

## RANCANG BANGUN HUMAN ACTIVITY RECOGNIZER SEBAGAI CLASSIFIER SINYAL GEMPA BUMI DAN AKTIVITAS MANUSIA PADA AKSELEROMETER SMARTPHONE

**Haryas Subyantara Wicaksana**

Program Studi Instrumentasi MKG  
Sekolah Tinggi Meteorologi Klimatologi dan Geofisika  
Email: haryassubyan@gmail.com

**Hapsoro A. Nugroho**

Program Studi Instrumentasi MKG  
Sekolah Tinggi Meteorologi Klimatologi dan Geofisika  
Email: hapsoro.agung@bmkgo.go.id

### ABSTRAK

Akselerometer pada *smartphone* dapat merekam sinyal gempa bumi guna mendukung mitigasi kebencanaan di Indonesia. Aktivitas manusia menghasilkan *noise* yang cukup signifikan terhadap data akselerometer pada *smartphone*. *Human Activity Recognizer (HAR)* diimplementasikan memilah sinyal aktivitas manusia dari sinyal gempa bumi yang direkam akselerometer *smartphone*. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sinyal percepatan linier aktivitas manusia dengan sinyal percepatan gempa bumi pada akselerometer *smartphone* Android melalui *Human Activity Recognizer (HAR)* berbasis algoritma *K-Nearest Neighbor (K-NN)*. Metode penelitian terdiri dari pengumpulan data, pra pengolahan data, segmentasi data, ekstraksi ciri, dan klasifikasi. Berdasarkan hasil pengujian HAR sebagai *classifier* sinyal gempa bumi dan sinyal aktivitas manusia menggunakan algoritma K-NN secara umum mampu memilah sinyal akselerometer *smartphone* akibat aktivitas manusia dan sinyal gempa bumi dengan rentang akurasi 66,9% hingga 100%. Algoritma tipe *Fine K-NN* memiliki akurasi tertinggi sebesar 100%.

**Kata kunci:** akselerometer; *smartphone*; gempa bumi; *human activity recognizer*; *k-nearest neighbor*.

### ABSTRACT

*Smartphone accelerometers can be used to record earthquake signals to resolve disaster mitigation in Indonesia. Human activity produces significant noise towards accelerometer data on smartphones. One branch of artificial intelligence, namely Human Activity Recognizer (HAR), is very likely to be implemented to sort signals of human activity from earthquake signals recorded by smartphone accelerometers. This study aims to classify linear acceleration signals of human activity with accelerated earthquake signals on the Android smartphone accelerometer through the Human Activity Recognizer (HAR) based on the K-Nearest Neighbor (K-NN) algorithm. The research method consists of data collection, data preprocessing, data segmentation, feature extraction, and classification. Based on the results of HAR testing as an earthquake signal classifier and signal of human activity obtained that the K-NN algorithm is generally able to sort smartphone accelerometer signals due to human activity and earthquake signals with an accuracy range of 66.9% to 100%. The Fine K-NN type algorithm has the highest accuracy of 100%.*

**Keywords:** *accelerometer; smartphone; earthquake; human activity recognizer; k-nearest neighbor.*

## 1. PENDAHULUAN

Sensor akselerometer *smartphone* Android dapat dimanfaatkan sebagai instrumen perekam parameter kegempaan di Indonesia. Namun, gagasan ini memiliki kendala, terutama terkait *noise*. Aktivitas manusia menghasilkan *noise* yang cukup signifikan terhadap data akselerometer pada *smartphone*. Salah satu cabang *artificial intelligence*, yaitu *Human Activity Recognizer (HAR)*, sangat mungkin diimplementasikan memilah sinyal aktivitas manusia dari sinyal gempa bumi yang direkam akselerometer *smartphone*.

Gempa bumi adalah peristiwa bergetarnya permukaan bumi di area tertentu karena pergeseran atau pergerakan lapisan batuan pada litosfer akibat penyesaran [1]. Percepatan merupakan perubahan kecepatan dalam rentang waktu tertentu akibat adanya perpindahan posisi dari suatu objek. Sinyal gempa bumi yang direkam akselerometer adalah berupa sinyal percepatan tanah.

Akselerometer merupakan sensor yang berfungsi mendeteksi nilai percepatan suatu objek. Akselerometer tipe LSM6DSL tergolong sensor inersia yang terpasang dalam *smartphone* Android menggunakan teknologi *Micro-*

*Electro-Mechanical-System* (MEMS). Sensor ini mengukur nilai percepatan linear pada tiga sumbu koordinat kartesian yaitu x, y dan z. Terdapat beberapa jenis input sinyal akselerometer tipe MEMS antara lain sinyal percepatan gravitasi, percepatan akibat aktivitas manusia, offset dan noise [6].

Setiap hari, manusia selalu beraktivitas secara fisik. HAR adalah salah satu cabang berbasis *artificial intelligence* yang bertujuan mengenali aktivitas manusia melalui pendekatan komputasi perangkat teknologi yang dimanfaatkan oleh manusia [3]. HAR memiliki berbagai metode antara lain menggunakan visualisasi kamera atau sensor inersia seperti akselerometer dan giroskop [4]. Sensor inersia dapat dipasang di area dada, pergelangan tangan, pinggang, maupun paha [5].

*K-Nearest Neighbor* (K-NN) adalah *classifier* yang bekerja dengan menghitung jarak suatu input data baru terhadap K-data model pembelajaran. Algoritma ini disebut juga mencari tetangga terdekat dari suatu input data baru [6]. Jarak kedekatan data input baru terhadap data model umumnya dihitung menggunakan persamaan *Euclidean Distance* [7] sebagai berikut:

$$E(A, B) = \sum_{i=1}^N \sqrt{(A_i - B_i)^2} \quad (1)$$

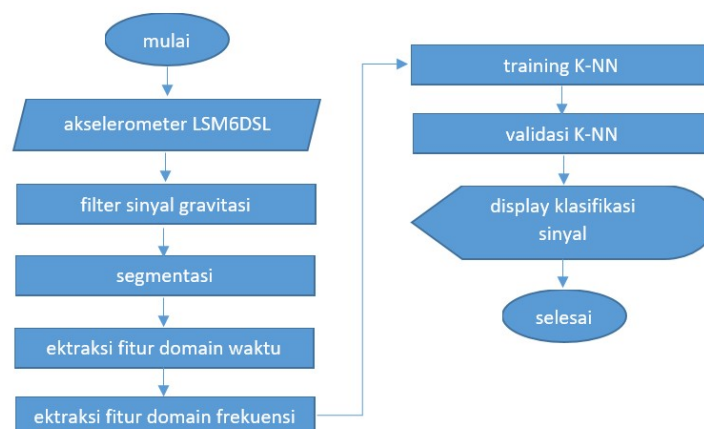
Pada persamaan tersebut, E merupakan jarak input dengan tetangga terdekat, A merupakan data input baru, sedangkan B merupakan data model pembelajaran. Proses perhitungan menggunakan aplikasi MATLAB. Data input baru diuji terhadap setiap titik data pembelajaran, kemudian dicari urutan tetangga dengan nilai jarak terkecil sesuai bilangan K. *K-NN* memiliki beberapa jenis algoritma pengerjaan [8], yaitu:

- Fine K-NN, algoritma K-NN menggunakan satu tetangga terdekat (K=1).
- Medium K-NN, algoritma K-NN menggunakan sepuluh tetangga terdekat (K=10).
- Coarse K-NN, algoritma K-NN menggunakan seratus tetangga terdekat (K=100).
- Cosine K-NN, algoritma K-NN yang menggunakan perhitungan jarak tetangga terdekat berbasis *cosine distance matrix*.
- Cubic K-NN, algoritma K-NN yang menggunakan perhitungan jarak tetangga terdekat berbasis *cubic distance matrix*.

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sinyal percepatan linier aktivitas manusia dengan sinyal percepatan gempa bumi pada akselerometer *smartphone* Android melalui HAR berbasis algoritma K-NN. Penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan kualitas informasi pasca-gempa dalam bidang mitigasi bencana.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Perancangan HAR berbasis sensor akselerometer triaksial tunggal terdiri dari beberapa tahapan yaitu pengumpulan data, *data preprocessing*, segmentasi data, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Gambar 1 menunjukkan diagram alir HAR secara umum. Tahap awal perancangan adalah melakukan pengumpulan data untuk setiap jenis klasifikasi sinyal. Tahap berikutnya adalah menerapkan *high pass filter* untuk memisahkan sinyal yang dihimpun dari sinyal percepatan gravitasi. Selanjutnya, sinyal dibagi menjadi beberapa segmen. Setelah itu, sistem akan mengekstraksi fitur setiap segmen sinyal dalam domain waktu serta domain frekuensi. Setiap segmen sinyal tersebut kemudian diklasifikasikan sesuai jenis sinyal menggunakan K-NN melalui serangkaian proses training data. Nilai akurasi yang memiliki nilai akurasi tertinggi diekspor menjadi pemodelan prediktor sinyal input yang baru. Tahap akhir perancangan HAR adalah menampilkan hasil klasifikasi sinyal



Gambar 1. Diagram Alir HAR

## 2.1 Penghimpunan Data

Penghimpunan data dilakukan dengan merekam sinyal akselerometer *smartphone* saat subjek melakukan aktivitas. Jumlah subjek penelitian sebanyak 4 orang, dengan variasi jenis kelamin laki-laki 2 orang dan perempuan 2 orang dengan usia 12 - 22 tahun. Setiap subjek melakukan aktivitas berupa berdiri, berjalan, berlari, duduk, berbaring, melompat, naik tangga, turun tangga, dan bersepeda. Setiap aktivitas diujikan untuk peletakkan *smartphone* pada saku baju bagian dada dan saku celana bagian paha dengan orientasi peletakkan vertikal. Sinyal pemindahan posisi *smartphone* oleh tangan juga direkam dengan gerakan bebas sebagaimana penggunaan *smartphone* sehari-hari. Perekaman sinyal ini selanjutnya diklasifikasikan sebagai sinyal non-HAR. Sementara itu, sinyal input gempa bumi yang dihimpun bervariasi dengan magnitudo 4,5 Mw hingga 7 Mw.

## 2.2 Penerapan High Pass Filter Sinyal Percepatan Gravitasi

*High pass filter* dirancang untuk memisahkan sinyal percepatan linier pergerakan aktivitas subjek dari sinyal percepatan gravitasi. Filter ini merupakan *highpass filter* tipe *Butterworth* orde 3 dengan frekuensi *cut-off* 0,1 Hz. Orde 3 dianggap cukup efektif dalam mereduksi sinyal percepatan gravitasi yang memiliki frekuensi dominan berkisar 0,1 Hz – 0,5 Hz [5].

## 2.3 Segmentasi Data

Segmentasi data untuk ekstraksi HAR menggunakan 100 sampel tanpa *overlapping* [9]. Segmentasi tanpa *overlapping* memiliki akurasi yang lebih baik dibanding dengan *overlapping*. Frekuensi sampling akselerometer tipe LSM6DSL sebesar 100 Hz, sehingga terdapat 100 sampel per detik. Pada penelitian ini, segmentasi data dilakukan dengan membagi sinyal akselerometer *smartphone* dengan 100 sampel atau durasi per segmen sepanjang 1 detik tanpa *overlapping*.

## 2.4 Ekstraksi Fitur Sinyal

Fitur setiap segmen sinyal pada ketiga sumbu akselerometer *smartphone* akan diekstraksi. Fitur sinyal dalam domain waktu meliputi mean, median, maksimum, minimum, *signal magnitudo area*, skewness dan kurtosis. Fitur sinyal dalam domain frekuensi meliputi energi spektral, *spectral centroid*, entropi dan frekuensi dominan.

## 2.5 Klasifikasi Sinyal

Klasifikasi sinyal output percepatan linier aktivitas manusia pada akselerometer triaksial *smartphone* menggunakan *classifier* berbasis K-NN. Sebanyak 70% data digunakan sebagai data model, sedangkan 30% data digunakan sebagai data validasi melalui proses training. Hasil akurasi *classifier* tertinggi akan dijadikan sebagai prediktor HAR untuk sinyal input yang baru. Akurasi model *classifier* dapat ditentukan melalui persamaan berikut [10]:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+T} \times 100\% \quad (2)$$

Keterangan :

TP = *True Positive* (jumlah data positif yang diprediksi benar)

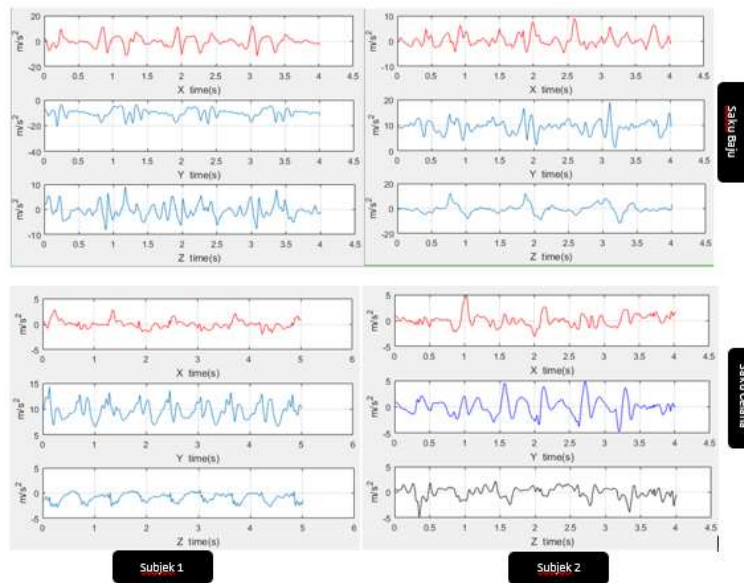
TN = *True Negative* (jumlah data negatif yang benar diprediksi benar)

FP = *False Positive* (jumlah data positif yang salah diprediksi)

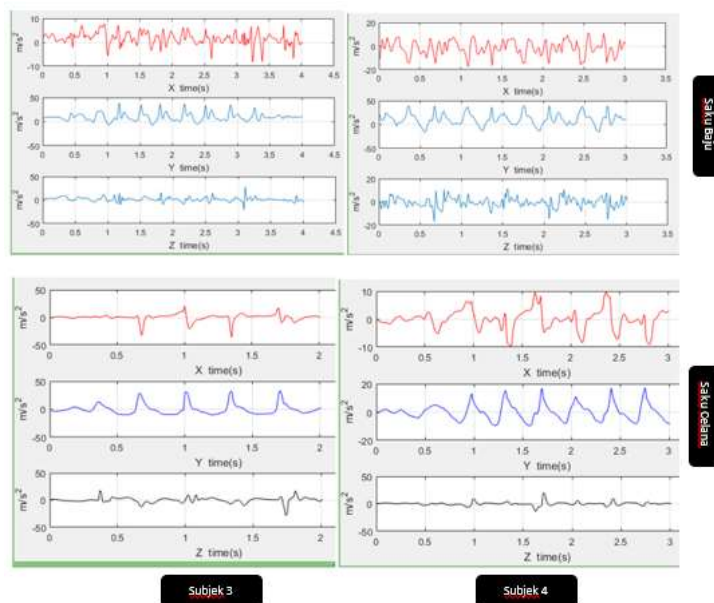
FN = *False Negative* (jumlah data positif yang salah diprediksi)

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penghimpunan data menunjukkan bahwa sinyal akselerometer *smartphone* memiliki pola tertentu untuk setiap jenis aktivitas manusia. Pola ini bersifat identik untuk subjek yang berbeda, tetapi tidak identik untuk penempatan *smartphone* yang berbeda. Sinyal percepatan linear akselerometer *smartphone* pada saku celana memiliki amplitudo yang lebih besar dibandingkan dengan sinyal pada saku baju. Hal ini disebabkan oleh pergerakan kaki yang lebih dominan dibandingkan dengan pergerakan dada saat manusia beraktivitas. Gambar 2 dan 3 membuktikan analisis tersebut.



Gambar 2. Sinyal Aktivitas Berjalan



Gambar 3. Sinyal Aktivitas Berlari

Berdasarkan hasil ekstraksi, diperoleh fitur-fitur sinyal percepatan linier untuk penempatan *smartphone* dalam saku baju dan saku sisi celana. Tabel 1 menunjukkan hasil ekstraksi fitur domain waktu sinyal untuk penempatan *smartphone* dalam saku celana, sedangkan tabel 5 menunjukkan hasil ekstraksi fitur domain frekuensi.

Tabel 1. Hasil Ekstraksi Sinyal Domain Waktu Pada Saku Celana

<i>Fitur</i>	<i>Duduk</i>	<i>Berdiri</i>	<i>Berbaring</i>	<i>Berjalan</i>	<i>Berlari</i>	<i>Lompat</i>	<i>Naik tangga</i>	<i>Turun tangga</i>	<i>Bersepeda</i>	<i>Gempa bumi</i>
<b>meanX</b>	1,965	1,725	1,951	0,782	0,906	1,047	0,913	0,668	0,732	0,003
<b>meanY</b>	2,180	2,081	2,773	0,845	1,147	1,741	1,353	1,055	0,992	0,010
<b>meanZ</b>	1,437	2,272	1,992	0,689	0,920	1,341	1,363	0,785	0,639	0,009
<b>medianX</b>	2,007	1,682	1,879	0,891	1,190	1,135	0,946	0,647	0,799	0,004
<b>medianY</b>	2,122	2,119	2,869	0,832	2,674	2,111	1,491	0,827	1,099	0,013
<b>medianZ</b>	1,454	2,256	1,948	0,707	1,065	1,587	1,631	0,965	0,651	0,010
<b>maxX</b>	3,302	2,450	4,401	7,314	14,382	17,267	5,451	6,383	5,678	0,018
<b>maxY</b>	3,040	2,970	3,881	7,878	20,349	18,925	8,906	9,630	5,588	0,038

**Tabel 2. Hasil Ekstraksi Sinyal Domain Frekuensi Pada Saku Celana**

<i>Fitur</i>	<i>Duduk</i>	<i>Berdiri</i>	<i>Berbaring</i>	<i>Berjalan</i>	<i>Berlari</i>	<i>Lompat</i>	<i>Naik tangga</i>	<i>Turun tangga</i>	<i>Ber sepeda</i>	<i>Gempa bumi</i>
<b>fdomX</b>	0,143	0,189	0,196	0,420	1,060	0,910	0,462	0,512	0,898	2,900
<b>fdomY</b>	0,187	0,128	0,144	0,560	1,222	0,627	0,499	0,506	0,533	2,348
<b>fdomZ</b>	0,277	0,091	0,219	0,703	2,104	1,091	0,495	0,524	0,771	2,322
<b>energyX</b>	104,174	76,507	121,372	104,512	446,819	460,488	66,465	66,279	74,192	0,006
<b>energyY</b>	90,372	81,647	131,405	131,676	1077,408	835,306	180,424	179,515	86,075	0,367
<b>energyZ</b>	57,859	104,276	99,338	119,497	402,179	461,418	114,307	89,271	32,177	0,193
<b>centroidX</b>	6,338	5,956	7,566	9,953	12,482	12,841	11,117	11,644	10,624	43,546
<b>centroidY</b>	5,102	4,359	5,483	9,762	10,384	9,830	8,921	9,298	8,833	40,669
<b>centroidZ</b>	6,451	4,823	8,002	10,962	16,679	15,047	11,043	12,392	12,946	44,262
<b>entropyX</b>	1,640	1,693	1,813	1,957	1,538	1,695	2,060	2,264	1,943	1,210
<b>entropyY</b>	1,070	1,324	0,728	1,947	1,340	1,501	1,556	1,959	1,762	1,227
<b>entropyZ</b>	1,807	1,239	1,274	2,036	1,638	1,632	1,566	1,942	2,390	1,176
<b>meanfreqX</b>	1,898	1,863	2,543	5,041	6,686	7,455	5,489	5,999	5,427	2,900
<b>meanfreqY</b>	1,402	1,398	1,279	5,170	4,848	4,980	3,944	4,542	3,580	2,348
<b>meanfreqZ</b>	2,384	1,321	2,677	5,370	11,514	9,833	4,582	7,396	7,523	2,322
<b>maxZ</b>	2,579	3,302	3,832	8,416	18,474	19,272	7,677	8,069	3,375	0,032
<b>minX</b>	3,141	-2,898	4,332	7,166	-14,725	17,091	-6,509	5,984	5,097	-0,016
<b>minY</b>	3,029	2,796	4,223	-8,117	19,129	17,651	8,385	9,587	-5,598	-0,024
<b>minZ</b>	-3,285	2,883	-4,186	8,063	17,680	15,653	6,850	-8,463	-3,764	-0,017
<b>skewnessX</b>	0,941	0,643	0,701	0,621	0,603	0,664	0,925	0,859	0,372	-0,062
<b>skewnessY</b>	0,493	0,666	0,593	0,654	0,708	0,992	0,679	1,373	0,407	-0,103
<b>skewnessZ</b>	0,837	0,715	0,709	0,607	0,825	0,663	1,013	0,944	0,349	-0,019
<b>kurtosisX</b>	4,342	3,311	4,174	3,962	3,834	5,098	5,568	4,868	2,929	1,126
<b>kurtosisY</b>	2,867	3,145	3,171	4,387	3,164	4,617	4,087	5,958	2,937	1,228
<b>kurtosisZ</b>	4,706	3,848	4,048	4,277	6,328	5,732	5,256	6,556	3,250	1,088

Tabel 4 memperlihatkan perbedaan karakteristik yang cukup signifikan antara sinyal aktivitas manusia dan sinyal gempa bumi dalam domain waktu. Sinyal percepatan linier akibat aktivitas manusia memiliki nilai yang lebih besar untuk semua fitur dibandingkan dengan sinyal gempa bumi. Distribusi sinyal percepatan aktivitas manusia cenderung bersifat *leptokurtic* (puncak distribusi runcing), sedangkan sinyal gempa bumi cenderung bersifat *platykurtic* (puncak distribusi tumpul). Sebagian besar sinyal aktivitas manusia memiliki amplitudo yang lebih besar dibanding sinyal gempa bumi. Hal ini ditunjukkan oleh fitur nilai maksimum untuk semua sumbu akselerometer pada sinyal aktivitas manusia.

Tabel 5 juga memperlihatkan perbedaan karakteristik yang signifikan antara sinyal aktivitas manusia dan sinyal gempa bumi dalam domain frekuensi. Sebagian besar fitur domain frekuensi menunjukkan perbedaan nilai yang menonjol, kecuali nilai entropi dan frekuensi rerata. Perbedaan karakteristik yang sangat signifikan ditunjukkan oleh fitur frekuensi dominan dan energi sinyal. Frekuensi dominan sinyal aktivitas manusia cenderung lebih kecil dibanding frekuensi dominan sinyal gempa bumi bermagnitudo kuat, tetapi energi sinyal aktivitas manusia jauh lebih besar dibanding energi sinyal gempa bumi yang terekam oleh akselerometer.

**Tabel 3. Hasil Ekstraksi Sinyal Domain Waktu Pada Saku Baju**

<i>Fitur</i>	<i>Duduk</i>	<i>Berdiri</i>	<i>Berbaring</i>	<i>Berjalan</i>	<i>Berlari</i>	<i>Lompat</i>	<i>Naik tangga</i>	<i>Turun tangga</i>	<i>Ber sepeda</i>	<i>Gempa bumi</i>
<b>meanX</b>	0,396	0,379	0,382	0,431	0,384	0,360	0,471	0,454	0,500	0,003
<b>meanY</b>	1,019	0,649	0,754	0,571	0,473	0,504	0,569	0,716	0,927	0,010
<b>meanZ</b>	0,668	0,580	0,564	0,796	0,417	0,508	0,576	0,504	0,652	0,009
<b>medianX</b>	0,490	0,510	0,443	0,719	0,478	0,669	0,643	0,660	0,621	0,004
<b>medianY</b>	1,658	1,175	1,376	1,187	1,618	1,734	2,024	2,328	2,475	0,013
<b>medianZ</b>	0,837	0,878	0,803	1,158	0,753	0,911	1,263	1,280	1,389	0,010
<b>maxX</b>	2,035	2,194	2,922	2,986	2,721	3,288	4,219	5,304	5,504	0,018
<b>maxY</b>	5,958	5,830	7,695	5,716	6,279	5,699	13,263	8,207	10,58	0,038

<i>Fitur</i>	<i>Duduk</i>	<i>Berdiri</i>	<i>Berbaring</i>	<i>Berjalan</i>	<i>Berlari</i>	<i>Lompat</i>	<i>Naik tangga</i>	<i>Turun tangga</i>	<i>Ber sepeda</i>	<i>Gempa bumi</i>
<b>maxZ</b>	2,631	3,211	3,394	3,079	3,464	4,238	5,082	7,681	8,781	0,032
<b>minX</b>	1,938	1,937	2,227	2,493	2,658	2,687	-4,777	4,544	4,882	-0,016
<b>minY</b>	-6,398	4,960	7,328	5,376	-6,459	-6,616	6,264	-12,26	-12,74	-0,024
<b>minZ</b>	2,482	2,460	-3,629	-4,026	3,343	2,914	-6,679	6,760	7,451	-0,017
<b>skewnessX</b>	0,666	0,470	0,765	0,594	0,979	0,879	0,795	0,737	0,922	-0,062
<b>skewnessY</b>	0,140	0,160	0,393	0,206	0,256	0,267	0,745	0,796	0,952	-0,103
<b>skewnessZ</b>	0,550	0,507	0,837	0,647	1,065	0,790	0,999	0,938	1,022	-0,019
<b>kurtosisX</b>	3,055	2,654	3,434	3,200	4,477	4,283	3,906	4,149	4,705	1,126
<b>kurtosisY</b>	1,362	1,339	1,836	1,410	1,461	1,448	2,889	3,044	3,530	1,228
<b>kurtosisZ</b>	2,689	2,677	3,870	3,049	4,400	3,166	4,453	4,326	5,135	1,088

Tabel 3 dan tabel 4 menunjukkan sinyal aktivitas manusia untuk *smartphone* yang diletakkan pada saku baju juga memiliki perbedaan karakteristik yang signifikan dibandingkan sinyal gempa bumi, baik dalam domain waktu maupun frekuensi. Namun demikian, sebagian besar nilai fitur sinyal akselerometer *smartphone* yang diletakkan pada saku celana memiliki nilai yang lebih tinggi dibanding yang diletakkan pada saku baju. Hal ini disebabkan oleh perpindahan posisi kaki yang lebih besar dibanding perpindahan posisi badan bagian dada saat beraktivitas.

**Tabel 4. Hasil Ekstraksi Sinyal Domain Frekuensi Pada Saku Baju**

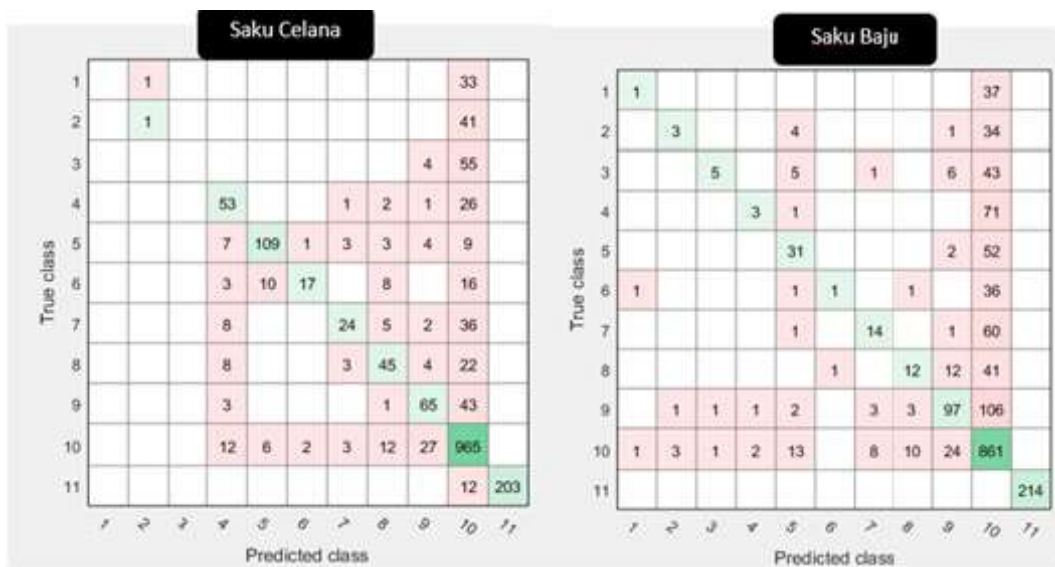
<i>Fitur</i>	<i>Duduk</i>	<i>Berdiri</i>	<i>Berbaring</i>	<i>Berjalan</i>	<i>Berlari</i>	<i>Lompat</i>	<i>Naik tangga</i>	<i>Turun tangga</i>	<i>Ber sepeda</i>	<i>Gempa bumi</i>
<b>fdomX</b>	0,143	0,189	0,196	0,420	1,060	0,910	0,462	0,512	0,898	2,900
<b>fdomY</b>	0,187	0,128	0,144	0,560	1,222	0,627	0,499	0,506	0,533	2,348
<b>fdomZ</b>	0,277	0,091	0,219	0,703	2,104	1,091	0,495	0,524	0,771	2,322
<b>energyX</b>	104,174	76,507	121,372	104,512	446,819	460,488	66,465	66,279	74,192	0,006
<b>energyY</b>	90,372	81,647	131,405	131,676	1077,408	835,306	180,424	179,515	86,075	0,367
<b>energyZ</b>	57,859	104,276	99,338	119,497	402,179	461,418	114,307	89,271	32,177	0,193
<b>centroidX</b>	6,338	5,956	7,566	9,953	12,482	12,841	11,117	11,644	10,624	43,546
<b>centroidY</b>	5,102	4,359	5,483	9,762	10,384	9,830	8,921	9,298	8,833	40,669
<b>centroidZ</b>	6,451	4,823	8,002	10,962	16,679	15,047	11,043	12,392	12,946	44,262
<b>entropyX</b>	1,640	1,693	1,813	1,957	1,538	1,695	2,060	2,264	1,943	1,210
<b>entropyY</b>	1,070	1,324	0,728	1,947	1,340	1,501	1,556	1,959	1,762	1,227
<b>entropyZ</b>	1,807	1,239	1,274	2,036	1,638	1,632	1,566	1,942	2,390	1,176
<b>meanfreqX</b>	1,898	1,863	2,543	5,041	6,686	7,455	5,489	5,999	5,427	2,900
<b>meanfreqY</b>	1,402	1,398	1,279	5,170	4,848	4,980	3,944	4,542	3,580	2,348
<b>meanfreqZ</b>	2,384	1,321	2,677	5,370	11,514	9,833	4,582	7,396	7,523	2,322

Hasil ekstraksi sinyal selanjutnya diklasifikasikan menggunakan algoritma K-NN. Algoritma ini diterapkan untuk masing-masing penempatan *smartphone*. Tabel 5 menyatakan nilai akurasi algoritma K-NN untuk penempatan *smartphone* di saku baju dan untuk penempatan *smartphone* di saku sisi celana. Hasil menunjukkan bahwa algoritma *Fine K-NN* memiliki akurasi tertinggi, baik untuk sinyal akselerometer *smartphone* yang diletakkan pada saku celana maupun saku baju. Jika nilai K atau jumlah tetangga terdekat semakin banyak, maka tingkat akurasi algoritma semakin rendah. Hal ini terlihat dengan tingkat akurasi yang menurun dari *Medium K-NN* ke *Coarse K-NN*. Banyaknya jumlah tetangga terdekat sebagai prediktor justru semakin menambah tingkat ambiguitas algoritma dalam menentukan kelas input sinyal. Penentuan jarak antar tetangga terdekat menggunakan *Euclidean Distance* lebih baik dibanding *Cosine Metric Distance* maupun *Cubic Metric Distance*. Hal ini dibuktikan dengan akurasi *Fine K-NN*, *Medium K-NN* dan *Coarse K-NN* yang lebih tinggi dibanding *Cosine K-NN* dan *Cubic K-NN*. Penempatan *smartphone* pada saku celana memiliki akurasi prediksi yang lebih tinggi dibanding penempatan *smartphone* pada saku baju, karena sinyal akselerometer pada saku celana memiliki karakteristik yang lebih signifikan dibanding sinyal akselerometer pada saku baju.

**Tabel 5. Nilai Akurasi Algoritma K-NN**

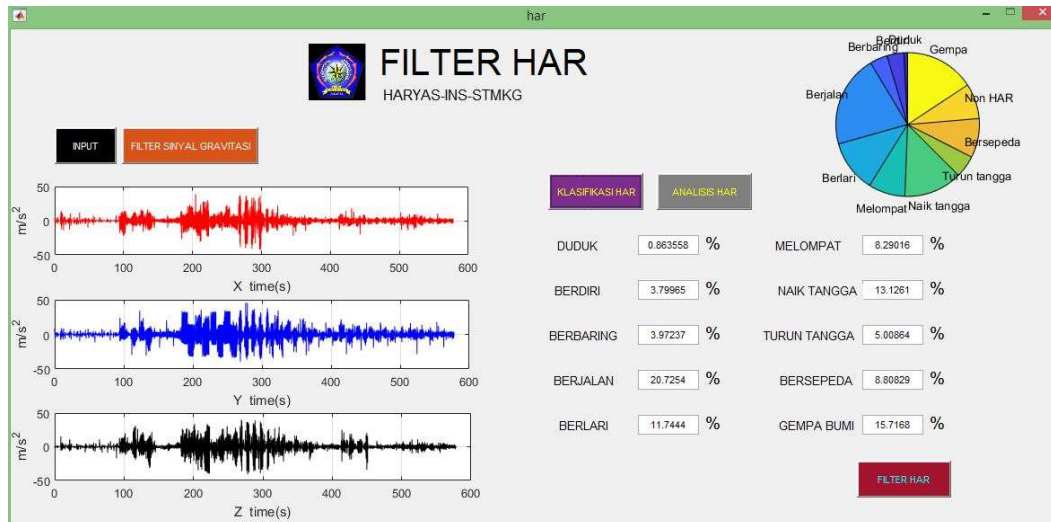
Tipe Algoritma K-NN	Saku Celana			Saku Baju		
	True (TP+TN)	False (FP+FN)	Akurasi (%)	True (TP+TN)	False (FP+FN)	Akurasi (%)
Fine K-NN	1919	0	100	1838	0	100
Medium K-NN	1482	437	77,2	1246	592	67,8
Coarse K-NN	1478	441	77	1152	686	62,7
Cosine K-NN	1458	461	76	1244	594	67,7
Cubic K-NN	1470	449	76,6	1230	608	66,9

Nilai akurasi setiap tipe algoritma K-NN dianalisis melalui *confusion matrix*. *Confusion matrix* menyatakan tingkat ambiguitas algoritma dalam mengklasifikasikan sinyal menurut jenis aktivitas manusia maupun sinyal gempa bumi. Nomor kelas dari 1 hingga 10 berturut-turut adalah duduk, berdiri, berbaring, berjalan, berlari, melompat, naik tangga, turun tangga, bersepeda, dan non-HAR, sedangkan nomor kelas 11 adalah sinyal gempa bumi. Gambar 8 menunjukkan *confusion matrix* untuk setiap tipe algoritma K-NN.



**Gambar 8. Confusion Matrix Fine K-NN**

Gambar 8 menunjukkan bahwa algoritma K-NN secara umum mampu memilah sinyal akselerometer *smartphone* akibat aktivitas manusia dan sinyal gempa bumi dengan baik. Sebagian besar input sinyal gempa bumi dapat diklasifikasikan secara benar, meskipun terdapat beberapa kesalahan prediksi sebagai sinyal non-HAR. Kesalahan prediksi ini terjadi ketika *smartphone* akan dipindahkan dari atau ke saku celana. Sinyal non-HAR juga menyebabkan sebagian besar kesalahan prediksi untuk sinyal aktivitas lainnya. Pola sinyal non-HAR ini sangat beragam serta bersifat sangat acak dan kemungkinan menyamai pola sinyal aktivitas yang lain. Hal ini menyebabkan tingkat ambiguitas algoritma K-NN terhadap kelas sinyal tersebut meningkat, sehingga menimbulkan kesalahan prediksi. Gambar 9 menunjukkan hasil klasifikasi berbagai sinyal aktivitas manusia dan sinyal gempa bumi menggunakan algoritma K-NN pada *Graphical User Interface*.



Gambar 9. Graphical User Interface HAR

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian *Human Activity Recognizer* sebagai *classifier* sinyal gempa bumi dan sinyal aktivitas manusia pada akselerometer *smartphone* Android menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* diperoleh beberapa simpulan sebagai berikut:

- Hasil pengumpulan data menunjukkan bahwa sinyal akselerometer *smartphone* memiliki pola tertentu untuk setiap jenis aktivitas manusia.
- Perbedaan karakteristik sinyal aktivitas manusia dan sinyal gempa bumi cukup signifikan baik dalam domain waktu maupun frekuensi.
- Algoritma *K-NN* secara umum mampu memilah sinyal akselerometer *smartphone* akibat aktivitas manusia dan sinyal gempa bumi dengan rentang akurasi 66,9% hingga 100%.
- Algoritma tipe *Fine K-NN* memiliki akurasi tertinggi dalam perancangan *Human Activity Recognizer* menggunakan algoritma *K-NN*.
- Penambahan pola peletakan *smartphone* pada saku baju maupun saku celana, sehingga bersifat dinamis.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Agrawal, et al. 2015. "Human Activity Recognition Data Mining Project". *Scientific Article*. Carnegie Mellon University.
- [2] Anguita, et al. 2013. "A Public Domain Dataset for Human Activity Recognition Using Smartphones". *ESANN 2013 proceedings, European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning*, ISBN 978-2-87419-081-0, 437-442.
- [3] Bayat, Pomplun dan Tran. 2014. "A Study on Human Activity Recognition Using Accelerometer Data from Smartphones". *The 11<sup>th</sup> International Conference on Mobile Systems and Pervasive Computing (MobiSPC-2014)*, *Procedia Computer Science*, 450-457.
- [4] BMKG. 2012. *Gempa Bumi Edisi Populer*. Jakarta: BMKG.
- [5] Bramer. 2007. *Principles of Data Mining*. London: Springer.
- [6] Cope, Eric. 2009. "Estimating Human Movement Using a Three Axis Accelerometer". *A Qualifying Examination Presented in Partial Fullfillment of the Requirements for the Degree Doctor of Philosophy, Department of Electrical Engineering, Arizona State University*.
- [7] Sholahudin, Hadi dan Supriana. 2010. "Penerapan Metode Linier Discriminant Analysis Pada Pengenalan Wajah Berbasis Kamera". *Konferensi Nasional Matematika*, UNIMA.
- [8] Sumarlin. 2015. "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor Sebagai Pendukung Keputusan Klasifikasi Penerima Beasiswa PPA dan BBM". *Jurnal Sistem Informasi Bisnis, Volume I*, 52-62.
- [9] Suto, Onigo dan Sitar. 2017. "Feature Analysis to Human Activity Recognition". *International Journal of Computers, Communications & Control (IJCCC)*, ISSN 1841-9836, 116-130.
- [10] Vitola, et al. 2017. "A Sensor Data Fusion System Based on k-Nearest Neighbor Pattern Classification for Structural Health Monitoring Applications". *Jurnal Sensors, MDPI*.