem.

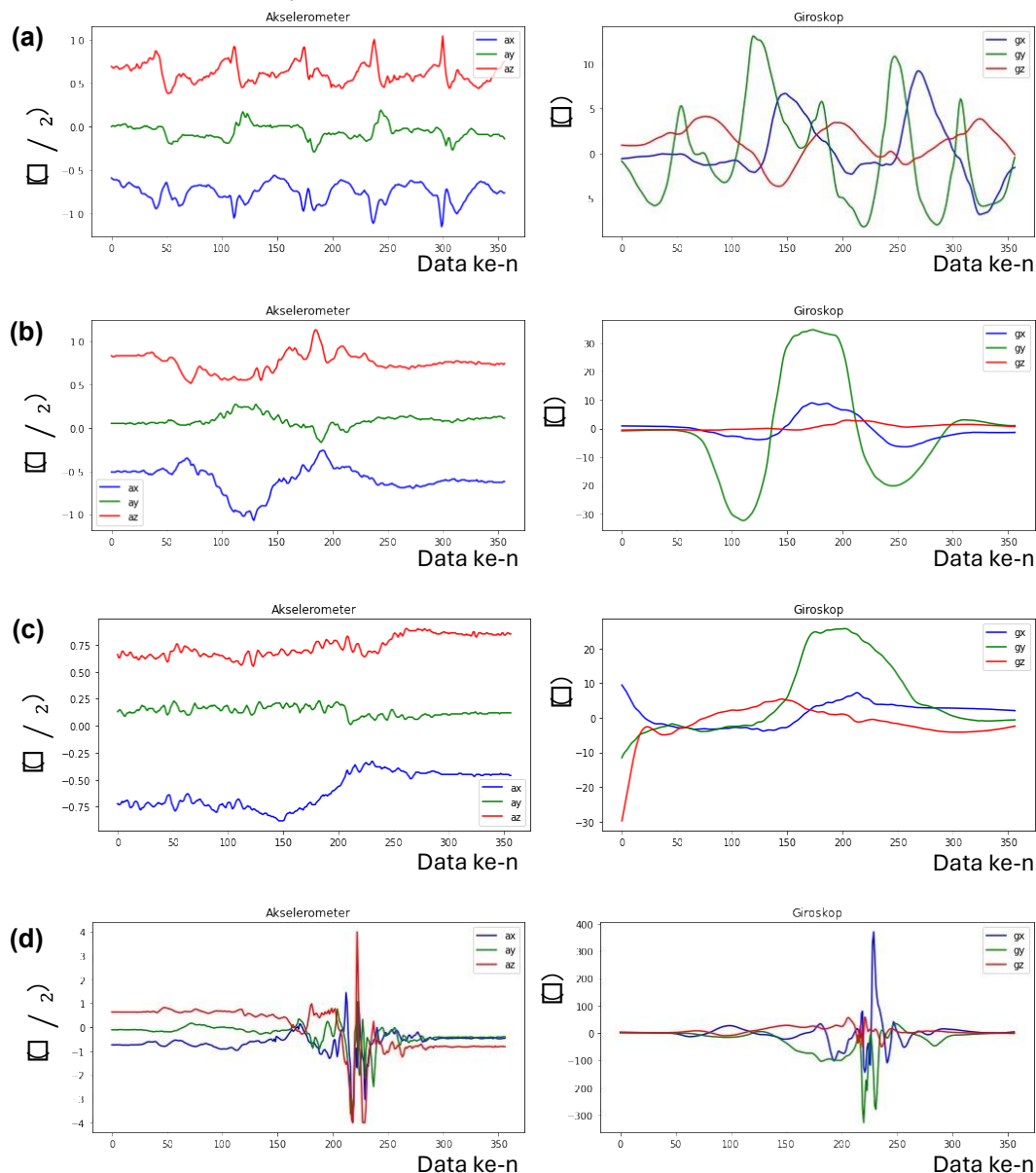
2.2.2 Bagian Rekognisi Aktivitas

Aktivitas berjalan, duduk, berdiri, atau terjatuh yang dideteksi dengan metode *Human Activity Recognition* (HAR) diakuisisi dari data akselerasi dan giroskop pada sensor IMU dengan frekuensi sampling 119 Hz selama 3 detik. Akuisisi data-data tersebut selanjutnya dikirimkan ke mikrokontroler untuk diolah sebagai proses klasifikasi pengenalan aktivitas.

Untuk memperoleh fitur ekstraksi pada proses klasifikasi dari setiap gerakan atau aktivitas yang akan dilatih dan dikenal nantinya pada mikrokontroler, maka sepuluh orang partisipan dikondisikan untuk melakukan semua jenis tersebut. Salah satu contoh hasil akuisisi data setiap gerakan dari seorang partisipan dapat dilihat pada Gambar 6. Data akselerasi dan giroskop di sumbu x , y , dan z tersebut selanjutnya dihitung *magnitudenya* menggunakan persamaan percepatan dan gravitasi seperti yang ditunjukkan pada persamaan (1) dan (2) [14], dimana a adalah akselerasi dan g adalah giroskop.

$$a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (1)$$

$$g = \sqrt{g_x^2 + g_y^2 + g_z^2} \quad (2)$$



Gambar 6. Grafik akuisisi data akselerometer dan giroskop menggunakan sensor IMU LSM9DS1 selama 3 detik dengan frekuensi sampel 119 Hz untuk gerakan (a). berjalan, (b). duduk, (c). berdiri, (d). jatuh.

Dengan demikian, data yang digunakan untuk proses klasifikasi adalah sebanyak 357 data dari hasil pembacaan akselerometer dan giroskop di sumbu x , y , z dan 357 fitur *magnitude* dari akselerometer dan giroskop. Selanjutnya ekstraksi fitur dilakukan pada data-data tersebut untuk memperkecil fitur yang akan digunakan pada klasifikasi serta meringankan proses klasifikasi [20] [27][28][29].

Ekstraksi fitur yang digunakan adalah ekstraksi fitur domain waktu seperti *Mean Absolute Value* (MAV) yang merepresentasikan rata-rata dari nilai absolut data yang

diperoleh pada interval tertentu, *Simple Squared Integration* (SSI), *Variansi* (VAR), dan *Root Mean Square* (RMS) [20][30] yang direpresentasikan pada persamaan (3), (4), (5), dan (6) sebagai berikut:

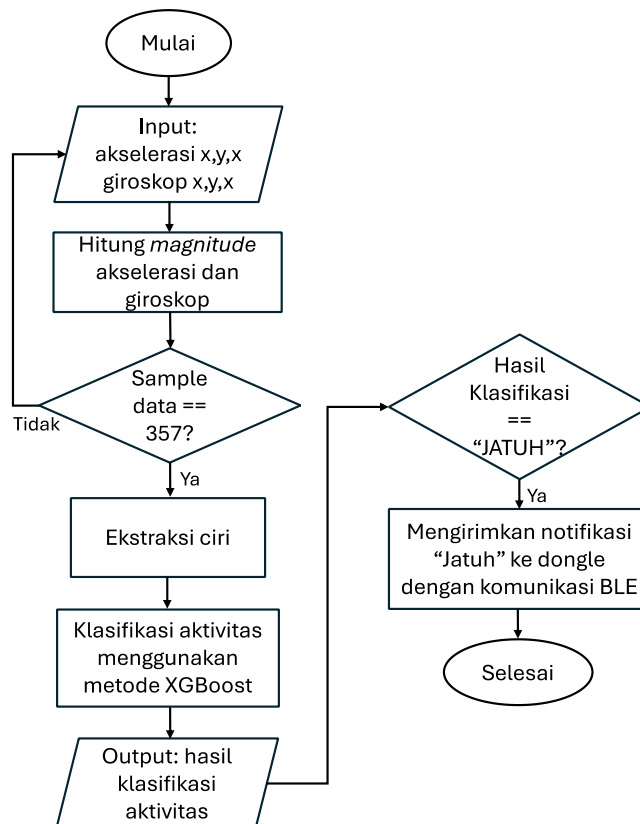
$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |X_i| \tag{3}$$

$$SSI = \sum_{i=1}^N x_i^2 \tag{4}$$

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \tag{5}$$

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \tag{6}$$

dimana N adalah jumlah data, i adalah data ke-1, 2, dst, $|X_i|$ adalah absolut dari data ke- i , x_i adalah data ke- i , dan \bar{x} adalah rata-rata nilai dari suatu variabel. Variabel x pada penelitian ini adalah diwakili oleh nilai akselerometer (a) dan giroskop (g). Setelah ekstraksi fitur selesai, dilanjutkan dengan klasifikasi menggunakan model *machine learning* yang dipilih berdasarkan hasil *cross validation* terhadap tiga model yang dibandingkan, yaitu SVM, *xgboost*, dan *random forest*. Metode algoritma yang digunakan pada model HAR ini adalah *xgboost*. Keluaran hasil klasifikasi adalah gerakan jalan, duduk, berdiri, jatuh, dan lainnya seperti gerakan diam. Jika hasil klasifikasi adalah jatuh, maka perangkat *wearable device* akan mengirimkan informasi jatuh kepada *dongle* menggunakan komunikasi BLE. Diagram alir dari sistem HAR ini dapat dilihat pada Gambar 7.

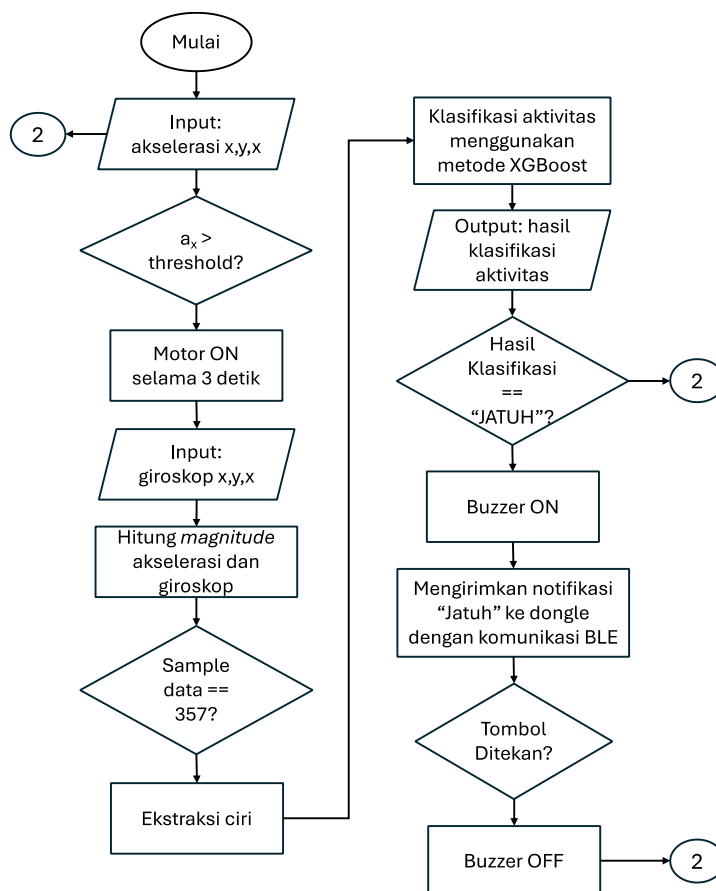


Gambar 7. Diagram alir dari sistem HAR pada *wearable device*.

2.3 Integrasi Sistem Human Activity Recognition dan Fall Prediction

Integrasi dari sistem HAR dan *fall prevention* pada *wearable device* memiliki alur yang ditunjukkan pada Gambar 8. Saat perangkat dinyalakan, maka *wearable device* akan meminta pengguna untuk terlebih dahulu menjalankan sistem penghitung *threshold* yang akan digunakan untuk sistem *fall prevention* dengan cara menekan tombol yang ada pada perangkat. Setelah *threshold* ditentukan, maka sistem HAR akan berjalan. Di dalam klasifikasi aktivitas yang dilakukan oleh sistem HAR, ada percabangan untuk peringatan terhadap prediksi terjadinya jatuh atau kondisi tidak stabil jika $|a_x|$ yang terbaca melebihi nilai *threshold*. Jika kondisi tidak stabil terjadi, maka motor getar pada *wearable device* akan aktif. Getaran ini akan dirasakan oleh lansia yang tujuannya memberitahukan kepada lansia bahwa alat mendeteksi terjadinya keadaan tidak stabil yang berpotensi untuk terjatuh. Dengan demikian, getaran tersebut menjadi peringatan untuk lansia agar dapat berhati-hati dalam berjalan, atau memperlambat kecepatannya, atau berhenti sejenak beraktivitas agar terhindar dari kemungkinan terjatuh.

Lain halnya saat proses pengenalan aktivitas manusia terdeteksi aktivitas terjatuh, maka sistem akan menyalakan *buzzer* untuk mengingatkan orang sekitar bahwa ada kejadian terjatuh pada pengguna, serta mikrokontroler akan mengirim informasi ke *dongle* menggunakan konektivitas *Bluetooth Low Energy (BLE)*. BLE memiliki *Generic Attributes (GATT)* yang menggambarkan hirarki dari BLE [29]. Hirarki tersebut di antaranya adalah *service* dan *characteristic* yang memiliki alamat masing-masing. Alamat *Service* yang digunakan pada *wearable device* ini adalah 1101. Informasi yang dikirim dari *wearable device* ke *dongle* berupa informasi dalam bentuk integer, yaitu angka '1' jika hasil klasifikasi dari sistem HAR adalah terjatuh.

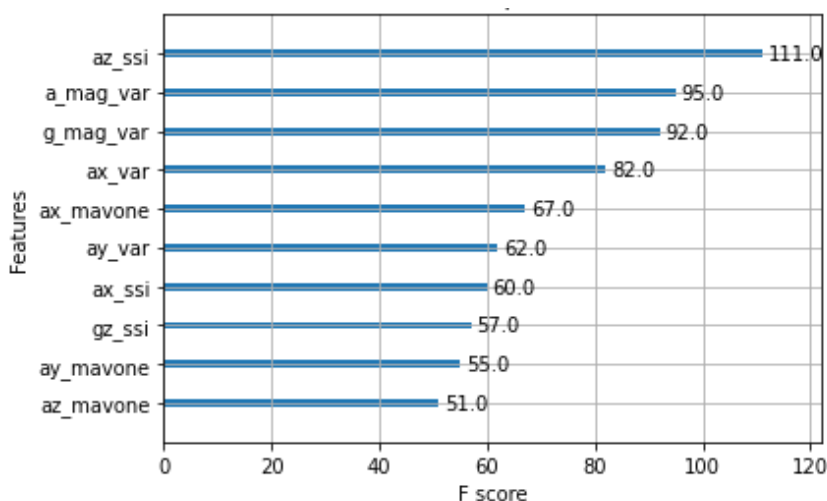


Gambar 8. Diagram alur hasil integrasi dari sistem HAR dan prediksi jatuh.

3.HASIL DAN PENGUJIAN SISTEM

3.1 Pemilihan Fitur dan model *Machine Learning* terbaik pada *Human Activity Recognition*

Pemilihan metode ekstraksi fitur dan model *machine learning* dilakukan agar sistem memiliki akurasi yang tinggi. Ekstraksi fitur dilakukan pada nilai akselerasi dan giroskop di sumbu x, y, z , dan nilai *magnitude* akselerasi dan giroskop yang diambil setiap 3 detik, sehingga terdapat total 48 fitur. Dengan menggunakan fungsi *plot_importance* dari *library Xgboost*, maka diperoleh sepuluh fitur signifikan seperti yang ditampilkan pada Gambar 9. Urutan sepuluh ekstraksi fitur terbaik yang didapatkan, yaitu a_z_ssi , a_var , g_var , a_x_var , a_x_mavone , a_y_var , a_x_ssi , g_z_ssi , a_y_mavone , dan a_z_mavone . Untuk *feature importance* pada *Gradient Boosting*, secara umum, tingkat kepentingan memberikan skor yang menunjukkan seberapa berguna atau berharganya setiap fitur dalam konstruksi *boosted decision trees* dalam model.



Gambar 9. Sepuluh fitur terpenting dari data sensor IMU.

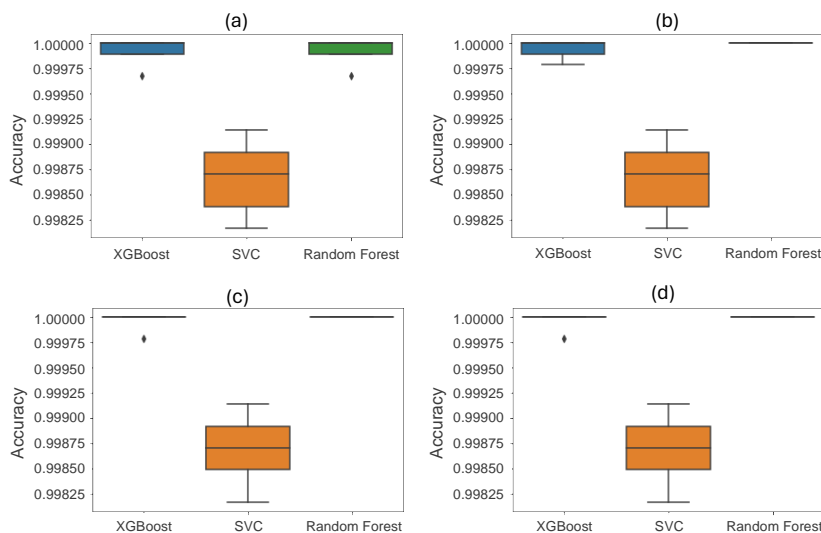
Fitur terpilih tersebut kemudian diuji pada model *machine learning* (ML) yaitu *random forest*, *support vector machine* (SVM), dan XGBoost. Variasi 3, 4, 5, dan 6 fitur terbaik dan model ML menggunakan metode *cross validation* menghasilkan sebanyak 5 split, maka pengujian akan dibagi menjadi 5 bagian, sehingga proses pelatihan berjalan sebanyak 5 kali dengan rasio sampel untuk data latih dan data uji adalah 80% berbanding 20%. Tabel 1 menampilkan hasil akurasi dari kombinasi fitur dan model ML dan Gambar 10 menunjukkan distribusi akurasi di setiap kombinasi.

XGBoost dan *random forest* pada Tabel 1 memiliki hasil akurasi yang sangat bagus dibandingkan dengan SVM. Peningkatan akurasi pada model *random forest* terjadi pada minimal 4 fitur, yaitu menjadi 100%. Sementara itu, jarak boxplot terkecil yang menunjukkan persebaran akurasi yang presisi dimiliki oleh fitur penting terbanyak, yaitu 6 fitur. Oleh karena itu, model *random forest* atau XGBoost dengan 6 fitur merupakan model HAR terbaik. Namun, pada *wearable device* ini, XGBoost lebih dipilih dan disukai karena ukuran memorinya lebih kecil dari *random forest* sehingga *compatible* digunakan pada mikrokontroler Arduino nano 33 BLE dan memiliki kemampuan komputasi yang ringan sehingga cocok digunakan pada perangkat *wearable* [31].

Selanjutnya, pengujian sistem dilakukan pada 3 (tiga) bagian sistem, yaitu HAR, prediksi jatuh, dan integrasi keduanya dengan melibatkan 10 partisipan/ subjek. Pembahasannya terdapat pada sub bab 3.2 s/d 3.4.

Tabel 1. Hasil perbandingan akurasi dari kombinasi fitur dan model *machine learning*.

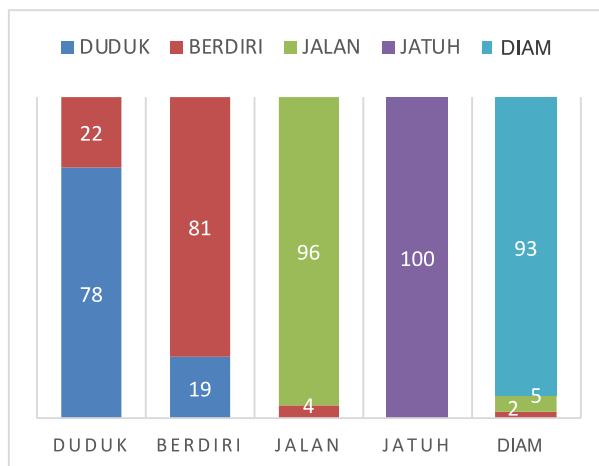
Model ML	Akurasi (%)			
	3 Fitur Terbaik	4 Fitur Terbaik	5 Fitur Terbaik	6 Fitur Terbaik
XGBoost	99,99	99,99	99,99	99,99
SVM	99,86	99,86	99,86	99,86
Random Forest	99,99	100	100	100



Gambar 10. *Boxplot* akurasi dari *cross validation* antara model XGBoost, SVM, dan *random forest* dengan (a) 3 fitur, (b) 4 fitur, (c) 5 fitur, (d) 6 fitur.

3.2 Pengujian *Human Activity Recognition*

Setiap subjek melakukan aktivitas “Duduk”, “Berdiri”, “Berjalan”, “Jatuh”, dan “Diam” di tempat. Aktivitas tersebut dilakukan sebanyak 10 kali perulangan. Hasil dari pengujian dapat dilihat pada grafik di Gambar 11, di mana tidak ada nilai *false positive* (FP) untuk aktivitas “Jatuh” di seluruh aktivitas non-jatuh. Dengan hasil tersebut maka sistem HAR ini memiliki nilai hasil klasifikasi yang cukup baik untuk mendeteksi jatuh karena tidak adanya *false alarm* terkait kondisi jatuh. Selain itu, akurasi rata-rata untuk seluruh klasifikasi dapat dinilai cukup baik untuk sistem HAR seperti yang ditampilkan pada Tabel 2, yaitu sebesar 90% [12][32].



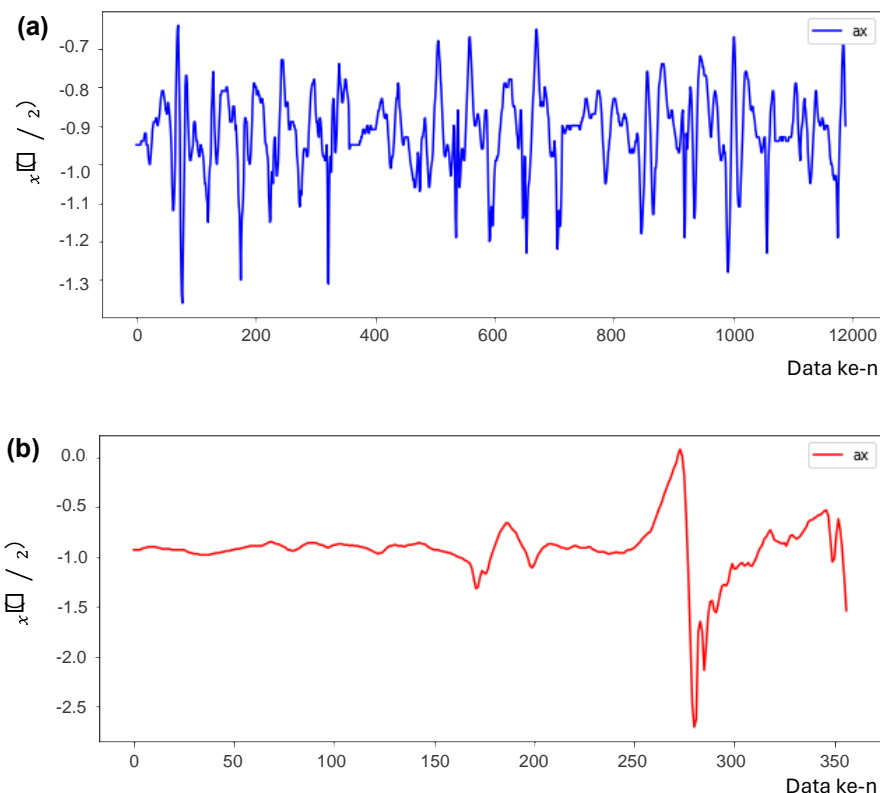
Gambar 11. Grafik hasil pengujian perangkat deteksi gerakan.

Tabel 2. Hasil pengujian sistem HAR

Subjek	Jenis Aktivitas				
	DUDUK (%)	BERDIRI (%)	JALAN (%)	JATUH (%)	DIAM (%)
1	90	80	90	100	100
2	60	80	90	100	90
3	70	90	100	100	100
4	100	100	100	100	100
5	100	90	100	100	90
6	80	90	100	100	100
7	50	90	80	100	100
8	100	100	100	100	90
9	90	40	100	100	90
10	80	50	100	100	70
Akurasi Rata-rata per aktivitas (%)	78	81	96	100	93
Akurasi Total Rata-rata (%)	90				

3.3 Pengujian Prediksi Jatuh

Prediksi jatuh ditentukan dari nilai $|a_x|$ yang melebihi *threshold* yang telah ditentukan terlebih dahulu dengan cara subjek berjalan normal selama 10 detik. Gambar 12 menunjukkan perbandingan seorang subjek yang berjalan normal dan berjalan dengan kondisi tidak stabil atau tersandung di sekitar rentang data ke- 250 s/d 310. Nilai $|a_x|$ terbesar saat subjek berjalan normal adalah $1,36 \text{ m/s}^2$ dan saat subjek melakukan gerakan tersandung sebesar $2,71 \text{ m/s}^2$. Dari data tersebut terlihat bahwa nilai $|a_x|$ terbesar saat subjek tersandung memiliki nilai yang jauh lebih besar daripada saat subjek berjalan normal. Hal ini mengindikasikan bahwa jika akselerometer x yang terbaca lebih besar dari nilai $|a_x|$ maksimum saat berjalan, maka ada kemungkinan subjek pengguna mengalami kejadian hampir terjatuh atau tidak stabil. Oleh karena itu *threshold* ditentukan terlebih dahulu saat pertama kali alat digunakan, atau dapat sewaktu-waktu diulang kembali jika subjek pengguna berubah atau subjek pengguna membutuhkan perubahan data.



Gambar 12. Nilai akselerometer di sumbu x saat gerakan berjalan (a) normal dan (b) tidak stabil (atau tersandung) untuk salah satu subjek.

Selanjutnya, subjek melakukan empat jenis aktivitas, yaitu jalan normal, tersandung, duduk, dan berdiri secara berturut-turut dan berulang sebanyak 10 kali. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 3, di mana terlihat bahwa kinerja prediksi jatuh memiliki akurasi yang baik, yaitu 95%. Dengan demikian, metode yang digunakan dalam memprediksi kejadian jatuh ataupun kondisi tidak stabil pada alat ini dapat mengurangi risiko terjatuh pada lansia atau dapat membantu mencegah lansia mengalami kondisi jatuh atau tidak stabil.

Tabel 3. Hasil akurasi pengujian prediksi jatuh.

Subjek ke-	Jenis Aktivitas			
	Jalan Normal	Tersandung	Duduk	Berdiri
1	100%	100%	90%	100%
2	100%	100%	100%	100%
3	100%	100%	70%	80%
Akurasi per aktivitas (%)	100%	100%	86,7%	93,3%
Akurasi Total Rata-rata (%)	95%			

3.4 Pengujian Integrasi Prediksi Jatuh dan HAR

Pengujian yang dilakukan untuk memverifikasi prediksi jatuh dan HAR ini dilakukan oleh tiga orang subjek dengan 10 kali pengulangan untuk setiap skenario yang dideskripsikan pada

Tabel 4. Hasil dari pengujian berdasarkan skenario dapat dilihat pada Tabel 5, di mana akurasi sebesar 83,3% menandakan diperlukannya peningkatan pada sistem integrasi. Pada skenario hampir terjatuh, 2 dari 3 percobaan terbaca sebagai gerakan jatuh yang berarti adanya nilai false prediction untuk jatuh saat seseorang tersandung.

Tabel 4. Skenario pengujian pada sistem hasil integrasi prediksi jatuh dan HAR

No	Skenario	Langkah/ Prosedur
1	Kondisi Normal	1. Subjek memakai <i>wearable device</i> . 2. Subjek melakukan gerakan “Jalan”, kemudian “Duduk”. 3. Setelah beberapa saat, subjek “Berdiri” dan melakukan gerakan “Berjalan”.
2	Kondisi Terjatuh	1. Subjek memakai <i>wearable device</i> . 2. Subjek melakukan kegiatan “Berjalan”, kemudian “Jatuh”.
3	Kondisi diam tanpa melakukan kegiatan	1. Subjek memakai <i>wearable device</i> . 2. Subjek “Diam” tanpa melakukan kegiatan apa-apa.
4	Kondisi hampir terjatuh/ tidak stabil	1. Subjek memakai <i>wearable device</i> . 2. Subjek melakukan kegiatan hampir terjatuh seperti tersandung.

Tabel 5. Hasil pengujian sistem integrasi prediksi jatuh dan HAR.

Skenario	Percobaan	Deteksi Jatuh	
		Harapan/ Prediksi	Hasil
1	1	TIDAK JATUH	TIDAK JATUH
	2	TIDAK JATUH	TIDAK JATUH
	3	TIDAK JATUH	TIDAK JATUH
2	1	JATUH	JATUH
	2	JATUH	JATUH
	3	JATUH	JATUH
3	1	TIDAK JATUH	TIDAK JATUH
	2	TIDAK JATUH	TIDAK JATUH
	3	TIDAK JATUH	TIDAK JATUH
4	1	TIDAK JATUH	TIDAK JATUH
	2	TIDAK JATUH	JATUH
	3	TIDAK JATUH	JATUH
Akurasi		83,3%	

4.KESIMPULAN

Penelitian ini telah mendemonstrasikan desain dan kinerja dari sistem prediksi jatuh dan pengenalan aktivitas manusia dengan metode HAR. Sistem ini cukup mampu dalam memberikan peringatan sebagai hasil prediksi kepada lansia agar terhindar dari kondisi jatuh atau tidak stabil. Model yang digunakan untuk mengenali aktivitas lansia pada jurnal ini adalah XGBoost dan 6 fitur ekstraksi pada domain waktu. Akurasi untuk HAR, prediksi jatuh, dan integrasi keduanya adalah

berturut-turut sebesar 90%, 95%, dan 83,3. Untuk ke depannya, riset ini akan dikembangkan lebih lanjut, khususnya dalam mencari dan menentukan parameter dan metode terbaik dalam memprediksi dan mencegah kondisi jatuh atau tidak stabil. Tidak tertutup kemungkinan sistem ini akan dilengkapi dengan sistem berbasis fisio-mekanik untuk mengurangi risiko lansia yang terjatuh.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Badan Pusat Statistik. 2022. Susenas. Badan Pusat Statistik, Kemensos RI.
- [2] Morse, J. M. 2002. Enhancing the safety of hospitalization by reducing patient falls. *Am. J. Infect. Control.* 30, 6, pp. 376–380. doi: 10.1067/mic.2002.125808.
- [3] Vaishya, R dan Vaish, A. 2020. Falls in Older Adults are Serious,” *Indian J. Orthop.* 54, 1, pp. 69–74. doi: 10.1007/s43465-019-00037-x.
- [4] Rusminingsih, E, Marwanti, M, Sawitri, E dan Cahyani, A.D. 2021. Pengaruh Latihan Keseimbangan (Forward Stepping) Terhadap Risiko Jatuh Pada Lansia. *Urecol Journal. Part C: Health Sciences.* 1, 1, pp. 22–28. doi: 10.53017/ujhs.43.
- [5] Badan Pusat Statistik. 2021. Statistik Penduduk Lanjut Usia 2021. Badan Pusat Statistik.
- [6] Fauzi, M. A. G, Mukhtar, H and Rahmawati, D. 2021. Assessment of Postural Stability Using an Affordable and Simple Force Platform. *IEEE 7th International Conference on Smart Instrumentation, Measurement and Applications (ICSIMA)*, Bandung, Indonesia, pp. 252-256.
- [7] Susanti, H., Mukhtar, H., Rahmawati, D., Arik Gerald Fauzi, M. dan Setiadi, S. 2022. Pengukuran Somatotype dan Center of Pressure (CoP) dengan Force Platform untuk Mengetahui Pengaruh Morfologi Tubuh terhadap Keseimbangan Postur Berdiri. *Jurnal Otomasi Kontrol dan Instrumentasi.* 14, 2, 87-99.
- [8] Lo, PY, Su, BL, You, YL, Yen, CW, Wang, ST and Guo, LY. 2022. Measuring the Reliability of Postural Sway Measurements for a Static Standing Task: The Effect of Age. *Frontiers in Physiology J.* vol. 13.
- [9] Błaszczuk, JW, Cieślińska-Świder, J. 2019. Directional Measures of Postural Sway Applied to the Diagnostic of Postural Stability in the Population of Adult Women with Different Body Mass Index. *ARC Journal of Neuroscience.* 4,2, pp. 8-19.
- [10] Alsubaie, SF. 2020. The Postural Stability Measures Most Related to Aging, Physical Performance, and Cognitive Function in Healthy Adults. *Biomed Res Int.* 22, 5301534. doi: 10.1155/2020/5301534.
- [11] Maudsley-Barton S, Hoon Yap M, Bukowski A, Mills R, McPhee J. 2020. A new process to measure postural sway using a Kinect depth camera during a Sensory Organisation Test. *PLoS One.*15, 2. doi: 10.1371/journal.pone.0227485
- [12] Ren, L dan Peng, Y. 2019. Research of fall detection and fall prevention technologies: A systematic review. *IEEE Access.* 7, pp. 77702–77722. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2922708.
- [13] Setiyadi, S, Mukhtar, H, Cahyadi, W.A, Lee, C.C, dan Hong, T.Y. 2022. Human Activity Detection Employing Full-Type 2D BlazePose Estimation with LSTM. *IEEE Apwimob Conf Proc.*, vol. 15, no. 1, hal. 35–44.
- [14] Aziz, O, Musngi, M, Park, EJ, Mori, G, dan Robinovitch, SN. 2017. A comparison of accuracy of fall detection algorithms (threshold-based vs. machine learning) using waist-mounted tri-axial accelerometer signals from a comprehensive set of falls and non-fall trials. *Med. Biol. Eng. Comput.* 55, 1, pp. 45–55. doi: 10.1007/s11517-016-1504-y.

- [15] Wang, X, Ellul, J and Azzopardi, G. 2020. Elderly Fall Detection Systems: A Literature Survey. *Front. Robot. AI*. 7. doi: 10.3389/frobt.2020.00071.
- [16] Hayat, A, Fernando, M. D, Bhuyan, BP and Tomar, R. 2022. Human Activity Recognition for Elderly People Using Machine and Deep Learning Approaches. *Inf.* 13, 6, pp. 1–13. doi: 10.3390/info13060275.
- [17] Ma'arif, A, Iswanto, Nuryono, AA, Alfian, RI. 2019. Kalman Filter for Noise Reducer on Sensor Readings. *Signal and Image Processing Letters*. 1, 2, pp. 50-61.
- [18] Alfian, R.I, Ma'arif, A, Sunardi. 2021. Noise Reduction in the Accelerometer and Gyroscope Sensor with the Kalman Filter Algorithm. *Journal of Robotics and Control*. 2,3. <https://doi.org/10.18196/jrc.2375>.
- [19] Cai, S, Hu, Y, Ding, H and Chen, H. 2018. A Noise Reduction Method for MEMS Gyroscope Based on Direct Modeling and Kalman Filter. *IFAC-PapersOnLine*. 51, 31, pp. 172–176. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.10.032>.
- [20] Rizal, A dan Istiqomah. 2022. Lung Sounds Classification Based on Time Domain Features. *J. Ilm. Tek. Elektro Komput. dan Inform.* 8, 2, pp. 318.
- [21] Friedman, JH. 2002. Stochastic gradient boosting. *Comput Stat Data Anal* 38:367–378
- [22] Chen, T and Guestrin, C. 2016. XGBoost: a scalable tree boosting system. In: *KDD '16 Proceedings of 22nd ACM SIGKDD international conference knowledge discovery and data mining Medication*, pp 785–794.
- [23] Gunawan, G.I., Silalahi, D.K., Mukhtar, H., Barus, D.T., Rahmawati, D. 2021. Performance Comparison of Classification Algorithms for Locating the Dominant Heel Pain Using Electromyography Signal. *Proceedings of the 1st International Conference on Electronics, Biomedical Engineering, and Health Informatics. Lecture Notes in Electrical Engineering*, vol 746. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-33-6926-9_45.
- [24] Jakkula, V. 2011. Tutorial on support vector machine (SVM). School EECS, Washington State University, 1–13.
- [25] Ismail, Istiqomah, and Mukhtar, H. 2023. Development Human Activity Recognition for the Elderly Using Inertial Sensor and Statistical Feature. *Proceeding of the 3rd International Conference on Electronics, Biomedical Engineering, and Health Informatics*. pp. 293–305.
- [26] Lin, H. C, Chen, MJ, Lee, CH, Kung, LC, dan Huang, JT. 2023. Fall Recognition Based on an IMU Wearable Device and Fall Verification through a Smart Speaker and the IoT. *Sensors*. 23, 12, .doi: 10.3390/s23125472.
- [27] Feature Extraction Explained - MATLAB & Simulink. 2023. (source: <https://www.mathworks.com/discovery/feature-extraction.html>).
- [28] Nabriya, P. 2020. Feature Engineering on Time-Series Data for Human Activity Recognition. *Data Science*.
- [29] Mohamed, K. S. 2019. The Era of Internet of Things: Towards a Smart World.
- [30] Rizal, A., Priharti, W., Rahmawati, D., Mukhtar, H., 2022. Classification of Pulmonary Crackle and Normal Lung Sound Using Spectrogram and Support Vector Machine. *JBBBE*. <https://doi.org/10.4028/p-tf63b7>.
- [31] Viswanatha, V, Ramachandra, A.C, Prasanna, PR, et.al. 2022. Implementation of Tiny Machine Learning Models on Arduino 33 – BLE for Gesture and Speech Recognition. *Journal of Xi'an University of Architecture & Technology*. 14,7, pp. 160-169.
- [32] M. Fayad et al. 2023. Fall Detection Approaches for Monitoring Elderly HealthCare Using Kinect Technology: A Survey. *Appl. Sci*. 13, 18. doi: 10.3390/app131810352.