

STUDI PENGGUNAAN TAPIS WAVELET UNTUK PENGHILANGAN DERAU SINYAL SENSOR UNIT PENGUKURAN INERSIA PADA SISTEM PENGENALAN POSTUR

WAVELET FILTER STUDY FOR DENOISING SENSOR INERTIAL MEASUREMENT UNIT IN POSTURE RECOGNITION SYSTEM

Eljire Bagas Lewi¹, Inung Wijayanto, S.T., M.T.², Raditiana Patmasari, S.T., M.T.³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹bagaslewi@student.telkomuniversity.ac.id, ²iwijayanto@telkomuniversity.ac.id,

³raditiana@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Perkembangan teknologi yang sangat cepat memungkinkan untuk melakukan penelitian yang mengembangkan metode *monitoring* terhadap *Activity Daily Living* (ADL). Alat ADL *monitoring* terdiri dari sensor *Inertial Measurement Unit* (IMU) *accelerometer* dan *gyroscope*. Umumnya, alat untuk ADL *monitoring* adalah sensor Unit Pengukuran Inersia / *Inertial Measurement Unit* (IMU) *accelerometer* dan *gyroscope*. Namun, hasil perekaman sensor ADL *monitoring* memiliki banyak derau, sehingga untuk pengolahannya diperlukan sebuah proses penghilangan derau.. Pada tugas akhir ini dilakukan analisis penghilangan derau dengan tapis *wavelet* pada data sinyal. Algoritme tapis *wavelet* yang digunakan pada tugas akhir ini adalah *Discrete Wavelet Transform* (DWT). Setelah dilakukan penghilangan derau dilakukan proses klasifikasi dengan menggunakan algoritme *K – Nearest Neighbor* (KNN) pada data sinyal untuk mengklasifikasi data sinyal berdasarkan postur ADL tidur, berdiri dan berlari.

Berdasarkan hasil pengujian penghilangan derau sinyal sensor IMU dengan metode DWT pada parameter terbaik diperoleh rata-rata nilai *Signal to Noise Ratio* (SNR) sebesar 45.44865 dB, rata-rata nilai *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR) sebesar 50.60809 dB dan rata-rata nilai *Mean Square Error* (MSE) sebesar 0.000009527. Lalu berdasarkan hasil pengujian klasifikasi dengan algoritme KNN diperoleh metode terbaik diperoleh hasil pengukuran kinerja klasifikasi dengan nilai akurasi sebesar 98.4893 %, nilai presisi sebesar 98.4914%, nilai *recall* sebesar 98.5079% dan nilai *F1 score* sebesar 98.4929%.

Kata kunci: ADL, Penghilangan Derau, Tapis *Wavelet*, IMU, Klasifikasi

Abstract

The very fast development of technology makes it possible to conduct research that develops monitoring methods for Activity Daily Living (ADL). The ADL monitoring tool consists of an Inertial Measurement Unit (IMU) sensor, an accelerometer and a gyroscope. However, the results of ADL monitoring sensor recording have a lot of noise, so that for processing it requires a denoising process. In this final project, a denoising analysis is carried out with the wavelet filter algorithm on signal data. The wavelet filter algorithm used in this final project is Discrete Wavelet Transform (DWT). After denoising the classification process is carried out using the K - Nearest Neighbor (KNN) algorithm on signal data to classify signal data based on ADL sleeping, standing and running postures.

Based on the results of the IMU sensor signal denoising test with the DWT method on the best parameters, the average Signal to Noise Ratio (SNR) value is 45.44865 dB, the average Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) value is 50.60809 dB and the average Mean value Square Error (MSE) of 0.000009527. Then based on the results of classification testing with the KNN algorithm, the best method is obtained classification performance measurement results with an accuracy value of 98.4893%, a precision value of 98.4914%, a recall value of 98.5079% and an F1 score value of 98.4929%.

Keywords: ADL, denoising, wavelet filter, IMU, classification

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi yang sangat cepat, terutama di bidang teknologi otomasi diantaranya adalah penggunaan drone, kapal nirawak, rudal kendali dan mendeteksi gerakan manusia yang harus memiliki kestabilan tinggi dan halus dalam pergerakannya. Oleh karena itu banyak yang mengembangkan metode *monitoring* terhadap ADL. Umumnya alat ADL *monitoring* yang digunakan adalah sensor Unit Pengukuran Inersia / *Inertial Measurement Unit* (IMU) yang terdiri dari *accelerometer* dan *gyroscope*, kedua sensor tersebut mampu menangkap setiap pergerakan pada manusia. Namun sinyal dari kedua sensor tersebut banyak terdapat derau sehingga diperlukan metode penghilangan derau untuk mengurangi bahkan menghilangkan derau dari sinyal kedua sensor tersebut.

Penelitian terkait penghilangan derau telah banyak dilakukan seperti penelitian yang telah dilakukan oleh Inaeni dkk. [1], yang melakukan perbandingan metode DWT dan tapis adaptif untuk penghilangan derau sinyal. Pada penelitian tersebut diperoleh bahwa metode DWT lebih baik dibandingkan dengan metode tapis adaptif. Pada metode DWT diperoleh MSE sebesar 0.0000209082, SNR sebesar 29.1607127780 dB dan PSNR sebesar 29.8262675865 dB sedangkan pada metode tapis adaptif diperoleh MSE sebesar 0.0000425027, SNR sebesar 27.6136811973 dB dan PSNR sebesar 28.2792360058 dB.

Berdasarkan latar belakang tersebut maka pada tugas akhir ini dilakukan analisis penghilangan derau dengan metode DWT. Data pada tugas akhir ini menggunakan dataset yang telah dilakukan pada penelitian oleh Kale dkk. [2], penelitian tersebut melakukan klasifikasi postur ADL yaitu tidur, berdiri, berlari, duduk, bungkuk ke depan dan bungkuk ke belakang yang dilakukan pada tiga subjek. Pada penelitian tersebut pengambilan data dilakukan dengan menggunakan dua sensor *accelerometer* dan menempelkan sensor tersebut pada bagian dada dan lutut kanan subjek. Pada penelitian tersebut klasifikasi dilakukan dengan menggunakan algoritme *Artificial Neural Network* (ANN) dan memperoleh nilai akurasi sebesar 97.589%. Pada tugas akhir ini dengan menggunakan dataset tersebut dilakukan penghilangan derau dengan metode DWT untuk mengurangi derau pada sinyal, lalu mengukur performansi sinyal dengan menggunakan parameter PSNR, SNR dan MSE. Setelah dilakukan penghilangan derau dilakukan klasifikasi dengan menggunakan algoritme KNN untuk mengklasifikasi data sinyal berdasarkan postur ADL tidur, berdiri dan berlari.

2. Dasar Teori

2.1 *Activities Of Daily Living* (ADL)

Menurut Setiabudhi, *Activities of Daily Living* (ADL) merupakan upaya seorang pasien melakukan aktivitas untuk memenuhi kebutuhan hidup dan merawat diri pasien tersebut. Kegiatan-kegiatan sepanjang hari seperti makan, berpakaian, mandi, menyikat gigi dan berhias dengan tujuan untuk memenuhi kebutuhan hidup seseorang dapat dikategorikan sebagai ADL [3].

2.1.1 Macam-macam ADL

Dalam penerapannya, ADL dapat dibagi menjadi beberapa macam, antara lain adalah ADL dasar yang merupakan suatu ketrampilan dasar yang harus dimiliki seseorang untuk merawat dirinya. Contohnya seperti berpakaian, makan dan minum, *toileting*, mandi, berhias dan mobilitas. Lalu ADL instrumental yang merupakan kegiatan ADL yang menggunakan alat atau benda penunjang kehidupan sehari-hari. Contohnya seperti menyiapkan makanan, mengetik, menulis, menggunakan telepon, mengelola uang kertas. Selanjutnya ADL vokasional yang merupakan kegiatan ADL berhubungan dengan pekerjaan atau kegiatan sekolah, dan yang terakhir ADL non vokasional yang merupakan kegiatan ADL yang bersifat rekreasional, hobi dan mengisi waktu luang [3].

2.2 *Wavelet*

Kata "*Wavelet*" sebenarnya berasal dari bahasa perancis yaitu "*Ondelette*" yang memiliki arti gelombang kecil yang pertama kali dikemukakan oleh Jean Morlet dan Alex Grossmann ditahun 1980, kemudian kata "*onde*" diganti dalam bahasa inggris menjadi "*wave*" [4]. *Wavelet* adalah sebuah gelombang (*wave*) yang merupakan fungsi dari osilasi dari waktu seperti gelombang sinus. *Wavelet* juga adalah gelombang kecil yang memiliki energi yang terkonsentrasi dalam waktu yang digunakan untuk analisis *transient*, *nonstationary*, dan *time varying* [5].

2.2.1 Transformasi *Wavelet*

Cara kerja transformasi *wavelet* adalah dengan melakukan dekomposisi pada sinyal ke dalam komponen – komponen yang berbeda kemudian melakukan analisis dari sisi skala dan resolusinya. Lalu melakukan proses penapisan dimana saat sinyal dalam domain waktu dilewatkan ke dalam *High Pass Filter* (HPF) dan *Low Pass Filter* (LPF), untuk memisahkan komponen frekuensi tinggi dan frekuensi rendah [5].

Wavelet merupakan sebuah fungsi dengan fungsi variabel *real*, diberi notasi Ψ_1 dalam ruang fungsi $L^2\mathbb{R}$. Fungsi ini dihasilkan oleh parameter dilatasi dan translasi, yang dinyatakan dalam persamaan berikut [5]:

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right); a > 0, b \in \mathbb{R} \quad (2.1)$$

$$\Psi_{a,j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi(2^j t - k); j, k \in \mathbb{Z} \quad (2.2)$$

Keterangan:

- a : parameter dilatasi;
- b : parameter translasi;
- \mathbb{R} : mengkondisikan nilai a dan b dalam nilai real;
- 2^j : parameter dilatasi (parameter frekuensi atau skala);
- k : parameter waktu atau lokasi ruang;
- \mathbb{Z} : mengkondisikan nilai j dan k dalam nilai integer.

2.2.2 Discrete Wavelet Transform (DWT)

Pada DWT, penggambaran sebuah skala waktu sinyal digital didapatkan dengan menggunakan teknik penapisan digital. Secara garis besar proses dalam teknik ini adalah dengan melewatkan sinyal yang akan dianalisis pada tapis dengan frekuensi dan skala yang berbeda [6]. Cara kerja DWT adalah dengan melewatkan sinyal dalam dua penapisan DWT yaitu, HPF dan LPF agar frekuensi yang didapat dari sinyal tersebut bisa dianalisis. Analisis sinyal dilakukan terhadap HPF yang digunakan untuk menganalisis frekuensi tinggi dan LPF yang digunakan untuk menganalisis frekuensi rendah. DWT dari sebuah sinyal x dihitung dengan melewatkan serangkaian tapis. Pertama, sampel dilewatkan melalui LPF dengan respon *impuls* g :

$$y[n] = (x * g)[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k)g[2n - k] \quad (2.3)$$

Sinyal didekomposisi secara bersamaan menggunakan HPF (h). Output dari sinyal x tersebut memberi *Detailed Coefficients* (DC) (dari HPF) dan *Approximation Coefficients* (AC) (dari LPF). Yang terpenting adalah dua tapis tersebut saling berhubungan dan dikenal sebagai sebuah tapis *quadrature mirror*. Output dari LPF dan HPF ini diwakili oleh AC dan DC. Output LPF dan HPF *sub-sample* untuk sinyal *input* $x[n]$ ditunjukkan seperti persamaan berikut [9]:

$$y_{low}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k] g[2n - k] \quad (2.4)$$

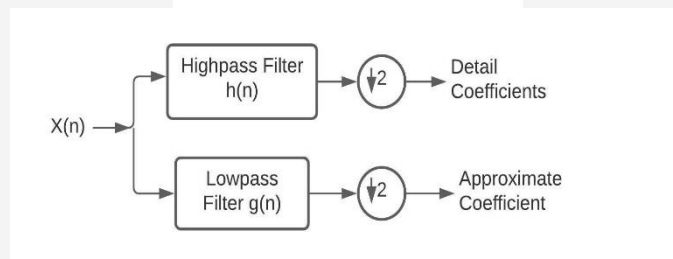
$$y_{high}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k] h[2n - k] \quad (2.5)$$

2.2.3 Mother Wavelet

Mother Wavelet merupakan tipe basis *wavelet* dalam proses penghilangan derau pada DWT. Pemilihan tipe *wavelet* atau basis *wavelet* merupakan tahap pertama dalam analisis *wavelet* dikarenakan fungsi *wavelet* yang bervariasi serta dikelompokkan sesuai dengan fungsi dasar masing – masing. Jenis – jenis basis *wavelet* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Wavelet Haar*, *Wavelet Biorthogonal*, *Wavelet Symlet*, *Wavelet Daubechies* [7].

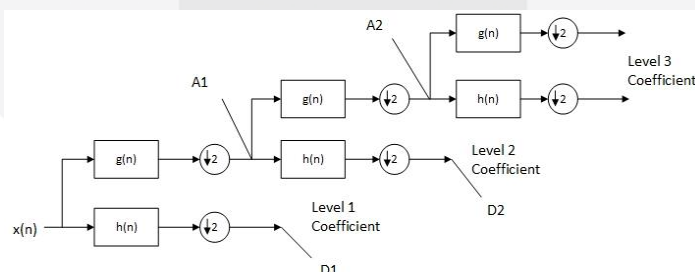
2.2.4 Dekomposisi Wavelet

Dekomposisi merupakan tahapan memecah sinyal kedalam komponen – komponen yang memiliki resolusi yang lebih rendah pada proses penghilangan derau DWT [6]. DWT melakukan proses penguraian sinyal menjadi dua bagian yaitu AC yang di dalamnya mengandung informasi perkiraan dari LPF dan DC yang di dalamnya memberikan informasi detail dari HPF.



Gambar 2.1 Single Stage DWT Decomposition [8]

Proses penguraian tersebut dilakukan dalam beberapa kali untuk memperoleh hasil dari AC dan DC ke level dekomposisi yang berbeda hingga kita memperoleh nilai fitur *frequency power band* dari sinyal tersebut [8].



Gambar 2.2 Dekomposisi DWT [9]

2.2.5 Thresholding Techniques

Thresholding techniques merupakan suatu metode penapisan dengan menggunakan teknik estimasi sinyal dengan mengeksploitasi sinyal penghilangan derau. Teknik *Thresholding* berfungsi untuk mengurangi derau pada sinyal melalui nilai koefisien yang diatur atau dikurangi sehingga nilai tersebut lebih rendah dari nilai *threshold*. Dalam pengembangannya ada beberapa teknik *thresholding* yang bisa diterapkan dalam proses penghilangan derau

sinyal, yaitu *Bayes*, *Sure Shrink*, *Universal Thresholding*, *Minimax*, dengan pilihan masukan *soft threshold* dan *hard threshold* pada masing – masing teknik *thresholding* [10].

2.3 Sensor Inertial Measurement Unit (IMU)

Sensor IMU adalah alat elektronik yang dapat digunakan untuk mengukur suatu kecepatan, orientasi dan gaya gravitasi dengan menggunakan *accelerometer* dan *gyroscope*. IMU juga dapat berfungsi untuk mengetahui keberadaan dan pergerakan dari suatu benda. Pada sensor IMU *accelerometer* berfungsi untuk mengukur percepatan suatu benda dan *gyroscope* berfungsi untuk mengukur rotasi dari suatu benda [11]. Sebuah IMU biasanya merupakan kombinasi dari sebuah *3-axis gyroscope* dan *3-axis accelerometer* [11].

2.4 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan suatu teknik data mining yang melihat sifat dari atribut dari kelompok data yang telah didefinisikan. Teknik ini dapat digunakan untuk memberi pengetahuan pada data baru dengan memanipulasi data yang ada yang telah diklasifikasikan dan menggunakan hasilnya untuk memberikan pengetahuan atau sejumlah aturan. Aturan tersebut digunakan sebagai data baru untuk dapat diklasifikasikan terhadap suatu kategori atau kelas tertentu [12]. Dalam penelitian ini algoritme klasifikasi yang digunakan adalah algoritme KNN.

2.4.1 K – Nearest Neighbor (KNN)

K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan suatu algoritme dalam pengklasifikasian. KNN membandingkan beberapa pengukuran jarak pada metode *similarity* dan *dissimilarity*. Secara umum, *similarity* melakukan pengukuran pada dua objek yang sama. *Similarity* dapat dihitung menggunakan pengukuran *cosine similarity distance*. *Dissimilarity* dapat dihitung menggunakan ukuran jarak seperti *Euclidean Distance*, *Manhattan Distance*.

Cara kerja KNN yaitu dengan menentukan parameter nilai k yang merupakan jumlah tetangga yang paling terdekat. Prinsip kerja KNN yaitu dengan mencari sejumlah k objek data atau pola yang terdekat dengan pola masukan, kemudian memilih kelas dengan jumlah pola terbanyak di antara k pola tersebut [12].

3. Perancangan Sistem

3.1 Perancangan Sistem

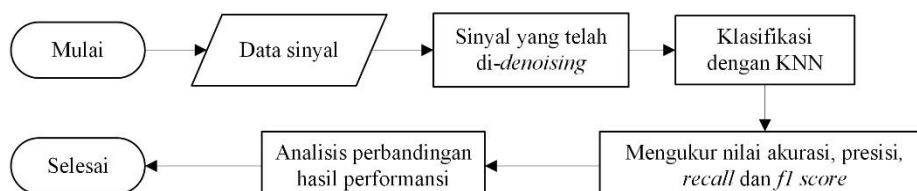
Pada tugas akhir ini masukan sinyal sensor *Accelerometer* dilakukan metode – metode penghilangan derau dan menguji performansi proses penghilangan derau berdasarkan parameter – parameter SNR, PSNR dan MSE terhadap sinyal penghilangan derau tersebut. Setelah itu dilakukan klasifikasi dengan algoritme KNN pada data sinyal untuk mengklasifikasi data sinyal berdasarkan ADL tidur, berdiri dan berlari dan mengukur performansi proses klasifikasi dengan menggunakan parameter akurasi, presisi, *recall*, dan *f1 Score*.

3.2 Data

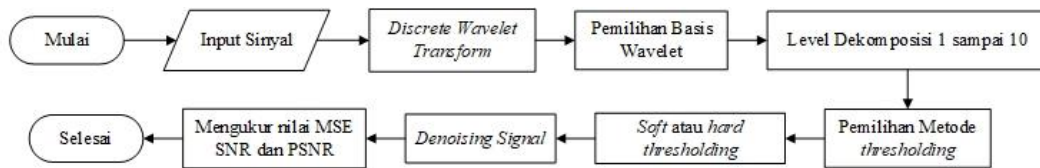
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah berupa data sinyal sensor *accelerometer* yang diperoleh dari penelitian yang telah dilakukan oleh Kale dkk. [2]. Untuk sinyal dari dataset yang tersedia terdapat 44.000 hasil sampel ADL (tidur, berdiri, duduk, berlari, bungkuk kedepan dan bungkuk kebelakang) yang dilakukan pada 3 subyek. Dalam tugas akhir ini dipilih total 3 jenis ADL yaitu tidur, berdiri dan berlari dimana terdapat 18 sinyal yang dijadikan bahan utama sinyal original untuk proses penghilangan derau dan klasifikasi.

3.3 Diagram Alir Sistem

Pada penelitian tugas akhir ini, dilakukan suatu analisis terhadap metode penghilangan derau sinyal, yaitu penghilangan derau sinyal berbasis tapis *wavelet* yang mana dalam tugas akhir ini menggunakan DWT. Dalam menganalisis hal yang dilakukan adalah dengan menguji metode tersebut dan kemudian dilakukan analisis performansi penghilangan derau dari hasil pengujian metode tersebut terhadap parameter yang disediakan yaitu SNR, MSE dan PSNR terhadap sinyal yang mengandung derau dan sinyal hasil penghilangan derau. Untuk metode penghilangan derau berbasis *wavelet transform* menggunakan beberapa basis *wavelet* yang digunakan yaitu *haar*, *daubichies*, *biorthologi*, *symlet*. Sedangkan untuk *thresholding*-nya menggunakan metode aturan pemilihan *threshold* (*the threshold selection rule*) yang sudah tervalidasi yaitu *Bayes*, *sure shrink*, *Universal Threshold*, dan *minimax* dimana pada masing – masing diberikan input *soft thresholding* dan *hard thresholding*, kemudian level dekomposisi yang digunakan adalah pada level 1 sampai 10. Gambaran umum diagram alir proses penghilangan derau dan klasifikasi pada penelitian ini adalah sebagai berikut:



Gambar 3.1 Diagram Alir Proses Penghilangan Derau Sinyal



Gambar 3. 1 Diagram Alir Proses Klasifikasi Sinyal

Berdasarkan gambar 3.1 menggambarkan diagram alir proses penghilangan derau pada pengerjaan tugas akhir ini, pada proses penghilangan derau disiapkan data sinyal original yang digunakan sebagai objek pada penelitian ini. Data sinyal original diperoleh dari penelitian Kale dkk. [2]. Selanjutnya pada proses penghilangan derau adalah memilih basis *wavelet*. Pemilihan basis *wavelet* dilakukan agar masing – masing sinyal original dan metode penghilangan derau bisa menggunakan basis *wavelet* yang terbaik. Lalu langkah selanjutnya adalah melakukan dekomposisi sinyal. Langkah ini dilakukan dengan memilih metode level dekomposisi yang telah disediakan yaitu level 1 sampai 10. Selanjutnya melakukan metode *thresholding*. Langkah ini dilakukan dengan memilih metode *threshold Bayes*, *Sure Shrink*, *Universal Threshold* dan *Minimax* yang mana pada tiap metode diberi dasar *soft* dan *hard thresholding*. Setelah proses penghilangan derau dilakukan, maka selanjutnya dilakukan rekonstruksi sinyal, yang menyatukan kembali sinyal yang telah melewati proses penghilangan derau. Dalam proses penghilangan derau, untuk memilih metode terbaik dilakukan pengukuran kinerja dengan parameter SNR, PSNR dan MSE pada setiap metodenya. Nilai yang dihasilkan oleh parameter tersebut pada masing – masing metode dibandingkan untuk memperoleh metode terbaik. Metode terbaik bisa dilihat dengan melihat nilai parameter SNR dan PSNR yang tinggi dan nilai parameter MSE yang kecil.

Pada gambar 3.2 menggambarkan proses klasifikasi pada tugas akhir ini. Pada proses klasifikasi data sinyal yang digunakan adalah data yang telah dilakukan penghilangan derau dengan metode terbaik yang diperoleh dari proses penghilangan derau. Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan algoritme KNN dengan menggunakan nilai $k = 1, 3, 5, 7, 9$. Pada tugas akhir ini proses klasifikasi dengan algoritme KNN menguji pengukuran jarak *cosine similarity distance*, *euclidean distance* dan *manhattan distance*. Untuk mengukur kinerja dari proses klasifikasi, maka dicari nilai akurasi, presisi, *recall* dan *F1 Score*. Tahap terakhir yang dilakukan adalah melakukan analisis perbandingan hasil proses klasifikasi pada tugas akhir ini dengan hasil proses klasifikasi yang ada pada penelitian Kale dkk. [2].

3.4 Skenario Pengujian

3.4.1 Skenario Penghilangan Derau Data Sinyal Sensor

Dalam skenario ini dilakukan pengujian pada basis *wavelet daubishies*, *biorthogonal*, *symlet*, serta *haar* dengan metode aturan pemilihan *Threshold Bayes*, *Sure Shrink*, *Universal Threshold*, *Minimax*, yang diberikan *soft thresholding* dan *hard thresholding* pada level dekomposisi 1 sampai dengan 10. Setelah itu dilakukan analisis performansi pada hasil penghilangan derau dengan membandingkan nilai MSE SNR dan PSNR. Sehingga dari hasil analisis diperoleh basis *wavelet* terbaik untuk proses penghilangan derau, kemudian diperoleh level dekomposisi terbaik dan metode aturan pemilihan *threshold* pada proses penghilangan derau data sinyal.

3.4.2 Skenario Klasifikasi Data Sinyal

Pada skenario ini dilakukan pengujian klasifikasi postur tubuh ADL pada data sinyal yang telah dihilangkan deraunya menggunakan metode algoritme KNN dengan nilai $k=1$ sampai $k=10$. Setelah itu dilakukan analisis perbandingan tingkat akurasi antara data sinyal yang telah dihilangkan deraunya dengan data pada penelitian yang telah dilakukan oleh Kale dkk. [2].

4. Pengujian dan Analisis

4.1 Hasil Pengujian Skenario Proses Penghilangan Derau

Berdasarkan hasil pengujian penghilangan derau dengan metode DWT, maka telah diperoleh metode penghilangan derau dengan performansi terbaik. Parameter metode penghilangan derau dengan performansi terbaik secara keseluruhan dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4.1 Parameter penghilangan derau dengan performansi terbaik

Parameter	Jenis Parameter yang digunakan
Basis <i>Wavelet</i>	<i>Bior3.7</i>
Level dekomposisi	5
Metode <i>Thresholding</i>	<i>Sure</i>
<i>Threshold</i>	<i>Hard</i>

Setelah melakukan penghilangan derau data sinyal dengan algoritme DWT menggunakan parameter yang tertera pada tabel 4.9, diperoleh nilai rata-rata SNR sebesar 45.44865 dB, nilai rata-rata PSNR sebesar 50.60809 dB dan nilai rata-rata MSE yang diperoleh sebesar 0.000009527. Berdasarkan hasil pengukuran tersebut maka dapat disimpulkan bahwa performansi penghilangan derau data sinyal menggunakan algoritme DWT sudah baik.

4.2 Hasil Pengujian Skenario Proses Klasifikasi

Setelah melakukan klasifikasi dengan menggunakan data yang telah di-penghilangan derau dengan menggunakan tiga metode pengukuran jarak pada parameter $k=1, 3, 5, 7, 9$. Hasil pengujian nilai akurasi pada proses klasifikasi data penghilangan derau dapat dilihat pada tabel 4.2 berikut.

Tabel 4.2 Akurasi Hasil Pengujian Klasifikasi Data dengan KNN

	K				
	1	3	5	7	9
Cosine D.	98.98227	98.94944	98.65397	98.62114	98.58831
Euclidean D.	99.27774	99.11359	99.21208	99.11359	99.08076
Manhattan D.	99.40906	99.11359	98.91661	98.81812	98.81812

Penelitian ini membandingkan tiga metode pengukuran jarak, yaitu *cosine*, *euclidean*, dan *manhattan*, dengan nilai K yang dipilih yaitu 1, 3, 5, 7, 9 berdasarkan parameter akurasi untuk dipilih yang terbaik. Berdasarkan tabel 4.10 ketiga pengukuran jarak mendapatkan nilai akurasi yang tinggi. Pengukuran jarak *euclidean* memiliki nilai akurasi yang konsisten di 99% pada seluruh nilai K, namun nilai akurasi tertinggi terletak pada metode pengukuran jarak *manhattan* dengan jumlah $k=1$ dengan nilai akurasi sebesar 99.40906%. Maka dalam tugas akhir ini dipilihlah metode pengukuran jarak *manhattan* sebagai metode untuk klasifikasi data validasi. Setelah itu dengan pengukuran jarak *manhattan distance* dan $k=1$ dilakukan klasifikasi menggunakan data latih dan data validasi sebanyak 70:15 sehingga diperoleh nilai presisi, *recall* dan *F1 score* pada tiap kelas. Dikarenakan pada dataset jumlah *sample* pada tiap kelas tidak sama maka untuk menghitung rata-rata nilai presisi, *recall* dan *F1 score* digunakan rata-rata tertimbang (*weighted average*), hal ini bertujuan untuk mendapatkan nilai rata-rata yang lebih baik dibanding dengan nilai rata-rata biasa. Nilai akurasi dan rata-rata nilai presisi, *recall* dan *F1 score* pada klasifikasi dengan *manhattan* pada $k=1$ dapat dilihat pada tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Evaluasi Klasifikasi *Manhattan D.* pada $K=1$

Pengukuran	Nilai (%)
<i>Accuracy</i>	98.4893
<i>Weighted Precision</i>	98.4914
<i>Weighted Recall</i>	98.5079
<i>Weighted F1 Score</i>	98.4929

Berdasarkan tabel 4.13 pengujian klasifikasi dengan pengukuran jarak *manhattan* pada $k=1$ mendapatkan nilai akurasi sebesar 98.4893%. Lalu untuk rata-rata presisi memperoleh nilai sebesar 98.4914%. Rata-rata nilai *recall* memperoleh sebesar 98.5079%. Dan nilai rata-rata *F1 Score* memperoleh sebesar 98.4929%. Hal ini menunjukkan bahwa performansi klasifikasi dengan menggunakan algoritme KNN dengan metode pengukuran jarak *manhattan* pada $k=1$ telah mendapatkan hasil yang baik.

4.3 Perbandingan Hasil Klasifikasi

Pada penelitian ini dilakukan perbandingan hasil akurasi dan rata-rata presisi, *recall* dan *f1 score* dengan penelitian yang telah dilakukan oleh Kale dkk. [2]. Pada penelitian tersebut, algoritme yang digunakan untuk mengklasifikasi opstur ADL adalah algoritme ANN. Dalam penelitian tersebut pembagian data sinyal juga dibagi menjadi 70% data latih 15% data uji dan 15% data validasi. Dari hasil penelitian dengan algoritme ANN, didapatkan akurasi sebesar 97.589%. Perbandingan hasil klasifikasi dapat dilihat pada tabel 4.4 berikut.

Tabel 4.4 Perbandingan Hasil Klasifikasi

	Akurasi (%)	Presisi (%)	<i>Recall</i> (%)	<i>F1 Score</i> (%)
Penelitian H. Kale dkk.	97.589	97.720	97.580	90.9743
Penelitian ini	98.4893	98.4914	98.5079	98.4929

Berdasarkan tabel 4.4 dapat disimpulkan bahwa metode klasifikasi dengan algoritme KNN menggunakan metode pengukuran jarak *manhattan* pada nilai $k=1$ yang dilakukan pada penelitian ini sudah menghasilkan performansi yang baik, dan jika dibandingkan dengan penelitian oleh Kale dkk. [2], performansi klasifikasi penelitian ini sudah lebih baik pada semua nilai akurasi, Presisi, *recall* dan *F1 Score*.

5. Kesimpulan

Penelitian Tugas Akhir ini telah berhasil melakukan validasi untuk proses penghilangan derau pada sinyal sensor IMU dengan menggunakan metode DWT dan melakukan klasifikasi dengan algoritme KNN. Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan maka didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Berdasarkan hasil pengujian penghilangan derau data sinyal sensor IMU dengan metode DWT menunjukkan metode tersebut menghasilkan performansi yang cukup baik dan mampu menghilangkan derau secara cukup efektif.
2. Berdasarkan hasil pengujian penghilangan derau data sinyal metode DWT dengan parameter terbaik, diperoleh rata-rata nilai SNR sebesar 45.44865 dB, rata-rata nilai PSNR sebesar 50.60809 dB dan rata-rata nilai MSE sebesar 0.000009527.
3. Berdasarkan hasil pengujian klasifikasi algoritme KNN dengan metode terbaik diperoleh hasil pengukuran kinerja klasifikasi dengan nilai akurasi sebesar 98.4893 %, nilai presisi sebesar 98.4914%, nilai *recall* sebesar 98.5079% dan nilai *F1 score* sebesar 98.4929%.

6. Daftar Pustaka

- [1] M. R. ISNAINI, M. T. Ir. RITA MAGDALENA, and M. T. R YUNENDAH NUR FU'ADAH, S.T, "Metode Discrete Wavelet Transform Dan Adaptive Filter Analysis of Denoising Performance of Eeg Signal Using Discrete Wavelet Transform and Adaptive Filter," vol. 5, no. 3, pp. 4527–4533, 2018.
- [2] H. Kale, P. Mandke, H. Mahajan, and V. Deshpande, "Human Posture Recognition using Artificial Neural Networks," *Proc. 8th Int. Adv. Comput. Conf. IACC 2018*, pp. 272–278, 2018, doi: 10.1109/IADCC.2018.8692143.
- [3] T. Setiabudhi and Hardywinoto, *Panduan gerontologi tinjauan dari berbagai aspek: menjaga keseimbangan kualitas hidup para lanjut usia*. Jakarta: Gramedia Pustaka Utama, 1999.
- [4] T. Pramestya, V. F. Ramadhani, G. Budiman, and Azizah, "Optimasi Audio Watermarking Berbasis Discrete Wavelet Transform (Dwt) Dengan Menggunakan Teknik M-Ary Menggunakan Algoritma Genetika," *Semin. Nas. Inov. Dan Apl. Teknol. Di Ind.*, 2017.
- [5] R. M. Soleh, A. Rizal, and R. Magdalena, "Denoising Rekaman Sinyal elektrokardiogram (EKG) Menggunakan Algoritma Iterative Threshold Pada Subband Wavelet," *Semin. Nas. Apl. Sains dan Teknol. 2008*, 2008.
- [6] F. E. Pambudi, "Analisis Kinerja Terbaik Sistem Denoising Sinyal EKG Berbasis Wavelet," 2017.
- [7] M. S. Choudhry, R. Kapoor, Abhishek, A. Gupta, and B. Bharat, "A survey on different discrete wavelet transforms and thresholding techniques for EEG denoising," 2017, doi: 10.1109/CCAA.2016.7813897.
- [8] M. Murugappan, N. Ramachandran, and Y. Sazali, "Classification of human emotion from EEG using discrete wavelet transform," *J. Biomed. Sci. Eng.*, 2010, doi: 10.4236/jbise.2010.34054.
- [9] E. Heydari and M. Shahbakhti, "Adaptive wavelet technique for EEG de-noising," 2016, doi: 10.1109/BMEiCON.2015.7399503.
- [10] D. Valencia, D. Orejuela, J. Salazar, and J. Valencia, "Comparison analysis between rigrsure, sqtwolog, heursure and minimaxi techniques using hard and soft thresholding methods," 2016, doi: 10.1109/STSIVA.2016.7743309.
- [11] Y. A. Pramana, "Implementasi Sensor Accelerometer, Gyroscope Dan Magnetometer Berbasis Mikrokontroler Untuk Menampilkan Posisi Benda Menggunakan Inertial Navigation System," *Indones. Comput. Univ.*, 2013.
- [12] A. Putri, U. Sazili, S. Mandala, I. R. Defi, F. Informatika, and U. Telkom, "Studi Algoritma Klasifikasi Sinyal Accelerometer dan Gyroscope Untuk Mendeteksi Pola Activity of Daily Live (ADL)."