

**KLASIFIKASI AKTIVITAS MANUSIA BERBASIS SENSOR
ACCELEROMETER DAN GYROSCOPE MENGGUNAKAN METODE
MULTICLASS ENSEMBLE SVM**

SKRIPSI



OLEH
NURUL HARDIYANTI
H 131 14 524

**PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER
DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
2019**

**KLASIFIKASI AKTIVITAS MANUSIA BERBASIS SENSOR
ACCELEROMETER DAN GYROSCOPE MENGGUNAKAN METODE
MULTICLASS ENSEMBLE SVM**

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
pada Program Studi Ilmu Komputer Departemen Matematika Fakultas
Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin Makassar

NURUL HARDIYANTI

H13114524

**PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN**

2019

LEMBAR PERNYATAAN KEOTENTIKAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini menyatakan dengan sungguh-sungguh bahwa skripsi yang saya buat dengan judul:

**KLASIFIKASI AKTIVITAS MANUSIA BERBASIS SENSOR
ACCELEROMETER DAN GYROSCOPE MENGGUNAKAN METODE
MULTICLASS ENSEMBLE SVM**

adalah benar hasil karya saya sendiri bukan hasil plagiat dan belum pernah dipublikasikan dalam bentuk apapun

Makassar, 22 Januari 2019

Nurul Hardiyanti

NIM. H 131 14 54

**KLASIFIKASI AKTIVITAS MANUSIA BERBASIS SENSOR
ACCELEROMETER DAN GYROSCOPE MENGGUNAKAN METODE
MULTICLASS ENSEMBLE SVM**

Disetujui Oleh:



Pembimbing Utama

Pembimbing Pertama

Dr. Eng. Armin Lawi, M.Eng.
NIP. 197204231995121001

Dr. Diaraya, M.Ak
NIP. 196312311987021011

Pada Tanggal : 22 Januari 2019

HALAMAN PENGESAHAN

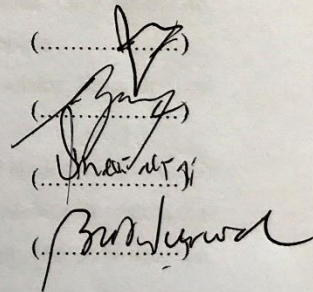
Skripsi ini diajukan oleh :

Nama : Nurul Hardiyanti
NIM : H13114524
Program Studi : Ilmu Komputer
Judul Skripsi : Klasifikasi Aktivitas Manusia Berbasis Sensor
*Accelerometer dan Gyroscope Menggunakan Metode
Multiclass Ensemble SVM*

Telah berhasil dipertahankan dihadapan dewan penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

DEWAN PENGUJI Tanda Tangan

- | | | | |
|---|------------|-----------------------------------|---------|
| 1 | Ketua | : Dr. Eng. Armin Lawi, M.Eng | (.....) |
| 2 | Sekretaris | : Dr. Diaraya, M.Ak. | (.....) |
| 3 | Anggota | : Andi Galsan Mahie, S.Si., M.Si. | (.....) |
| 4 | Anggota | : Dr. Budi Nurwahyu, MS. | (.....) |



Ditetapkan di : Makassar

Tanggal : 22 Januari 2019

KATA PENGANTAR

Segala puji penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, yang senantiasa melimpahkan rahmat dan karunia-Nya. Shalawat dan salam senantiasa penulis kirimkan kepada Baginda Rasulullah SAW, yang telah mengajarkan kebenaran dan membimbing umat – umatnya ke arah yang benar. Rasa syukur yang tak terkira atas segala nikmat yang telah diberikan terutama nikmat kesehatan, kesempatan dan kemudahan yang dikaruniakan kepada penulis dalam menyelesaikan tugas akhir yang berjudul **Klasifikasi Aktivitas Manusia Berbasis Sensor Accelerometer dan Gyroscope Menggunakan Metode Multiclass Ensemble SVM**.

Penulis menghanturkan ungkapan hormat dan terima kasih yang tulus kepada keluarga besar penulis terkhusus bagi Ayahanda **Sukirno**, Ibunda **Sitti Hajar**, dan nenek terkasih **Maemunah** yang dengan setulus hati telah merawat, memberikan dukungan secara moril maupun materi dan dengan tiada henti mendoakan penulis. Tak lupa juga, kepada saudari penulis **Nanda Rezki Dwi Zahra** yang selalu menjadi motivasi bagi penulis untuk mencapai kesuksesan.

Penulis menyadari bahwa penelitian ini dapat terselesaikan dengan adanya bantuan, bimbingan, dukungan dan motivasi dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengungkapkan ucapan terima kasih dengan tulus kepada :

1. Bapak **Prof. Dr. Amir Kamal Amir, M.Sc.** selaku ketua Jurusan Matematika FMIPA Unhas.
2. Bapak **Dr. Diaraya, M.Ak** selaku ketua program studi Ilmu Komputer Unhas sekaligus sekaligus pembimbing pertama dan penasehat akademik penulis yang telah memberikan arahan, ide serta motivasi kepada penulis dalam penyelesaian skripsi.
3. Bapak **Dr. Eng. Armin Lawi, M.Eng** selaku ketua program studi Ilmu Komputer Unhas periode 2014-2018 sekaligus pembimbing utama penulis yang telah meluangkan banyak waktu serta pikiran untuk membimbing dan mendukung penulis dalam penyelesaian skripsi.
4. Bapak **Andi Galsan Mahie, S.Si., M.Si** dan Bapak **Dr. Budi Nurwahyu, MS.** selaku dosen penguji penulis yang telah meluangkan

waktu dalam seminar serta sidang penulis untuk mendapatkan gelar sarjana.

5. Seluruh Bapak dan Ibu dosen FMIPA Unhas yang telah mendidik penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan program sarjana di FMIPA Unhas. Serta para staf yang telah membantu dan memudahkan penulis dalam pengurusan berkas.
6. **Pak Anwar, kak Supri, kak Edy** yang sudah memberikan masukan selama proses perkuliahan.
7. **Azizah Aulia Rahma, Dythe Eliscayanti, Etika Wardhani B,** dan **Aisyah Fitriani** sebagai sahabat yang senantiasa menjadi tempat berbagai kisah dan selalu memberikan semangat, nasehat, dukungan, serta mendokan penulis.
8. **Keluarga Cemara** sebagai human diary penulis, tempat berkeluh kesah penulis, dan orang-orang yang merawat penulis saat sakit fisik maupun non-fisik. Terkhusus pada **Andi Nur Nilamyani** yang selalu menjadi tempat penulis untuk belajar menjadi perempuan yang lebih mandiri, dan kuat dalam menghadapi masalah. **Dewi Ayu Hartina** yang selalu siap mendengarkan segala curahan hati penulis dalam masalah apapun, yang selalu menguatkan penulis di saat penulis merasa *down* dari SMP hingga saat ini. **Fuad Fadhil Azzar** yang dengan bijaksana menjawab, menjelaskan semua ketidaktahuan, kebingungan penulis mengenai pelajaran dan dengan sabar mengajarkan penulis. **Muhammad Yaumil Agus Awal** yang banyak membantu penulis selama masa perkuliahan dan selalu siap membantu penulis disaat membutuhkan bantuan. **Yolanda Gabriela** sebagai tempat penulis belajar pantang menyerah, dan belajar untuk tidak menunda-nunda sesuatu.
9. **Nita, Sarwan, Mamet, Fajar, Miftah, Nuhi, Icha, Luki, Aspar, Nawir, Odit, Sukma, Nadya, Khalil, Agus, Budi, Ima, Titin, Niar, Tio, Nura, Nanda, Yayu, Firman, Ochi, Hikma, Syam, Murni, Darul, Irwan, Ij`Lal, Oki, Danti, Harisman, dhila, Firda, Yusri,**

Hajar yang telah menemani, menyemangati, dan banyak membantu penulis selama 4 tahun dalam suka dan duka.

10. Adik-adik Ilmu Komputer Unhas angkatan 2015, 2016, 2017 dan 2018 yang telah membantu penulis dan semoga tetap semangat dalam mengejar gelar sarjana.
11. Rekan-rekan KKN UNHAS Gelombang 96 Kec. Pattalassang Kab. Takalar (**Sufriandi** yang selalu selalu meluangkan waktunya dan selalu menyemangati penulis, **Nur abrianti, Erlan Nugraha Imran, Annisa Putri Manela, Mardiana Jumadi**) yang telah menjadi keluarga baru selama KKN dan menjadikan KKN sebagai momen yang membahagiakan.
12. **Kak Firman Aziz** dan **Bapak Benny Enrico Panggabea** yang tak henti-hentinya selalu membantu dan menyemangati penulis mulai awal hingga akhir penyusunan skripsi ini.
13. **Muh.Imran** yang selalu menyemangati penulis, selalu meluangkan waktunya, dan selalu sangat sabar mengajari penulis hingga mengerti.
14. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu yang banyak memberi dukungan bagi penulis.

Akhirnya, penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki banyak kekurangan dan jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, saran dan kritik yang membangun sangat diharapkan dari semua pihak. Harapan penulis skripsi ini dapat bermanfaat bagi setiap orang yang membacanya.

Makassar, 22 Januari 2019

Nurul Hardiyanti

PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIK

Sebagai civitas akademik Universitas Hasanuddin saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Nurul Hardiyanti

NIM : H 131 14 524

Program Studi : Ilmu Komputer

Departemen : Matematika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Hasanuddin **Hak Prediktor Royalti Non-eksklusif (*Non-exclusive Royalty- Free Right*)** atas tugas akhir saya yang berjudul:

“Klasifikasi Aktivitas Manusia Berbasis Sensor *Accelerometer* dan *Gyroscope* Menggunakan Metode *Multiclass Ensemble SVM*”

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Terkait dengan hal di atas, maka pihak universitas berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan mempublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di Makassar pada tanggal, 22 Januari 2019

Yang Menyatakan,

Nurul Hardiyanti

ABSTRAK

Pengenalan aktivitas manusia merupakan teknologi pengenalan aktivitas manusia yang dapat dikenali menggunakan sensor *accelerometer*, sensor *gyroscope*, kamera, dan GPS. Algoritma SVM awalnya dikembangkan untuk klasifikasi dengan dua *class* maka perlu modifikasi agar dapat menyelesaikan masalah lebih dari dua *class* serta jumlah data dengan skala besar menyebabkan *performance* tidak maksimal. Penelitian ini mengusulkan penerapan algoritma *ensemble* SVM untuk melakukan klasifikasi aktivitas manusia berbasis sensor *accelerometer* dan *gyroscope* pada *smartphone*. Total data sebanyak 13725 *record* dengan perwakilan masing-masing *class* sebanyak 4575. Dari hasil keseluruhan partisi data yang dilakukan pada proses klasifikasi menggunakan algoritma *ensemble* SVM, kinerja terbaik dihasilkan ketika perbandingan dataset dengan 80% data *training* dan 20% data *testing* dari total 13725 *record* karena berhasil meningkatkan akurasi, presisi dan sensitivitas.

Kata Kunci : Klasifikasi, Pengenalan Aktivitas Manusia, *Ensemble*, *Bagging*, *Support Vector Machine*.

ABSTRACT

Human activity recognition is a technology that introduces human activities that can be recognized using accelerometer sensors, gyroscope sensors, camera, and GPS. The SVM algorithm was originally developed for the classification of two classes, so modifications needed to be able to solve the problems of more than two classes and the amount of large-scale data caused the performance to be not optimal. This study proposes the application of ensemble SVM algorithm to classify human activities based on accelerometer and gyroscope sensors on smartphones. The total data is 13725 records with 4575 representatives of each class. From the results of the overall data partition carried out in the calcification process using the ensemble SVM algorithm, the best performance was generated when comparing datasets with 80% training data and 20% test data from a total of 13725 records because it succeeded in increasing accuracy, precision and sensitivity.

Keywords : Classification, Human Activity Recognition, Ensemble, Bagging, Support Vector Machine.

DAFTAR ISI

LEMBAR PERYATAAN KEOTENTIKAN	iii
LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING	iv
HALAMAN PENGESAHAN.....	v
KATA PENGANTAR	vi
PUBLIKASI TUGAS AKHIR.....	ix
PERNYATAAN PERSETUJUAN	ix
ABSTRAK.....	x
ABSTRACT.....	xi
DAFTAR ISI.....	xii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR TABEL	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Tujuan Penelitian.....	3
1.4. Manfaat Penelitian.....	3
1.5. Batasan Masalah.....	3
1.6. Organisasi Skripsi.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1. Landasan Teori	5
2.1.1 Sensor <i>Accelerometer</i>	5
2.1.2 Sensor <i>Gyroscope</i>	6
2.1.3 Data Mining	7
2.1.4 Klasifikasi	7
2.1.5. <i>Support Vector Machine</i> (SVM)	8
2.1.6. <i>Support Vector Machine Multiclass</i>	10
2.1.7. Metode <i>Ensemble</i> dengan Algoritma <i>Bagging</i>	14
2.1.8. Evaluasi Kinerja	15
2.1.9. <i>Cross Validation</i>	17
2.2. Kerangka Konseptual	18
BAB III METODE PENELITIAN.....	19
3.1. Waktu Dan Lokasi Penelitian.....	19

3.2.	Tahapan Penelitian	19
3.3.	Rancangan Sistem	20
3.4.	Sumber Data	21
3.5.	Instrument Penelitian.....	22
3.6.	Diagram Alir.....	22
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		23
4.1	Dataset	23
4.2	Penerapan algoritma <i>multiclass ensemble</i> SVM	25
4.3	Analisis Kinerja Klasifikasi.....	30
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....		46
5.1	Kesimpulan.....	46
5.2	Saran	46
DAFTAR PUSTAKA		47

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1 Ilustrasi dari sensor <i>accelerometer</i> pada <i>smartphone</i>	6
Gambar 2 Ilustrasi dari sensor <i>gyroscope</i> pada <i>smartphone</i>	6
Gambar 3 Penentuan <i>hyperplane</i> terbaik	8
Gambar 4 Contoh klasifikasi dengan metode <i>one-against-all</i>	12
Gambar 5 Contoh klasifikasi dengan metode <i>one-against-one</i>	13
Gambar 6 Ilustrasi metode <i>ensemble</i>	14
Gambar 7 Ilustrasi <i>ten-fold cross</i>	17
Gambar 8 Kerangka konseptual	18
Gambar 9 Tahapan penelitian	19
Gambar 10 Rancangan sistem	20
Gambar 11 Diagram alir.....	22
Gambar 12 Peningkatan akurasi.....	40
Gambar 13 Peningkatan sensitivitas <i>class 0</i>	41
Gambar 14 Peningkatan sensitivitas <i>class 1</i>	41
Gambar 15 Peningkatan sensitivitas <i>class 2</i>	42
Gambar 16 Peningkatan presisi <i>class 0</i>	42
Gambar 17 Peningkatan presisi <i>class 1</i>	43
Gambar 18 Peningkatan presisi <i>class 2</i>	43
Gambar 19 spesifisitas <i>class 0</i>	44
Gambar 20 spesifisitas <i>class 1</i>	44
Gambar 21 spesifisitas <i>class 2</i>	45

DAFTAR TABEL

Table 1 Contoh dengan 4 klasifikasi biner dengan metode <i>one-against-all</i>	11
Table 2 Contoh 6 SVM biner dengan metode <i>one-against-one</i>	13
Table 3 <i>Confusion Matrix</i>	16
Table 4 Penjelasan nama atribut	21
Table 5 <i>set training</i> dan <i>set testing</i>	23
Table 6 Identifikasi atribut dari <i>class</i> jalan	25
Table 7 Identifikasi atribut dari <i>class</i> lari	26
Table 8 Identifikasi atribut dari <i>class</i> naik tangga	26
Table 9 <i>Confusion Matrix</i> Pada Partisi Data 10:90.....	31
Table 10 <i>Confusion Matrix</i> Pada Partisi Data 20:80.....	32
Table 11 <i>Confusion Matrix</i> Pada Partisi Data 30:70.....	33
Table 12 <i>Confusion Matrix</i> Pada Partisi Data 40:60.....	34
Table 13 <i>Confusion Matrix</i> Pada Partisi Data 50:50.....	35
Table 14 <i>Confusion Matrix</i> Pada Partisi Data 60:40.....	36
Table 15 <i>Confusion Matrix</i> Pada Partisi Data 70:30.....	37
Table 16 <i>Confusion Matrix</i> Pada Partisi Data 80:20.....	38
Table 17 <i>Confusion Matrix</i> Pada Partisi Data 90:10.....	39
Table 18 Perbandingan Spesifisitas SVM dan <i>ensemble</i> SVM	40

BAB I

PENDAHULUAN

1.1.Latar Belakang

Human Activity Recognition merupakan teknologi pengenalan aktivitas manusia yang memungkinkan sebuah sistem mendeteksi aktivitas sederhana yang dilakukan manusia, seperti duduk, berdiri, berjalan, berlari, melompat, naik tangga, turun tangga dan lain-lain menggunakan kamera ataupun sensor [1]. Seiring perkembangan teknologi yang semakin pesat, aktivitas manusia dapat dikenali dengan sensor *accelerometer* dan *gyroscope* yang telah tertanam pada *smartphone*.

Sensor *accelerometer* dan *gyroscope* menghasilkan ratusan bahkan ribuan *record* dan membutuhkan sebuah metode data mining yang dapat mengelompokkan aktivitas manusia berdasarkan *output* tersebut. Data mining merupakan proses komputasi yang menunjukkan pola dalam kumpulan data dengan menggunakan metode seperti kecerdasan buatan, pembelajaran mesin, statistik dll [2].

Penelitian sebelumnya pernah melakukan *clustering* menggunakan algoritma *K-Means* dengan memanfaatkan sensor *accelerometer* dan *gyroscope* pada *smartphone* untuk mengenali beberapa aktivitas sederhana yang dilakukan manusia seperti duduk, berdiri, berjalan dan berlari. Untuk dapat mengenali aktivitas manusia dibutuhkan data pada sensor yang di letakkan pada bagian tubuh yang melakukan sebuah pergerakan [3]. Penelitian serupa juga menggunakan kamera untuk mengambil gambar berupa citra yang kemudian diproses untuk mengenali aktivitas yang sedang dilakukan. Metode pengenalan aktivitas manusia berbasis citra mempunyai kekurangan yaitu tidak adaptif terhadap cahaya, sehingga akurasi sistem menurun apabila pencahayaan ruangan terlalu gelap atau terlalu terang [4].

Menggunakan 4 buah sensor *accelerometer* yang ditempatkan pada 4 bagian tubuh yang berbeda, yaitu pinggang, paha kiri, pergelangan kaki kanan dan lengan kanan serta menggunakan metode *random forest* dan *decision tree* sebagai klasifikasi tetapi metode tersebut membutuhkan waktu komputasi yang lama [5]. Penelitian lainnya juga melakukan penerapan algoritma *K-Means* menggunakan aplikasi *human move* dalam pengenalan pergerakan aktivitas manusia. Hasil

menunjukkan aplikasi dianggap berhasil mengenali aktivitas manusia tetapi penelitian ini hanya sebatas aplikasi dapat membaca data dari sensor *accelerometer* dan *gyroscope* sesuai dengan aktivitas yang dilakukan dan tidak melakukan *testing* performa dalam hal keakuratan algoritma yang diusulkan [6]. Mendeteksi aktivitas manusia menggunakan sensor *accelerometer* dan *gyroscope* yang dipasang pada 5 anggota tubuh yang berbeda untuk peletakan sensor, yaitu kepala, lengan, pinggang, paha dan kaki bagian bawah manusia dan akan diklasifikasi menggunakan metode *k-Nearest Neighbor*. Didapatkan hasil akurasi tertinggi sebesar 93,75% untuk posisi sensor berada di paha. Sedangkan akurasi terendah sebesar 53,75% dengan posisi sensor berada di kepala [1].

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, penulis mengusulkan penelitian klasifikasi aktivitas manusia berbasis sensor *accelerometer* dan *gyroscope* yang dipasang pada paha manusia karena memberikan akurasi terbaik pada penelitian sebelumnya [1] dan menerapkan metode *multiclass ensemble* SVM untuk melakukan klasifikasi aktivitas manusia. Konsep dasar SVM adalah untuk mengklasifikasi dataset lebih dari dua *class* (*multiclass*). Untuk menyelesaikan masalah klasifikasi *multiclass* ada dua metode yang dapat digunakan yaitu *one-against-one* (satu-lawan-satu) dan *one-against-all* (satu-lawan-semua). *one-against-all* mempunyai tingkat akurasi yang tinggi dibandingkan dengan metode *one-against-one* [7]. Metode *ensemble* adalah salah satu pengembangan *machine learning*, dengan menggabungkan beberapa set dari data asal untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat [8]. Metode *ensemble* yang dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi suatu klasifikasi adalah algoritma *bagging* karena telah dianggap sebagai teknik pengurangan *varians* untuk *classifier* yang diberikan [9]. Sehingga akan di susun sebuah tugas akhir dengan judul:

**“Klasifikasi Aktivitas Manusia Berbasis Sensor Accelerometer dan Gyroscope
Menggunakan Metode Multiclass Ensemble SVM”**

1.2.Rumusan Masalah

Berdasarkan persoalan yang terjadi sebagaimana dijelaskan pada latar belakang, maka rumusan masalah yang akan ditinjau adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana menerapkan metode *multiclass ensemble* SVM menggunakan algoritma *bagging* dalam mengidentifikasi aktivitas manusia?
2. Bagaimana keakuratan metode *multiclass ensemble* SVM menggunakan algoritma *bagging* dalam mengidentifikasi aktivitas manusia?

1.3.Tujuan Penelitian

Berdasarkan uraian rumusan masalah, maka tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan metode *multiclass ensemble* SVM menggunakan algoritma *Bagging* dalam mengidentifikasi aktivitas manusia.
2. Mengetahui keakuratan metode *multiclass ensemble* SVM menggunakan algoritma *bagging* dalam hal tingkat akurasi pada aktivitas manusia.

1.4.Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagi pihak terkait, penelitian ini dapat membantu untuk mengetahui aktivitas manusia.
2. Bagi peneliti, penelitian ini berguna untuk menambah pengetahuan dan kemampuan mengenai proses klasifikasi aktivitas manusia.
3. Bagi institusi pendidikan program studi ilmu komputer, dapat digunakan sebagai referensi ilmiah dalam penelitian untuk pengembangan proses klasifikasi aktivitas manusia.

1.5.Batasan Masalah

Adapun yang menjadi batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Klasifikasi yang digunakan yaitu metode *multiclass ensemble* SVM dengan algoritma *bagging*.

2. Data pergerakan aktivitas manusia direkam menggunakan *smartphone* android yang memiliki sensor *accelerometer* dan sensor *gyroscope*.
3. Pengenalan aktivitas pergerakan manusia hanya sebatas tiga *class* yaitu aktivitas berjalan, berlari, dan naik tangga.

1.6.Organisasi Skripsi

Penulisan laporan ini terbagi atas lima bab dan masing-masing bab diuraikan kedalam sub bab dengan sistematika sebagai berikut :

- BAB I Pendahuluan merupakan pembahasan mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat penelitian serta orientasi skripsi.
- BAB II Tinjauan pustaka merupakan uraian yang membahas mengenai beberapa hasil studi literatur yang terkait dalam mendukung penelitian ini, landasan teori, konsep dasar yang mendasari sebuah pokok permasalahan dalam tulisan ini, dan kerangka konseptual.
- BAB III Metodologi penelitian merupakan langkah-langkah yang akan dilakukan pada penelitian ini agar berjalan secara sistematis dan terstruktur untuk mencapai tujuan penelitian yang meliputi waktu dan tempat penelitian, tahapan penelitian, rancangan sistem, sumber data, dan instrumen penelitian.
- BAB IV Hasil dan pembahasan merupakan uraian tentang perencanaan solusi serta implementai dari masalah-masalah yang telah dianalisis. Pada dibagian ini juga akan di tentukan bagaimana sistem dirancang, dibangun, diuji dan disesuaikan dengan hasil penelitian.
- BAB V Berisi kesimpulan dan saran yang merupakan jawaban yang melatar belakangi masalah pada bab 1, dan saran untuk perbaikan menindak lanjuti hasil penelitian yang nantinya akan berguna bagi pengembang perangkat lunak ini kedepannya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Landasan Teori

2.1.1 Sensor Accelerometer

Sensor *accelerometer* adalah perangkat elektromekanis yang dirancang untuk mengukur laju perubahan percepatan dan *accelerometer* tidak mengukur gravitasi, tetapi kekuatan permukaan pada tubuh [10]. Beberapa jenis *accelerometer*, yang paling banyak digunakan saat ini berdasarkan perangkat elektromekanis (sistem elektromekanis mikro atau MEMS) yang mencakup serangkaian struktur mirip jarum yang mendeteksi gerakan. Percepatan yang diukur dengan *accelerometer* belum tentu percepatan koordinat (laju perubahan percepatan). *accelerometer* melihat percepatan terkait dengan fenomena berat yang dialami oleh massa uji perangkat *accelerometer*. Dan merupakan salah satu fitur yang ditanam pada *smartphone* android yang berfungsi untuk menentukan derajat kemiringan dari *smartphone*. Pembacaan sensor *accelerometer* termasuk pembacaan tiga sumbu dari arah yang berbeda [6]. Sumbu x, y, dan z didasarkan pada layar *smartphone* seperti ditunjukkan pada Gambar 1 dan bekerja sebagai berikut:

1. Sumbu x

Horisontal, dengan nilai positif ke kanan dan nilai negatif ke kiri

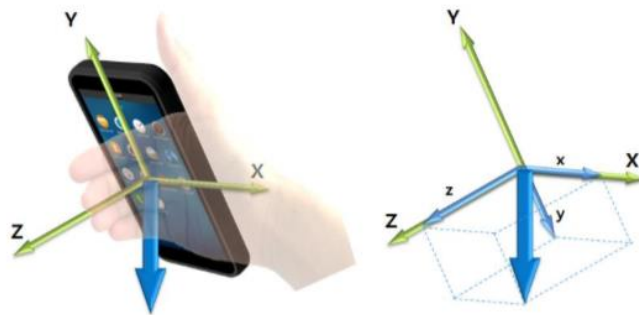
2. Sumbu y

Vertikal, dengan nilai positif ke atas dan nilai negatif ke bawah

3. Sumbu z

Nilai positif keluar dari layar ke arah depan dan nilai negatif dibelakang layar (titik nol nol terletak di layar).

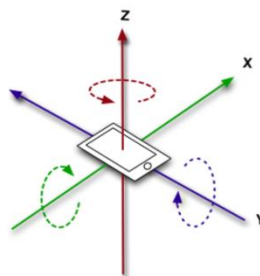
Pada saat *smartphone* berubah posisi sumbu mengikuti perubahan posisi *smartphone* dan tidak bertukar tempat.



Gambar 1 Ilustrasi dari sensor *accelerometer* pada *smartphone*

2.1.2 Sensor Gyroscope

Secara mekanis, *gyroscope* berbentuk seperti sebuah roda berputar atau cakram dimana poros bebas untuk mengambil setiap orientasi. *gyroscope* berfungsi untuk mengukur dan menentukan orientasi suatu benda atau *microelectro mechanical system* (MEMS) berdasarkan pada ketetapan momentum sudut. Sensor *gyroscope* juga berfungsi untuk menentukan gerakan sesuai dengan gravitasi yang dilakukan oleh pengguna. Prinsip kerja *gyroscope* ini, pada saat *gyroscope* berotasi maka *gyroscope* akan memiliki nilai keluaran. Apabila *gyroscope* berotasi searah dengan jarum jam pada sumbu Z maka tegangan *output* yang dihasilkan akan mengecil ($-Z$), sedangkan jika *gyroscope* berotasi melawan arah dengan jarum jam pada sumbu Z maka tegangan *output* yang dihasilkan akan membesar ($+Z$). Pada saat *gyroscope* tidak sedang berotasi atau berada pada keadaan diam maka tegangan *output*nya akan sesuai dengan nilai *offset gyrosensor* tersebut [6].



Gambar 2 Ilustrasi dari sensor *gyroscope* pada *smartphone*

2.1.3 Data Mining

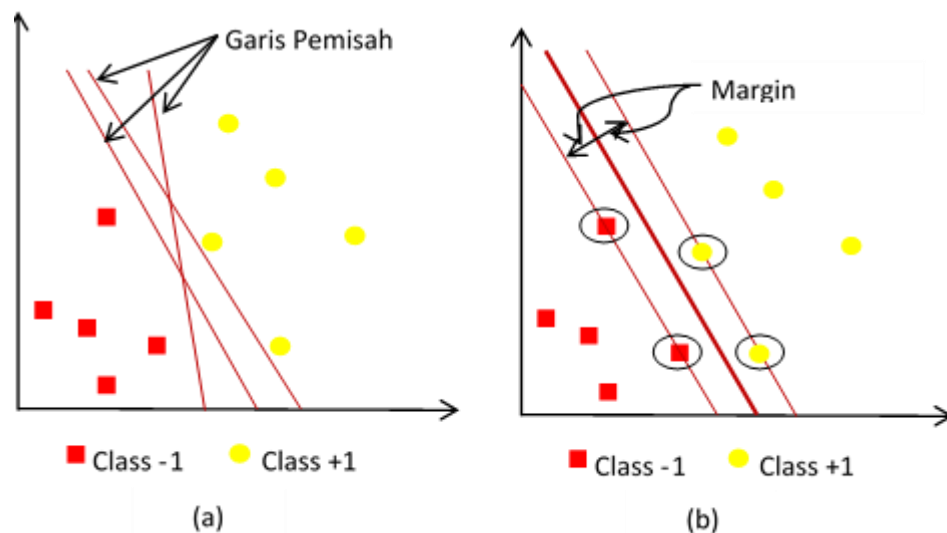
Data mining adalah serangkaian proses untuk menggali nilai tambah dari suatu kumpulan data berupa pengetahuan yang selama ini tidak diketahui secara manual. Data mining berkaitan dengan bidang ilmu lain, seperti database system, data warehousing, statistik, machine learning, information retrieval, dan komputasi tingkat tinggi. Data mining, sering juga disebut *knowledge discovery in database* (KDD), adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam set data berukuran besar. Keluaran dari data mining ini bisa dipakai untuk memperbaiki pengambilan keputusan di masa depan [11]. Data mining terbagi menjadi beberapa kelompok berdasarkan tugas yang dapat dilakukan yaitu: Deskripsi, Estimasi, Klasifikasi atau Prediksi, pengelompokan, dan Asosiasi. Klasifikasi atau prediksi dalam data mining merupakan metode analisis data yang digunakan untuk membentuk suatu model yang menggambarkan suatu *class* yang penting atau memprediksi suatu model tren data. Klasifikasi digunakan untuk memodelkan *class* yang bersifat kategori. Sedangkan Prediksi digunakan untuk memodelkan *class* yang mempunyai nilai yang berkelanjutan.

2.1.4 Klasifikasi

Klasifikasi adalah sebuah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau *class* data dengan tujuan untuk memperkirakan *class* dari suatu objek yang labelnya tidak diketahui. Hal ini juga dapat dikatakan sebagai pembelajaran (klasifikasi) yang memetakan sebuah unsur (*item*) data kedalam salah satu dari beberapa *class* yang sudah didefinisikan. *Classification* adalah suatu teknik dengan melihat pada kelakuan dan atribut dari kelompok yang telah didefinisikan. Teknik ini dapat memberikan klasifikasi pada data baru dengan memanipulasi data yang ada yang telah diklasifikasi dan dengan menggunakan hasilnya untuk memberikan sejumlah aturan. Aturan-aturan tersebut digunakan pada data-data baru untuk diklasifikasi. Kualitas *class* yang dihasilkan biasanya diukur dalam hal akurasi, sensitivitas, dan spesififikasi. Untuk memperluas klasifikasi dimungkinkan untuk mencari kemiripan antar *class* dan *reasoning* berbasis kasus [12].

2.1.5. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine adalah metode yang bertujuan untuk menemukan bidang pemisah terbaik yang memisahkan dua buah *class* pada *input space*, dikembangkan oleh Boser, Guyon, dan Vapnik, pertama kali diperkenalkan pada tahun 1992 di *Annual Workshop on Computational Learning Theory*. Konsep dasar metode SVM sebenarnya merupakan gabungan atau kombinasi dari teori-teori komputasi yang telah ada pada tahun sebelumnya, seperti *margin hyperplane*. Metode SVM menggunakan fungsi *dot produk*. Prinsip dasar SVM merupakan kasus klasifikasi yang secara linear dapat dipisahkan [13].



Gambar 3 Penentuan *hyperplane* terbaik

Gambar 3.a memperlihatkan beberapa pattern yang merupakan anggota dari dua buah *class*: +1 dan -1. *Pattern* yang tergabung pada *class* -1 disimbolkan dengan warna merah (kotak), sedangkan *pattern* pada *class* +1, disimbolkan dengan warna kuning (lingkaran).

Permasalahan klasifikasi dapat diterjemahkan dengan usaha menemukan garis (*hyperplane*) yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Berbagai alternatif garis pemisah (*discrimination boundaries*) ditunjukkan pada Gambar 3.a.

Hyperplane pemisah terbaik antara kedua *class* dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* dan mencari titik *optimum hyperplane* tersebut. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* dengan *pattern* terdekat dari masing-masing

class. Pattern yang paling dekat disebut sebagai *support vector*. Garis *solid* pada Gambar 3.b menunjukkan *hyperplane* yang terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua *class*, sedangkan titik merah dan kuning yang berada dalam lingkaran hitam adalah *support vector*. Usaha untuk mencari lokasi *hyperplane* ini merupakan inti dari proses pembelajaran pada SVM.

Misal data yang tersedia dinotasikan sebagai $\vec{x}_i \in \mathbb{R}^d$ sedangkan label masing-masing dinotasikan $y_i \in \{-1, +1\}$ untuk $i=1, 2, \dots, l$ dimana l adalah banyaknya data.

Diasumsikan kedua *class* -1 dan +1 dapat terpisah secara sempurna oleh *hyperplane* berdimensi d , yang didefinisikan:

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0$$

Pattern $\vec{x}$ yang termasuk *class* -1 (sampel negatif) dapat dirumuskan sebagai *pattern* yang memenuhi pertidaksamaan

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b \leq -1,$$

sedangkan *pattern* $\vec{x}$ yang termasuk *class* +1 (sampel positif)

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b \geq +1$$

Margin terbesar dapat ditemukan dengan mengoptimalkan nilai jarak antara *hyperplane* dan titik terdekatnya, yaitu $\frac{1}{\|\vec{w}\|}$. Hal tersebut dapat dirumuskan sebagai *Quadratic Programming (QP) problem*, yaitu mencari titik minimal persamaan (2.1), dengan memperhatikan *constraint* persamaan (2.2).

$$\min_{\vec{w}} \tau(w) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 \quad (2.1)$$

$$y_i (\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) - 1 \geq 0, \quad \forall_i \quad (2.2)$$

Data *input* dinotasikan x_i , adalah keluaran dari data x_i , $\vec{w}, b$ adalah parameter-parameter yang di cari nilainya. Formulasi pada persamaan (2.1), ingin meminimalkan fungsi tujuan (*obyektif function*) $\frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2$ atau memaksimalkan kuantitas $\|\vec{w}\|^2$ dengan memperhatikan pembatas sebagaimana persamaan $\vec{w} \cdot \vec{x} + b \leq -1$ dan $\vec{w} \cdot \vec{x} + b \geq +1$. Bila *output* data $y_i = +1$, maka pembatas menjadi $\vec{w} \cdot \vec{x} + b \geq +1$. Sebaliknya bila $y_i = -1$, pembatas menjadi $\vec{w} \cdot \vec{x} + b \leq -1$.

Permasalahan tersebut dapat dipecahkan dengan berbagai teknik komputasi, di antaranya *Lagrange Multiplier*.

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1), \quad (2.3)$$

$$(i = 1, 2, \dots, l)$$

dimana α_i adalah *Lagrange Multiplier*, yang bernilai nol atau positif ($\alpha_i \geq 0$). Nilai optimal dari persamaan (2.3) dapat dihitung dengan meminimalkan L terhadap $\vec{w}$ dan b , dan memaksimalkan L terhadap α_i , dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal *gradient* $L = 0$ persamaan (2.3) dapat dimodifikasi sebagai maksimalisasi *problem* yang hanya mengandung α_i , sebagaimana terlihat pada persamaan (2.4). Memaksimalkan:

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j \quad (2.4)$$

$$\alpha_i \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, l) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad (2.5)$$

Berdasarkan persamaan (2.4) dan (2.5), maka akan diperoleh α_i yang kebanyakan bernilai positif yang disebut sebagai *support vector*.

Dalam SVM, kernel *trick* saat *learning* model sangat membantu dalam mengatasi masalah *feature space*. Pemilihan kernel berpengaruh terhadap akurasi yang dihasilkan. Fungsi kernel yang umum digunakan adalah sebagai berikut:

- a. Kernel Linier

$$K(x_i, x) = x_i^T x$$

- b. Kernel *Radial Basis Function* (RBF)

$$K(x_i, x) = \exp(-\gamma |x_i - x|^2), \gamma > 0 \quad (2.6)$$

- c. Kernel Polinomial

$$K(x_i, x) = (\gamma \cdot x_i^T x + r)^p, \gamma > 0$$

2.1.6. *Support Vector Machine Multiclass*

SVM saat pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik, hanya dapat mengklasifikasikan data ke dalam dua *class* (klasifikasi biner). Penelitian lebih

lanjut mengembangkan SVM sehingga bisa mengklasifikasi data yang memiliki lebih dari dua *class* terus dilakukan. Terdapat pilihan untuk mengimplementasikan *multiclass* SVM yaitu dengan menggabungkan beberapa SVM biner atau menggabungkan semua data yang terdiri dari beberapa *class* ke dalam sebuah bentuk permasalahan optimasi. Pendekatan yang kedua permasalahan optimasi yang harus diselesaikan jauh lebih rumit. Ada dua metode yang umum digunakan untuk mengimplementasikan multi *class* SVM dengan pendekatan yaitu metode “*one-against-all*” dan metode “*one-against-one*” [13].

a) *One-Against-All*

Metode *one-against-all* membangun sejumlah k biner. k adalah banyaknya *class*. Setiap model klasifikasi ke- i di uji dengan menggunakan seluruh sampel pada *class* ke- i dengan label *class* positif dan seluruh sampel lainnya dengan label *class* negatif. Jika diberikan m data pelatihan $(x_i, y_i), \dots, (x_m, y_m)$, dimana $x_i \in \mathbb{R}^m, i = 1, \dots, m$ dan $y_i \in i = 1, \dots, k$ adalah *class* dari x_i , maka SVM ke- i akan menyelesaikan persamaan sebagai berikut [13]:

$$\min_{w_i, b_i, \xi_{t,i}} \frac{1}{2} (w_i)^T w_i + \frac{C}{2} \sum_t \xi_{t,i}^2,$$

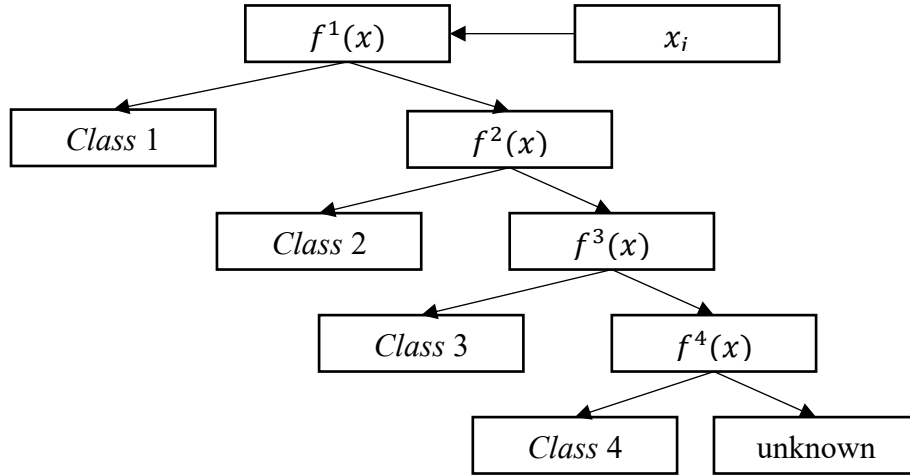
$$\text{dengan kendala } y_{t,i}(\varphi_i(x_t)(w_i)^T + b_i) \geq 1 - \xi_{t,i}, i = 1, \dots, m \quad (2.7)$$

Data pelatihan x_i dipetakan ke ruang dimensi yang lebih tinggi dengan menggunakan fungsi φ_i dan C sebagai parameter yang menentukan besar *penalti* akibat kesalahan dalam klasifikasi data.

Table 1 Contoh dengan 4 klasifikasi biner dengan metode *one-against-all*

$y_i = +1$	$y_i = -1$	Fungsi Pemisah
Class 1	Bukan class 1	$f^1(x_t) = x_t(w^1) + b^1$
Class 2	Bukan class 2	$f^2(x_t) = x_t(w^2) + b^2$
Class 3	Bukan class 3	$f^3(x_t) = x_t(w^3) + b^3$
Class 4	Bukan class 4	$f^4(x_t) = x_t(w^4) + b^4$

Tabel 1 menunjukkan bahwa untuk mencari fungsi pemisah digunakan teknik satu lawan semua. Untuk mencari garis pemisah pertama digunakan *class* satu lawan bukan *class* 1, garis pemisah kedua akan digunakan *class* dua lawan bukan *class* dua, begitupun untuk mencari garis pemisah ketiga dan keempat.



Gambar 4 Contoh klasifikasi dengan metode *one-against-all*

b) *One-Against-One*

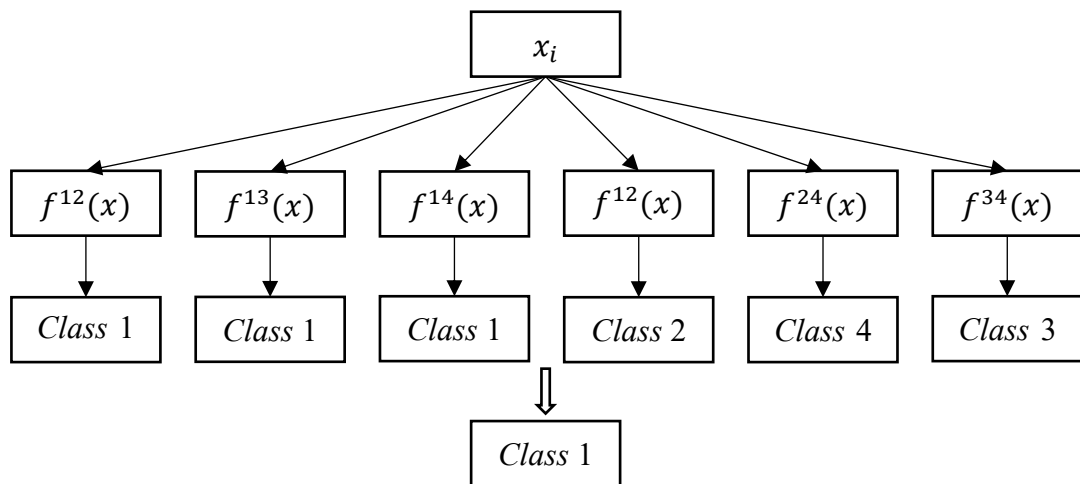
Dengan menggunakan metode ini, dibangun $\left(\frac{k(k-1)}{2}\right)$ buah model klasifikasi biner (k adalah jumlah *class*). Setiap model klasifikasi dilatih pada data dari dua *class*. Untuk data pelatihan dari *class* ke- i dan *class* ke- j , dilakukan pencarian solusi untuk persoalan optimasi konstrain sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \min_{w^{ij}, b^{ij}, \xi_t^{ij}} & \frac{1}{2} (w^{ij})^T w^{ij} + C \sum_t \xi_t^{ij} & (2.8) \\
 \text{s. t } & (w^{ij})^T \phi(x_t) + b^{ij} \geq 1 - \xi_t^{ij} \rightarrow y_t = i, \\
 & (w^{ij})^T \phi(x_t) + b^{ij} \geq 1 - \xi_t^{ij} \rightarrow y_t = j, \\
 & \xi_t^{ij} \geq 0
 \end{aligned}$$

Terdapat beberapa metode untuk melakukan pelatihan setelah keseluruhan $\left(\frac{k(k-1)}{2}\right)$ model klasifikasi selesai dibangun. Salah satunya adalah metode *voting* [14].

Table 2 Contoh 6 SVM biner dengan metode *one-against-one*

$y_i = 1$	$y_i = -1$	Hipotesis
Class 1	Class 2	$f^{12}(x) = (w^{12})x + b^{12}$
Class 1	Class 3	$f^{13}(x) = (w^{13})x + b^{13}$
Class 1	Class 4	$f^{14}(x) = (w^{14})x + b^{14}$
Class 2	Class 3	$f^{23}(x) = (w^{23})x + b^{23}$
Class 2	Class 4	$f^{24}(x) = (w^{24})x + b^{24}$
Class 3	Class 4	$f^{34}(x) = (w^{34})x + b^{34}$

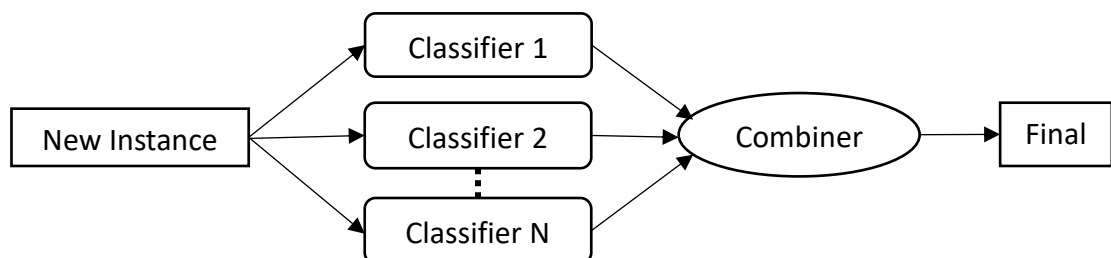


Gambar 5 Contoh klasifikasi dengan metode *one-against-one*

Jika data x dimasukkan ke dalam fungsi hasil pelatihan $(f(x) = (w^{ij})^T \phi(x) + b)$ dan hasilnya menyatakan menyatakan x adalah *class* i , maka suara untuk *class* i ditambah satu. *Class* dari data x akan ditentukan dari jumlah suara terbanyak. Jika terdapat dua buah *class* yang jumlah suaranya sama, maka *class* yang indeksinya lebih kecil dinyatakan sebagai *class* dari data. Jadi pada pendekatan ini terdapat $\left(\frac{k(k-1)}{2}\right)$ buah permasalahan *quadratic programming* yang masing-masing memiliki $\left(\frac{2n}{k}\right)$ variabel (n adalah jumlah data pelatihan). Contohnya, terdapat permasalahan klasifikasi dengan 4 buah *class*. Oleh karena itu, digunakan 6 buah SVM biner seperti pada tabel 2 dan contoh penggunaanya dalam memprediksi *class* data baru dapat dilihat pada gambar 5.

2.1.7. Metode *Ensemble* dengan Algoritma *Bagging*

Metode *ensemble* adalah metode yang tidak memilih satu model terbaik dari sekian banyak kandidat model dan kemudian melakukan pendugaan dari model terbaik tersebut, namun menggabungkan hasil pendugaan dari berbagai model yang ada dengan bobot tertentu [15]. Metode *ensemble* yang dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi suatu klasifikasi terdapat dua algoritma yang paling populer, yaitu *boosting* dan *bagging*. Ide utama dari metode *ensemble* adalah menggabungkan beberapa set model yang menyelesaikan suatu masalah yang sama untuk mendapatkan suatu model yang lebih akurat. *Ensemble* menjadi salah satu metode penting dalam peningkatan kemampuan prediksi dari berbagai model standar. *Ensemble* ditentukan dalam dua cara, tahap pertama memilih peubah *output* dari anggota *ensemble* yang terbaik untuk memperoleh prediksi akhir. Tahap kedua menggabungkan peubah *output* dari anggota *ensemble* menggunakan beberapa algoritma kombinasi [16]. Pada dasarnya metode *ensemble* merupakan metode peramalan yang mengkombinasikan beberapa peubah *output* dari metode peramalan. Ilustrasi dari metode *ensemble* dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 6 Ilustrasi metode *ensemble*

Algoritma *bagging* merupakan metode yang dapat memperbaiki hasil dari algoritma klasifikasi *machine learning*. *Bagging* adalah singkatan dari *bootstrap aggregating*, menggunakan *sub-dataset* (*bootstrap*) untuk menghasilkan set pelatihan L (*learning*), L melatih dasar belajar menggunakan prosedur pembelajaran yang tidak stabil, dan kemudian, selama pengujian, mengambil rata-rata [9]. *Bagging* baik digunakan untuk klasifikasi dan regresi. Dalam kasus regresi, untuk menjadi lebih kuat, seseorang dapat mengambil rata-rata ketika menggabungkan prediksi. *Bagging* mampu meningkatkan akurasi secara signifikan

lebih besar dibanding model individual, dan lebih kuat terhadap efek *noise* dan *overfitting* dari data pelatihan asli [17]. Berikut adalah algoritma *ensemble bagging* [9]:

Diberikan “*training set*” berukuran n dan klasifikasi dasar algoritma $C_t(x)$.

1. Masukkan urutan “*training sample*” $(x_1:y_1), \dots (x_n:y_n)$ disertai label $y \in Y = (-1,1)$
2. Inisialisasi peluang untuk setiap contoh dalam “*learning set*” $D_1(i) = \frac{1}{n}$ dan set $t = 1$.
3. Lakukan pengulangan $t < B = 100$ pada anggota-anggota *ensemble*
 - a. Dari “*training set*” berukuran n dengan sampling yang diganti dari distribusi D_t
 - b. Tarik hipotesis $h_t: X \rightarrow Y$
 - c. Set $t = t + 1$

Akhiri perulangan
4. Hasil akhir dari hipotesis *ensemble*

$$C^*(x_i) = h_{final}(x_1) = \operatorname{argmax} \sum_{t=1}^B I(C_t(x) = y).$$

Bagging dapat meningkatkan kinerja dengan penggabungan *ensemble*. *Dataset* dengan *noise* yang tinggi menyebabkan kesalahan dalam generalisasi pengklasifikasian, sehingga dibutuhkan algoritma yang tepat untuk digabungkan dengan *ensemble*.

2.1.8. Evaluasi Kinerja

Evaluasi kinerja dari metode klasifikasi dapat dilihat dari tingkat kesalahan klasifikasinya. Untuk menghitung nilai kesalahan klasifikasi dapat menggunakan *confusion matrix*. Hasil Kinerja dari setiap klasifikasi dievaluasi berdasarkan 4 pengukuran statistik, yaitu : akurasi, presisi, sensitivitas, dan spesifisitas . Yang mana pengukuran statistik tersebut didefinisikan menggunakan faktor-faktor berikut:

1. $True_0 (T_0)$: Nilai sebenarnya nol dan hasil model prediksinya nol
2. $True_1 (T_1)$: Nilai sebenarnya satu dan hasil model prediksinya satu

3. $True_2 (T_2)$: Nilai sebenarnya dua dan hasil model prediksinya dua
4. $False_{01} (F_{01})$: Nilai sebenarnya nol dan hasil model prediksinya satu
5. $False_{02} (F_{02})$: Nilai sebenarnya nol dan hasil model prediksinya dua
6. $False_{10} (F_{10})$: Nilai sebenarnya satu dan hasil model prediksinya nol
7. $False_{12} (F_{12})$: Nilai sebenarnya satu dan hasil model prediksinya dua
8. $False_{20} (F_{20})$: Nilai sebenarnya dua dan hasil model prediksinya nol
9. $False_{21} (F_{21})$: Nilai sebenarnya dua dan hasil model prediksinya satu

Table 3 *Confusion matrix*

Class Aktual	Prediksi Class		
	0	1	2
0	T_0	F_{01}	F_{02}
1	F_{10}	T_1	F_{12}
2	F_{20}	F_{21}	T_2

Tingkat Akurasi didefinisikan sebagai laju nilai kebenaran model dalam mengelompokkan data.

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum_i T_i}{N} \quad (2.9)$$

Tingkat Sensitivitas didefinisikan sebagai rasio observasi positif yang diprediksi dengan tepat untuk semua pengamatan di *class* yang sebenarnya.

$$\text{Sensitivitas}_i = \frac{T_i}{T_i + \sum_{j \neq i} F_{ij}} \quad (2.10)$$

Tingkat Spesifisitas didefinisikan sebagai rasio observasi negatif yang diprediksi dengan tepat untuk semua pengamatan di *class* yang sebenarnya.

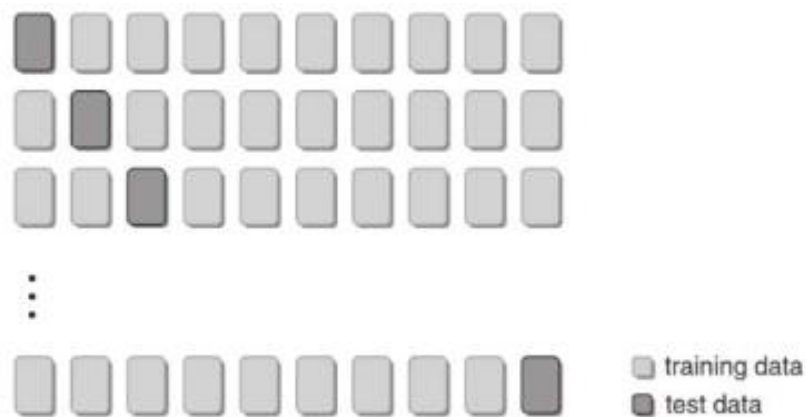
$$\text{Spesifisitas}_i = \frac{\sum_{j \neq i} T_j + \sum_{j \neq k \neq i} F_{jk}}{\sum_{j \neq i} T_j + \sum_{j \neq k \neq i} F_{jk} + \sum_{j \neq i} F_{ij}} \quad (2.11)$$

Tingkat Presisi di definisikan sebagai rasio pengamatan positif yang diprediksi dengan tepat terhadap total prediksi pengamatan positif.

$$\text{Presisi}_i = \frac{T_i}{T_i + \sum_{j \neq i} F_{ji}} \quad (2.12)$$

2.1.9. Cross Validation

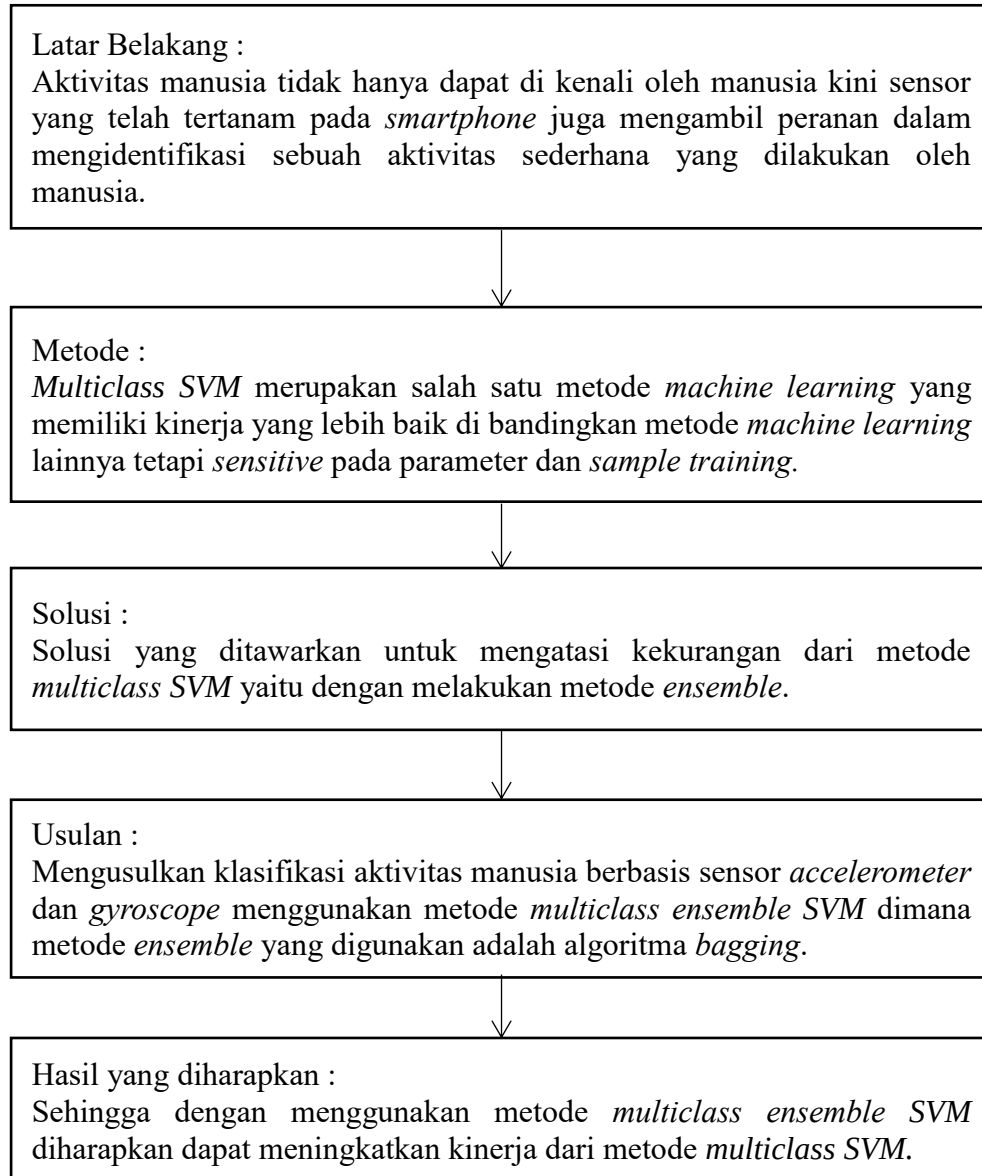
Cross validation adalah cara menemukan parameter terbaik dari suatu model dengan cara menguji besarnya *error* pada data *test*. Dalam *cross validation*, data akan dibagi menjadi k sampel dengan ukuran yang sama. Kemudian $k - 1$ sampel digunakan untuk *training* dan 1 sampel sisanya untuk *testing*. Cara ini sering disebut validasi *k-fold*. Kemudian dilakukan proses silang dimana data *testing* di jadikan sebagai data *training* dan sebaliknya data *training* sebelumnya di jadikan sebagai data *testing*. Dalam *cross validation* kita harus menetapkan jumlah partisi atau *fold*, standar yang biasa dan terkenal digunakan untuk memperoleh estimasi kesalahan terbaik adalah 10 kali partisi atau *ten-fold cross validation*. [18]



Gambar 7 Ilustrasi *ten-fold cross*

2.2. Kerangka Konseptual

Kerangka konseptual pada penelitian ini, yaitu:



Gambar 8 Kerangka konseptual