



## ANALISIS AKURASI PREDIKSI PERUBAHAN AKTIVITAS PADA SISTEM MONITORING AKTIVITAS JARAK JAUH PASIEN ISOLASI MANDIRI BERBASIS IOT

Annisaa Sri Indrawanti <sup>1)</sup>, Muchammad Husni <sup>2)</sup>, Khakim Ghozali <sup>3)</sup>

<sup>1</sup> Departemen Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

<sup>2</sup> Departemen Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

<sup>3</sup> Departemen Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

email: <sup>1</sup> annisaaindrawanti@gmail.com, <sup>2</sup> mhusni43@gmail.com, <sup>3</sup> zidan.z2004@gmail.com

### ARTICLE INFO

#### Article History:

Received : 28 April 2022

Accepted : 25 June 2022

Published : 30 June 2022

#### Keywords:

Internet of Things

Mobile Computing

sistem monitoring

#### IEEE style in citing this article:

A. S. Indrawati, M. Husni and K. Ghozali, "Analisis Akurasi Prediksi Perubahan Aktivitas Pada Sistem Monitoring Aktivitas Jarak Jauh Pasien Isolasi Mandiri Berbasis IOT", *Jurnal.ilmiah.informatika*, vol. 7, no. 1, pp. 13-20, Jun. 2022.

### ABSTRACT

Patients who contract the disease should avoid contact with other people. One way to do this is to self-isolate at home. The family of the patient who cares for the activities that are carried out in self-isolation to find out the condition of the patient's condition, his condition is improving or deteriorating. To avoid direct contact, the patient's activity, independently, can be monitored by remotely predicting changes in patient activity using an Internet of Things-based remote monitoring system for self-isolating patient activities. This cellular-based monitoring system uses an accelerometer sensor to retrieve data on changes in patient activity and analyzes the effect of several variations in the number of data samples and sliding-windows on the accuracy of the system in predicting changes in patient activity. Variations in the number of N samples tested were 4,6,8,10,20,30,40,50,60,70,80,90 and 100 samples, while the sliding-window N variation tested was 1,2,3,4,5,6,7,8,9 and 10 samples where there is a change in activity every 30 seconds for 330 seconds (10 changes in activity) for each number of N samples and N sliding windows. The results shown are N sample data = 6 providing the highest activity change prediction accuracy, amounting to 90.15%, while N sliding window data = 6 providing the highest activity change prediction accuracy, amounting to 92.72%.

#### Corresponding Author:

Annisaa Sri Indrawanti

Institut Teknologi Sepuluh

Nopember

© 2022 Jurnal Ilmiah Informatika (Scientific Informatics Journal) with CC BY NC licence

## 1. PENDAHULUAN

Saat ini, Pandemi Covid-19 sudah menyebar ke seluruh dunia. Di beberapa daerah, rumah sakit penuh dengan pasien COVID-19 dan kapasitas rumah sakit terbatas untuk pasien rawat inap. Karena situasi itu, rumah sakit akan lebih selektif untuk pasien COVID-19 yang dirawat di rumah sakit berdasarkan keadaan daruratnya. Jika penderita COVID-19 dalam keadaan darurat tinggi, maka penderita akan dirawat di rumah sakit. Namun, jika pasien COVID-19 memiliki tingkat darurat yang rendah, maka pasien tidak akan dirawat di rumah sakit, dan pihak rumah sakit akan menyarankan pasien untuk menjalani isolasi mandiri di rumahnya. Selama pasien menjalani isolasi mandiri di rumah, pasien akan dirawat oleh anggota keluarga yang lain yang tidak terinfeksi Covid-19. Hal ini akan meningkatkan probabilitas anggota keluarga yang tidak terinfeksi Covid-19 untuk melakukan kontak dengan anggota keluarga yang terinfeksi Covid-19. Untuk meminimalisasi kontak antara anggota keluarga yang tidak terinfeksi dengan pasien isolasi mandiri, dibutuhkan sistem yang dapat memantau pasien isolasi mandiri dari jarak jauh. Berdasarkan penelitian [1], virus Covid-19 menyebar dengan cepat melalui kontak dengan orang yang terinfeksi. Ketika orang sehat melakukan kontak dengan orang yang terinfeksi maka akan meningkatkan risiko penularan Covid-19. Untuk meminimalisasi kontak dengan pasien Covid-19, perlu dikembangkan sistem pemantauan aktivitas pasien dari jarak jauh.

Y. Liu, dkk [2] menjelaskan bahwa data pengenalan aktivitas dapat diambil dari sensor. Salah satu sensor yang dapat digunakan adalah akselerometer. Studi penelitian lain [3] juga menjelaskan pengenalan aktivitas berbasis sensor yang

berfokus pada biaya rendah, daya rendah yang sesuai dengan *mobile environment*. Ada *pre-processing* dari data accelerometer yang diambil sebelum proses klasifikasi untuk mengekstraksi data accelerometer. Untuk mendapatkan detail aktivitas pasien, data accelerometer disegmentasikan ke dalam *fixed window* seperti yang ditunjukkan dalam studi penelitian [4] - [6]. Perubahan satu aktivitas ke aktivitas yang lain dari pasien dapat diperoleh dengan menggeser *window* tersebut.

Perubahan aktivitas pasien, dari satu aktivitas ke aktivitas yang lain dapat diprediksi dengan melihat kemiripan sampel data sebelum terjadi perubahan dengan sampel data setelah terjadi perubahan aktivitas. Beberapa penelitian [6] memprediksi perubahan aktivitas dengan melihat kemiripan data sebelum perubahan dengan sampel data setelah perubahan menggunakan *analysis of variance*. Namun, menurut [7] variasi jumlah sampel yang digunakan untuk memprediksi perubahan aktivitas dan pergeseran sampel data menentukan besar akurasi prediksi perubahan aktivitas.

Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan analisis mengenai pengaruh variasi jumlah N sampel dan variasi N sliding window terhadap akurasi prediksi perubahan aktivitas pada sistem monitoring aktivitas pasien isolasi mandiri jarak jauh.

## 2. METODE PENELITIAN

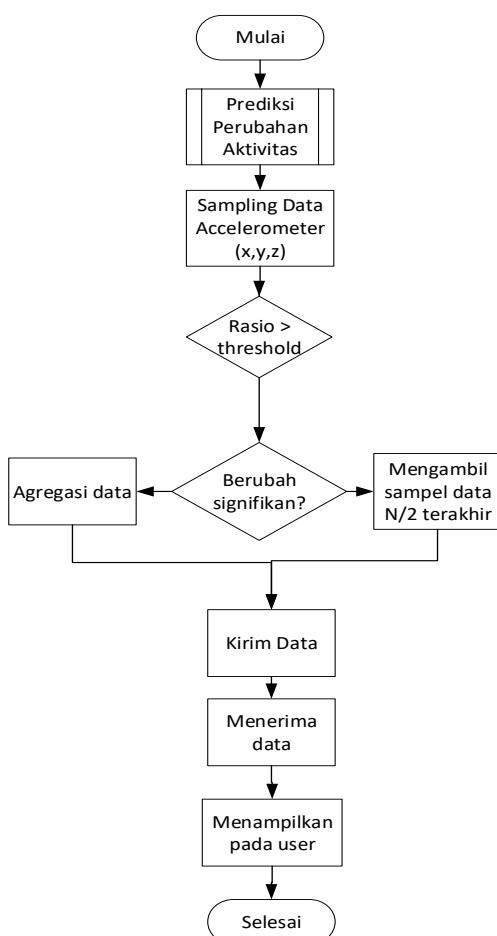
Prediksi perubahan aktivitas merupakan proses untuk memprediksi adanya perubahan nilai pada sejumlah kelompok data tertentu. Prediksi perubahan aktivitas tujuannya untuk memprediksi adanya perubahan dari satu aktivitas ke aktivitas yang lain. Prediksi perubahan aktivitas tersebut dapat memberikan sebuah prediksi ada atau tidaknya perubahan aktivitas. Proses

prediksi perubahan aktivitas diawali dengan melakukan sampling data accelerometer. Sampling data dalam *interval* waktu tertentu menunjukkan sampling aktivitas dengan data accelerometer pada *mobile user* dalam *interval* waktu tertentu. Perubahan aktivitas *mobile user* dapat dilihat dalam *interval* waktu tersebut. Ketika sistem mendapatkan N sampel data, perubahan *event* dapat diprediksi menggunakan pendekatan rasio kedekatan *N/2 previous data* dan *N/2 current data*.

Perangkat *mobile user* mengambil raw data *accelerometer* yang terdiri dari nilai X, Y dan Z. kemudian, raw data accelerometer tersebut diambil sebanyak N raw data dan menjadi sebuah kelompok *current data*. Kelompok *current data* tersebut dan kelompok data yang diambil sebelumnya dicari kemiripan datanya

menggunakan analisis variansi. Jika  $F \text{ ratio} > F \text{ table}$ , maka kedua kelompok data tersebut berbeda yang artinya terjadi perubahan aktivitas. Ketika kedua kelompok data tersebut dianalisis. Namun, jika  $F \text{ ratio} \leq F \text{ tabel}$ , maka terjadi kemiripan data antara kedua kelompok data tersebut yang artinya tidak terjadi perubahan aktivitas.

Jika kedua kelompok data tersebut berbeda, maka sistem akan mengecek apakah perubahan yang terjadi signifikan (misal : berdiri ke tidur). Kondisi perubahan signifikan menandakan adanya perubahan aktivitas yang tidak normal (kondisi darurat). Jika perubahan yang terjadi tidak signifikan, maka perubahan aktivitas tersebut merupakan perubahan aktivitas yang normal dan data yang dikirimkan merupakan data yang diagregasi (digabungkan).



Gambar 1. Diagram alir prediksi perubahan aktivitas

Sedangkan jika perubahan antara kedua kelompok data tersebut signifikan (kondisi signifikan : berdiri ke terlentang), maka data yang dikirimkan ke server merupakan detail data sebanyak  $N/2$  data terakhir (*current data*) untuk mengetahui kondisi detail aktivitas *user*. Hal bertujuan agar *user* yang menerima data perubahan

aktivitas pasien bisa terus mendapatkan detil data terbaru dari perubahan aktivitas *user* (pasien).

Setelah itu, *user* pemantau pasien yang menerima *update* data perubahan aktivitas pasien dapat memantau melalui website. Tampilan website bagi *user* pemantau pasien ditunjukkan pada Gambar 5.

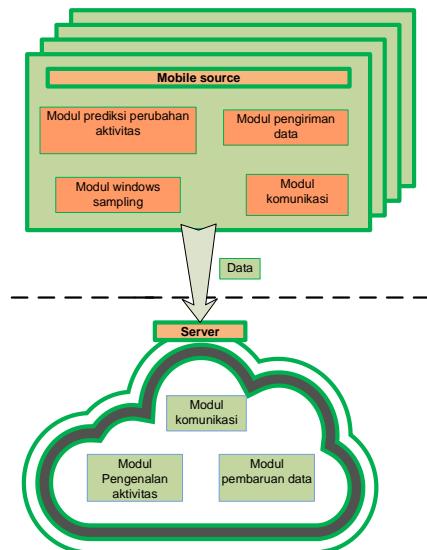


Gambar 2. Tampilan *user* pemantau perubahan aktivitas pasien pada sistem monitoring perubahan aktivitas pasien

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Prediksi perubahan aktivitas pada sistem monitoring aktivitas adalah memprediksi adanya perubahan aktivitas dari pasien isolasi mandiri. Lingkungan uji coba untuk menguji akurasi prediksi perubahan aktivitas ini seperti ditunjukkan pada Gambar 3. Lingkungan uji coba dilakukan pada *mobile device* dengan sebuah server hosting dan data perubahan aktivitas akan

ditampilkan pada sebuah website bagi *user* pemantau. Modul yang diimplementasikan pada *mobile device* meliputi modul prediksi perubahan aktivitas, modul *windows sampling*, modul pengiriman data dan modul komunikasi. Sedangkan modul-modul yang diimplementasikan pada server meliputi modul komunikasi, modul pengenalan aktivitas [8,9,10,11] dan modul pembaruan data.



Gambar 3. Lingkungan uji coba

Skenario pengujian untuk menguji akurasi prediksi perubahan aktivitas ini dengan melakukan sebanyak 10 perubahan aktivitas yang dilakukan selama 330 menit.

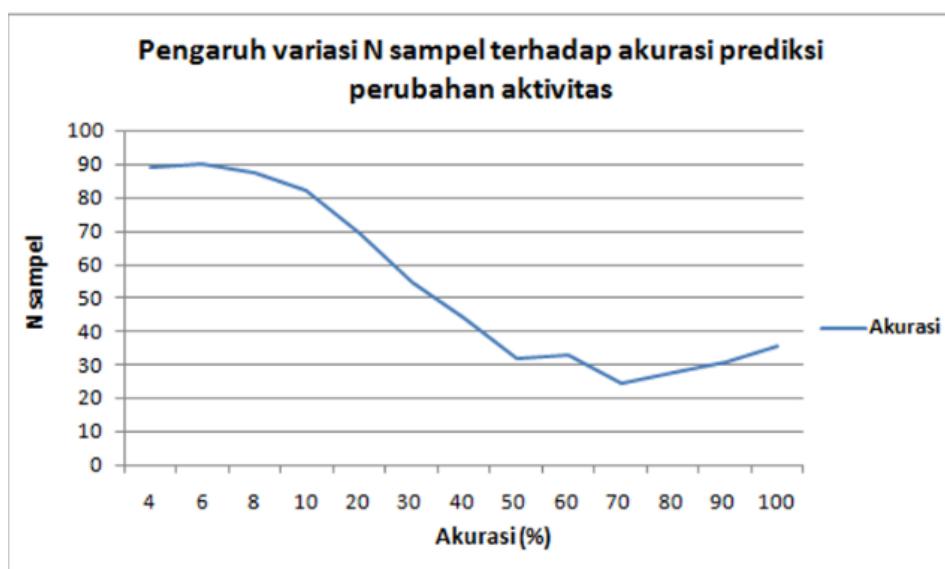
Parameter pengujian yang dilakukan, yaitu pengaruh variasi N sampel terhadap akurasi prediksi perubahan aktivitas dan pengaruh variasi N window sliding

terhadap akurasi prediksi perubahan aktivitas.

Variasi N sampel yang diuji terhadap akurasi prediksi adalah 4,6,8,10,20,...,90 dan 100 sampel. Dari setiap N sampel tersebut, diuji besar akurasi prediksi perubahan aktivitas dan diperoleh hasil seperti pada Tabel 1 dan Gambar 4.

Tabel 1. Hasil pengujian pengaruh variasi N sampel terhadap akurasi prediksi perubahan aktivitas *user*

N Sampel	TP	TN	FP	FN	Akurasi
4	0	291	26	10	88.99
6	4	289	26	6	90.15
8	3	278	35	7	87.31
10	3	261	50	7	82.24
20	6	211	90	4	69.77
30	7	158	133	3	54.82
40	9	120	161	1	44.33
50	8	82	189	2	32.03
60	8	81	180	2	32.84
70	3	61	192	5	24.52
80	4	65	178	4	27.49
90	5	69	164	3	30.71
100	7	75	148	1	35.5



Gambar 4. Grafik Hasil pengujian pengaruh variasi N sampel terhadap akurasi prediksi perubahan aktivitas *user*

N sampel yang memiliki akurasi prediksi perubahan aktivitas yang paling

optimal berada pada sampel N=6 dengan akurasi prediksi perubahan aktivitas sebesar 90.15%.

Sedangkan variasi N Sliding window yang diuji terhadap akurasi prediksi

perubahan aktivitas adalah 1,2,3,...,10. Setiap N sliding window tersebut diuji besar akurasi prediksi perubahan aktivitas dan diperoleh hasil seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2 dan Gambar 5.

Tabel 2. Hasil pengujian pengaruh variasi N sliding window terhadap akurasi prediksi perubahan aktivitas *user*

N Sliding Windows	TP+TN	FP+FN	Akurasi
1	293	32	90.15
2	147	16	90.18
3	96	13	88.07
4	74	8	90.24
5	57	8	87.69
6	51	4	92.72
7	41	6	87.23
8	37	4	90.24
9	33	4	89.19
10	30	3	90.90



Gambar 5. Grafik hasil pengujian pengaruh variasi N sliding window terhadap akurasi prediksi perubahan aktivitas *user*

Sampel N sliding window yang memiliki akurasi prediksi perubahan aktivitas yang paling optimal adalah N=6 dengan akurasi prediksi sebesar 92.72%

#### 4. UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini adalah penelitian skema Pengembangan Institusi ITS Sumber dana Departemen yang didanai oleh Dana Lokal ITS tahun 2021 dengan Surat Perjanjian

Pelaksanaan penelitian No:  
1979/PKS/ITS/2021.

## 5. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh N sampel dan N sliding window terhadap akurasi prediksi perubahan aktivitas pada sistem monitoring aktivitas pasien isolasi mandiri. Hasil pengujian sistem menunjukkan bahwa variasi jumlah N sampel dan sliding window mempengaruhi tingkat akurasi sistem dalam memprediksi adanya perubahan aktivitas pada user (pasien).

## 6. REFERENSI

- [1] P. Keskinocak, B. E. Oruc, A. Baxter, J. Asplund, and N. Serban, "The impact of social distancing on COVID19 spread: State of Georgia case study," *PLOS ONE*, vol. 15, no. 10, p. e0239798, 12 Okt 20, doi: 10.1371/journal.pone.0239798.
- [2] Y. Liu, L. Nie, L. Liu, and D. S. Rosenblum, "From action to activity: Sensor-based activity recognition," *Neurocomputing*, vol. 181, pp. 108–115, Mar. 2016, doi: 10.1016/j.neucom.2015.08.096.
- [3] L. Chen, J. Hoey, C. D. Nugent, D. J. Cook, and Z. Yu, "Sensor-Based Activity Recognition," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part C Appl. Rev.*, vol. 42, no. 6, pp. 790–808, Nov. 2012, doi: 10.1109/TSMCC.2012.2198883.
- [4] M. H. M. Noor, Z. Salcic, and K. I.-K. Wang, "Adaptive sliding window segmentation for physical activity recognition using a single tri-axial accelerometer," *Pervasive Mob. Comput.*, vol. 38, pp. 41–59, Jul. 2017, doi: 10.1016/j.pmcj.2016.09.009.
- [5] C. Ma, W. Li, J. Cao, J. Du, Q. Li, and R. Gravina, "Adaptive sliding window based activity recognition for assisted livings," *Inf. Fusion*, vol. 53, pp. 55–65, Jan. 2020, doi: 10.1016/j.inffus.2019.06.013.
- [6] A. S. Indrawanti and W. Wibisono, "A Change Detection And Resource-Aware Data Sensing Approaches For Improving The Reporting Protocol Mechanism For Mobile User," *J. Ilmu Komput. Dan Inf.*, vol. 8, no. 2, Art. no. 2, Aug. 2015, doi: 10.21609/jiki.v8i2.307.
- [7] B. Sefen, S. Baumbach, A. Dengel, and S. Abdennadher, "Human Activity Recognition - Using Sensor Data of Smartphones and Smartwatches;" in *Proceedings of the 8th International Conference on Agents and Artificial Intelligence*, Rome, Italy, 2016, pp. 488–493, doi: 10.5220/0005816004880493.

