## **SKRIPSI**

## DATA MINING HISTORI PENCARIAN RUTE ANGKOT



JOVAN GUNAWAN

NPM: 2011730029

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI DAN SAINS
UNIVERSITAS KATOLIK PARAHYANGAN
2014

# DAFTAR ISI

DAFTAR GAMBAR	D.	AFTA	AR ISI	iii
1 PENDAHULUAN       1         1.1 Latar B lakang       1         1.2 P rumusan Masalah       2         1.3 Tujuan       2         1.4 Batasan Masalah       2         1.5 M tod P n litian       2         1.6 Sist matika P mbahasan       2         2 LANDASAN TEORI       5         2.1 Data Mining       5         2.1.1 Data Cleaning       6         2.1.2 Data Integration       7         2.1.3 Data Selection       7         2.1.4 Data Transformation       7         2.1.5 Data Mining       9         2.1.6 Pattern Evaluation       18         2.1.7 Knowledge Presentation       18         2.2 Log Histori KIRI       18         2.3 Haversine Formula       20         2.4 W ka       21         2.5 Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       43         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51 <th>D.</th> <th>AFTA</th> <th>AR GAMBAR</th> <th>iv</th>	D.	AFTA	AR GAMBAR	iv
1.1 Latar B lakang       1         1.2 P rumusan Masalah       2         1.3 Tujuan       2         1.4 Batasan Masalah       2         1.5 M tod P n litian       2         1.6 Sist matika P mbahasan       2         2 LANDASAN TEORI       5         2.1 Data Mining       5         2.1.1 Data Cleaning       6         2.1.2 Data Integration       7         2.1.3 Data Selection       7         2.1.4 Data Transformation       8         2.1.5 Data Mining       9         2.1.6 Pattern Evaluation       18         2.1.7 Knowledge Presentation       18         2.2 Log Histori KIRI       18         2.3 Haversine Formula       20         2.4 W ka       21         2.5 Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.4 Data Transformation       43         3.1.4 Data Transformation       43         3.1.4 Data Transformation       43         3.1.2 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50	D	AFTA	AR TABEL	$\mathbf{v}$
1.2       P rumusan Masalah       2         1.3       Tujuan       2         1.4       Batasan Masalah       2         1.5       M tod P n litian       2         1.6       Sist matika P mbahasan       2         2       LANDASAN TEORI       5         2.1       Data Mining       5         2.1.1       Data Cleaning       6         2.1.2       Data Integration       7         2.1.3       Data Selection       7         2.1.4       Data Transformation       8         2.1.5       Data Mining       9         2.1.6       Pattern Evaluation       18         2.1.7       Knowledge Presentation       18         2.2       Log Histori KIRI       18         2.3       Haversine Formula       20         2.4       W ka       21         2.5       Graphviz       41         3       Analisis Data       43         3.1.1       Data Cl aning       43         3.1.2       Data Int gration       43         3.1.3       Data Selection       43         3.1.4       Data Transformation       43         3.1.2 <t< th=""><th>1</th><th>PEN</th><th>NDAHULUAN</th><th>1</th></t<>	1	PEN	NDAHULUAN	1
1.3       Tujuan       2         1.4       Batasan Masalah       2         1.5       M tod P n litian       2         1.6       Sist matika P mbahasan       2         2       LANDASAN TEORI       5         2.1       Data Mining       5         2.1.1       Data Cleaning       6         2.1.2       Data Integration       7         2.1.3       Data Selection       7         2.1.4       Data Transformation       8         2.1.5       Data Mining       9         2.1.6       Pattern Evaluation       18         2.1.7       Knowledge Presentation       18         2.2       Log Histori KIRI       18         2.3       Haversine Formula       20         2.4       W ka       21         2.5       Graphviz       41         3       Analisis Data       43         3.1.1       Data Cl aning       43         3.1.2       Data Int gration       43         3.1.3       Data Int gration       43         3.1.4       Data Transformation       44         3.2       Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 <th></th> <th>1.1</th> <th>Latar B lakang</th> <th>1</th>		1.1	Latar B lakang	1
1.4 Batasan Masalah       2         1.5 M tod P n litian       2         1.6 Sist matika P mbahasan       2         2 LANDASAN TEORI       5         2.1 Data Mining       5         2.1.1 Data Cleaning       6         2.1.2 Data Integration       7         2.1.3 Data Selection       7         2.1.4 Data Transformation       8         2.1.5 Data Mining       9         2.1.6 Pattern Evaluation       18         2.1.7 Knowledge Presentation       18         2.2 Log Histori KIRI       18         2.3 Haversine Formula       20         2.4 W ka       21         2.5 Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI       53		1.2	P rumusan Masalah	2
1.5 M tod P n litian       2         1.6 Sist matika P mbahasan       2         2 LANDASAN TEORI       5         2.1 Data Mining       5         2.1.1 Data Cleaning       6         2.1.2 Data Integration       7         2.1.3 Data Selection       7         2.1.4 Data Transformation       8         2.1.5 Data Mining       9         2.1.6 Pattern Evaluation       18         2.1.7 Knowledge Presentation       18         2.2 Log Histori KIRI       18         2.3 Haversine Formula       20         2.4 W ka       21         2.5 Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51		1.3	Tujuan	2
1.6 Sist matika P mbahasan       2         2 LANDASAN TEORI       5         2.1 Data Mining       5         2.1.1 Data Cleaning       6         2.1.2 Data Integration       7         2.1.3 Data Selection       7         2.1.4 Data Transformation       8         2.1.5 Data Mining       9         2.1.6 Pattern Evaluation       18         2.1.7 Knowledge Presentation       18         2.2 Log Histori KIRI       18         2.3 Haversine Formula       20         2.4 W ka       21         2.5 Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51		1.4	Batasan Masalah	2
2 Landasan Teori       5         2.1 Data Mining       5         2.1.1 Data Cleaning       6         2.1.2 Data Integration       7         2.1.3 Data Selection       7         2.1.4 Data Transformation       8         2.1.5 Data Mining       9         2.1.6 Pattern Evaluation       18         2.1.7 Knowledge Presentation       18         2.2 Log Histori KIRI       18         2.3 Haversine Formula       20         2.4 W ka       21         2.5 Graphviz       41         3 Analisa       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         Daftar Referensi       53		1.5	M tod P n litian	2
2.1 Data Mining       5         2.1.1 Data Cleaning       6         2.1.2 Data Integration       7         2.1.3 Data Selection       7         2.1.4 Data Transformation       8         2.1.5 Data Mining       9         2.1.6 Pattern Evaluation       18         2.1.7 Knowledge Presentation       18         2.2 Log Histori KIRI       18         2.3 Haversine Formula       20         2.4 W ka       21         2.5 Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI       53		1.6	Sist matika P mbahasan	2
2.1.1 Data Cleaning       6         2.1.2 Data Integration       7         2.1.3 Data Selection       7         2.1.4 Data Transformation       8         2.1.5 Data Mining       9         2.1.6 Pattern Evaluation       18         2.1.7 Knowledge Presentation       18         2.2 Log Histori KIRI       18         2.3 Haversine Formula       20         2.4 W ka       21         2.5 Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1 Analisis Data       43         3.1.2 Data Cl aning       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI       53	2	Lan	NDASAN TEORI	5
2.1.2 Data Integration       7         2.1.3 Data Selection       7         2.1.4 Data Transformation       8         2.1.5 Data Mining       9         2.1.6 Pattern Evaluation       18         2.1.7 Knowledge Presentation       18         2.2 Log Histori KIRI       18         2.3 Haversine Formula       20         2.4 W ka       21         2.5 Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1 Analisis Data       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI		2.1	Data Mining	5
2.1.3 Data Selection       7         2.1.4 Data Transformation       8         2.1.5 Data Mining       9         2.1.6 Pattern Evaluation       18         2.1.7 Knowledge Presentation       18         2.2 Log Histori KIRI       18         2.3 Haversine Formula       20         2.4 W ka       21         2.5 Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI       53			2.1.1 Data Cleaning	6
2.1.4 Data Transformation       8         2.1.5 Data Mining       9         2.1.6 Pattern Evaluation       18         2.1.7 Knowledge Presentation       18         2.2 Log Histori KIRI       18         2.3 Haversine Formula       20         2.4 W ka       21         2.5 Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1 Analisis Data       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI       53			2.1.2 Data Integration	7
2.1.5 Data Mining       9         2.1.6 Pattern Evaluation       18         2.1.7 Knowledge Presentation       18         2.2 Log Histori KIRI       18         2.3 Haversine Formula       20         2.4 W ka       21         2.5 Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1 Analisis Data       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI       53			2.1.3 Data Selection	7
2.1.6       Pattern Evaluation       18         2.1.7       Knowledge Presentation       18         2.2       Log Histori KIRI       18         2.3       Haversine Formula       20         2.4       W ka       21         2.5       Graphviz       41         3       ANALISA       43         3.1       Analisis Data       43         3.1.1       Data Cl aning       43         3.1.2       Data Int gration       43         3.1.3       Data Selection       43         3.1.4       Data Transformation       44         3.2       Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1       Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2       Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI			2.1.4 Data Transformation	8
2.1.7 Knowledge Presentation       18         2.2 Log Histori KIRI       18         2.3 Haversine Formula       20         2.4 W ka       21         2.5 Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1 Analisis Data       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI       53			2.1.5 Data Mining	9
2.2 Log Histori KIRI       18         2.3 Haversine Formula       20         2.4 W ka       21         2.5 Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1 Analisis Data       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI       53			2.1.6 Pattern Evaluation	18
2.3 Haversine Formula       20         2.4 W ka       21         2.5 Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1 Analisis Data       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI       53			2.1.7 Knowledge Presentation	18
2.4       W ka       21         2.5       Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1       Analisis Data       43         3.1.1       Data Cl aning       43         3.1.2       Data Int gration       43         3.1.3       Data Selection       43         3.1.4       Data Transformation       44         3.2       Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1       Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2       Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI		2.2	Log Histori KIRI	18
2.5 Graphviz       41         3 ANALISA       43         3.1 Analisis Data       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI       53		2.3	Haversine Formula	20
3 ANALISA       43         3.1 Analisis Data       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI       53		2.4	W ka	21
3.1 Analisis Data       43         3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI		2.5	Graphviz	41
3.1.1 Data Cl aning       43         3.1.2 Data Int gration       43         3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI	3	AN		43
3.1.2       Data Int gration       43         3.1.3       Data Selection       43         3.1.4       Data Transformation       44         3.2       Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1       Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2       Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI		3.1	Analisis Data	43
3.1.3 Data Selection       43         3.1.4 Data Transformation       44         3.2 Analisis P rangkat Lunak       48         3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       50         3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI       51         DAFTAR REFERENSI			3.1.1 Data Cl aning	43
3.1.4 Data Transformation			3.1.2 Data Int gration	43
3.2 Analisis P rangkat Lunak			3.1.3 Data Selection	43
3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI 50 3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI 51  DAFTAR REFERENSI 53			3.1.4 Data Transformation	44
3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI 50 3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI 51  DAFTAR REFERENSI 53		3.2	Analisis P rangkat Lunak	48
3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak <i>Data Mining Log</i> Histori KIRI 51  DAFTAR REFERENSI  53				50
				51
A 100 data pertama dari log histori KIRI 55	D.	AFTA	AR REFERENSI	53
	A	100	DATA PERTAMA DARI log HISTORI KIRI	55

# DAFTAR GAMBAR

2.1	Tahap Data Mining	5
2.2	Tahap data classification	11
2.3	Contoh decision tree	12
2.4	J nis-j nis split point	13
2.5	Hasil pohon faktor pada atribut age dari tabl 2.1	16
2.6	Decision Tree Pruned	18
2.7	Hasil outpu4aph	
	padad rah	
	padad fall	

a**D**ata Mnu

# DAFTAR TABEL

2.1	tabl m ngandung missing value dan noisy
2.2	Contoh training s t
3.1	Contoh data log KIRI s t lah data selection
3.2	Contoh hasil data transformasi
3.3	Contoh hasil data transformasi latitud longitud
3.5	Sk nario M lakukan load Data
3.6	Sk nario M lakukan Data Mining
3.7	Sk nario M milih Algoritma yang Akan Digunakan

## BAB 1

## PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang

P rtumbuhan t knologi hingga saat ini t lah m nghasilkan banyak s kali data-data, namun s ring kali p milik data hanya m nggunakan data t rs but s p rlunya saja. Jika dilihat l bih rinci, s b narnya jika data t rs but diolah l bih lanjut, dapat m nghasilkan s suatu yang l bih. Salah satu cara m ngolah data t rs but adalah d ngan m nggunakan t knik data mining. D ngan m nggunakan t knik data mining akan m mp rmudah m nganalisa masalah, p ngambilan k simpulan, bahkan m mp rmudah konsum n dalam m mb li jasa atau barang.

Tujuan utama dari data mining adalah knowledge [1]. Knowledge m rupakan suatu informasi yang b rharga dan dapat dijadikan landasan untuk m nganalisa atau m mbuat k simpulan. Untuk m ndapatkan knowledge, dapat dilakukan d ngan cara m lakukan p ncarian pattern atau pola yang m rupakan salah satu tahap dari data mining. Pola inilah yang akan m mp rlihatkan data manakah yang m narik dan dapat dijadikan knowledge yang akan digunakan untuk m nganalisa data t rs but.

Pada p n litian data mining ini, p nulis m miliki data log histori KIRI s lama 1 bulan. Data t rs but akan diimpl m ntasikan pros s data mining untuk m ndapatkan pattern dan knowledge yang t rkandung pada data log KIRI. Data log t rs but m miliki 5 field untuk s tiap entry s bagai b rikut:

- statisticId, primary k y dari ntry
- v rifi r, m ngid ntifikasikan sumb r dari p ncarian ini
- timestamp, waktu k tika p ngguna KIRI m ncari rut angkot
- type, tip fungsi yang digunakan
- additionalInfo, m ncatat koordinat awal, koordinat akhir, dan banyak rut yang dit mukan pada p ncarian ini

B rdasarkan hal diatas, p nulis ingin m ndapatkan pola yang m narik dan m nghasilkan knowledge yang b rguna dan dapat dipakai baik untuk KIRI ataupun p m rintah.

Bab 1. Pendahuluan

## 1.2 Perumusan Masalah

D ngan m ngacu pada uraian diskripsi diatas, maka p rmasalahan yang dibahas dan dit liti ol h p nulis adalah

- Bagaimana cara m ngolah pola yang dip rol h dari data log histori KIRI agar pola m njadi m narik dan b rmakna?
- Bagaimana m mbuat p rangkat lunak untuk m lakukan data mining pada data log histori?

## 1.3 Tujuan

P n litian ini b rtujuan untuk

- M ncari pola dan informasi yang m narik dari log histori KIRI
- P rangkat lunak dapat m lakukan data mining dari log histori KIRI

## 1.4 Batasan Masalah

P n litian data mining yang diatas akan dit ntukan batasan masalah yang dit liti b rupa :

- P n litian ini dibatasi hanya pada p rmasalahan pada p n rapan data mining pada data log KIRI
- Data log yang digunakan untuk mining m rupakan log satu bulan dari KIRI

## 1.5 Metode Penelitian

B rikut adalah M tod P n litian yang digunakan:

- M lakukan studi lit ratur t ntang algoritma-algoritma yang b rkaitan d ngan p mros san data mining
- M lakukan p n litian data mining yang dit rapkan pada log KIRI
- M rancang dan m ngimpl m ntasikan algoritma untuk data mining
- M ngimpl m ntasikan p mbangkit pola data mining
- M lakukan p ngujian dan ksp rim n

## 1.6 Sistematika Pembahasan

Sit matika p mbahasan dalam p n litian ini adalah:

• BAB 1: P ndahuluan, b risi latar b lakang dari p n litian ini, rumusan masalah yang timbul, tujuan yang ingin dicapain, ruang lingkup atau batasan masalah dari p n litian ini, s rta m tod p n litian yang akan digunakan dan sist matika p mbahasan dari p n litian ini

- BAB 2: Landasan T ori, b risi dasar t ori m ng nai data mining, data cleaning, data integration, data selection, data transform, decision tree, pattern evaluation, knowledge presentation dan log histori KIRI
- BAB 3: B risi analisa dasar t ori yang akan digunakan, analisa data s rta tahap preprocessing data yang akan digunakan, s rta analisa m rancang aplikasi data mining log histori KIRI b rikut diagram use case, sk nario, dan diagram k las
- BAB 4: B risi p rancangan dari aplikasi data mining log histori KIRI yang akan dibangun
- BAB 5: B risi hasil yang dip rol h dan k simpulan dari p n litian data mining log histori KIRI

## **BAB 2**

# LANDASAN TEORI

# 2.1 Data Mining

Data mining m rupakan m rupakan pros s yang m lakukan p ngambilan inti sari atau p nggalian knowledge dari data yang b sar dan m rupakan salah satu langkah dari knowledge discovery.



Gambar 2.1: Tahap Data Mining, [1]

M nurut [1], knowledge discovery dapat dibagi m njadi 7 tahap (gambar 2.1):

- 1. Data cleaning
- 2. Data integration
- 3. Data selection
- 4. Data transformation
- 5. Data mining
- 6. Pattern Evaluation
- 7. Knowledge presentation

Tahap p rtama hingga k mpat m rupakan bagian dari data preprocessing, dimana data-data disiapkan untuk dilakukan p nggalian data. Tahap data mining m rupakan tahap dimana m lakukan p nggalian data. Tahap k nam m rupakan tahap p ncarian pola yang m r pr s ntasikan knowledge. S dangkan tahap t rakhir m rupakan visualisasi dan r pr s ntasi dari knowledge yang sudah dip rol h dari tahap s b lumnya.

## 2.1.1 Data Cleaning

Data cleaning m rupakan tahap data mining untuk m nghilangkan missing value dan noisy data. Pada umumnya, data yang dip rol h dari database t rdapat nilai yang tidak s mpurna s p rti nilai yang hilang, nilai yang tidak valid atau salah k tik. Atribut dari suatu database yang tidak r l van atau r dudansi bisa diatasi d ngan m nghapus atribut t rs but. Contoh studi data yang m miliki missing value dan noisy data dapat dilihat pada tabl 2.1

IdP njualan	NamaBarang	Custom r	Harga	BanyakBarang
1	Mous	Elvin	45000	2
2	K yboard	All ria	-35000	1
3	Monitor		225000	1

Tab l 2.1: tabl m ngandung missing value dan noisy

Dapat dilihat, pada idP njualan 2, harga dari k yboard adalah -35000, itu m rupakan noisy kar na tidak mungkin nilai harga suatu barang dibawah 0. Pada idP njualan 3, kolom customer tidak m miliki nilai, dan itu m rupakan missing value.

## Missing Values

Missing values akan m<br/> ngganggu pros s $data\ mining$ pada komput r dan dapat m<br/> nghasilkan nilai akhir yang tidak s suai. T rdapat b b rapa t knik untuk m<br/> ngatasi missing values yaitu

- M mbuang tupl yang m ngandung nilai yang hilang
- M ngisi nilai yang hilang s cara manual
- M ngisi nilai yang hilang d ngan m nggunakan nilai konstan yang b rsifat umum
- M nggunakan nilai rata-rata dari suatu atribut untuk m ngisi nilai yang hilang

2.1. Data Mining 7

## Noisy Data

Noisy data m rupakan nilai yang b rasal dari rror atau tidak valid. Noisy data dapat dihilangkan d ngan m nggunakan t knik smoothing. T rdapat 3 m tod untuk m nghilangkan noisy data yaitu

- Binning, m rupakan m tod p ngisian data s suai d ngan pros s yang dilakukan pada data t rs but
- Regression, m rupakan m tod yang m ncari d tail p rsamaan atribut untuk m mpr diksikan suatu nilai
- Clustering, m rupakan m tod p ng lompokan dimana dit mukan outliers yang dapat dibuang

## 2.1.2 Data Integration

Data integration m rupakan tahap m nggabungkan data dari b rbagai sumb r. Sumb r t rs but bisa t rmasuk b b rapa database, data cubes, atau bahkan flat data. Data cube m rupakan t knik p ngambilan data-data dari data warehouse dan dilakukan op rasi agr gasi s suai d ngan kondisi t rt ntu (contoh, p njumlahan total p njualan p r tahun dari 2005-2010). S dangkan flat data m rupakan data yang disimpan d ngan cara apapun untuk m r pr s ntasikan databas mod l pada s buah data baik b rb ntuk plain text file maupun binary file.

Tahap ini harus dilakukan s cara t liti t rutama k tika dalam m masangkan nilai-nilai yang b rasal dari sumb r yang b rb da. Pada tahap ini, p rlu dilakukan id ntifikasi data apakah data t rs but dapat diturunkan atau tidak agar data yang dip rol h tidak t rlalu b sar. Data integration yang baik m rupakan int grasi yang dapat m maksimalkan k c patan dan m ningkatkan akurasi dari pros s data mining. Contoh studi kasus dari data integration, jika suatu p rusahaan s patu A m miliki dua pabrik d ngan database lokal pada masing-masing pabrik, jika akan dilakukan data mining pada k dua database t rs but, maka k dua database akan digabung dan p rlu dip rhatikan s rta dip rbaiki nilai-nilai s p rti primary key, atribut, dan lain-lain agar tidak t rjadi error pada database yang sudah digabung. Pros s dari p nggabungan hingga p rbaikan nilai-nilai pada k dua databas t rs but adalah pros s data integration.

## 2.1.3 Data Selection

Pros s dimana data-data yang r l van d ngan analisis akan diambil dari databas dan data yang tidak r l van akan dibuang. S bagai contoh kasus, jika akan dilakukan analisa m ng nai nilai mahasiswa pada tabl nilai yang m miliki atribut s bagai b rikut:

- NPMMahasiswa
- NamaMahasiswa
- J nisK lamin
- Alamat

- MataKuliah
- NilaiART
- NilaiUTS
- NilaiUAS

Maka, atribut yang b rpot nsi diambil adalah MataKuliah, NilaiART, NilaiUTS, NilaiUAS, s dangkan atribut yang akan dibuang adalah NPMMahasiswa, NamaMahasiswa J nisK lamin, dan Alamat kar na tidak t rlalu b rhubungan d ngan analisa.

#### 2.1.4 Data Transformation

Data transformation m rupakan tahap p ngubahan data agar siap dilakukan pros s data mining. Data transformation bisa m libatkan:

- Smoothing, pros s untuk m mbuang noise s p rti yang dilakukan pada tahap data cleaning
- Aggregation, pros s m ngganti nilai-nilai m njadi suatu nilai yang dapat m wakili nilai s b lumnya
- Generalization, pros s dimana m mbuat suatu nilai yang b rsifat khusus m njadi nilai yang b rsifat umum
- Normalization, pros s dimana suatu nilai dapat diubah skalanya m njadi nilai yang l bih k cil dan sp sifik
- Attribute construction, pros s m mbuat atribut baru yang b rasal dari b b rapa atribut untuk m mbantu pros s data mining

## Smoothing

Smoothing m rupakan bagian dari data cleaning untuk m nghilangkan noise pada databas . T knik dari smoothing adalah binning, regression, dan clustering. P nj lasan t knik smoothing dapat dilihat pada 2.1.1, bagian noisy data.

### Aggregation

Aggregation, dimana suatu k simpulan atau hasil dari aggregation operation yang disimpan dalam databas. Contoh studi kasus, jika t rdapat suatu databas dari toko A, kita dapat m nggunakan op rasi aggregation untuk m ncari total p ndapatan d ngan r ntang hari t rt ntu.

### Generalization

generalization, dimana suatu data yang m miliki nilai primitive atau low level diubah m njadi high level d ngan m nggunakan kons p hirarki. Contoh studi kasus, nilai pada atribut umur dapat dik lompokkan m njadi muda, d wasa, tua.

2.1. Data Mining

#### Normalization

Atribut dapat dinormalisasi d ngan m mb ri skala pada nilainya s hingga nilai t rs but m njadi suatu rang yang l bih sp sifik dan k cil s p rti 0,0 sampai 1,0. Dua t knik nnormalisasi yaitu, min-max normalization dan z-score normalization. Min-max normalization akan m ngubah s mua nilai m njadi nilai d ngan skala t rt ntu. D ngan m nggunakan rumus

$$' = \frac{-\min_A}{\max_A - \min_A} (\text{newMax}_A - \text{newMin}_A) + \text{newMin}_A$$

Contoh kasus, misalkan nilai minimun dan maximum dari suatu p ndapatan adalah 12.000 dan 98.000, akan diubah m njadi b rskala antara 0,0 sampai 1,0. Jika ada nilai p ndapat yang baru, yaitu 73.600, maka akan m njadi

$$\frac{73.600 - 12.000}{98.000 - 12.000}(1.0 - 0) + 0 = 0.716$$

z-score normalization m rupakan normalisasi b rdasarkan nilai rata-rata dan standar d viasi dari nilai-nilai atribut d ngan cara

$$' = \frac{-\overline{A}}{A}$$

Contoh kasus, misal nilai rata-rata dan standar d viasi dari nilai-nilai atribut p ndapatan adalah 54.000 dan 16.000. D ngan z-score, jika ada nilai p ndapatan baru yaitu 73600, maka akan diubah m njadi

$$\frac{73.600 - 54.000}{16.000} = 1,225$$

#### Attribute Construction

Attribute Construction m rupakan t knik m nambahkan atribut baru yang b rdasarkan dari atribut yang sudah ada guna m nambah akurasi. Contoh kasus, dibuat atribut baru b rnama ar a b rdasarkan atribut panjang dan l bar.

## 2.1.5 Data Mining

Pada tahap ini, akan dilakukan pros s data mining d ngan m nggunakan input data yang sudah dipros s pada tahap s b lumnya (data cleaning, data selection, data integration, dan /data transformation).

## Classification and Prediction

Classification m rupakan p mod lan yang dibangun untuk m mpr diksikan lab l kat gori, s p rti "'baik"', "'cukup"', dan "'buruk"' dalam sist m p nilaian sikap s orang siswa atau "'mini bus"', "'bus"', atau "'s dan"' dalam kat gori tip mobil. Kat gori t rs but dapat dir pr s ntasikan d ngan m nggunakan nilai diskr t. Nilai diskr t m rupakan nilai yang t rpisah dan b rb da, s p rti 1 atau 5. Kat gori yang dir pr s ntasikan ol h nilai diskr t maka akan m njadi nilai yang t rurut dan

tidak m miliki arti, s p rti 1,2,3 untuk m r pr s ntasikan kat gori tip mobil "'mini bus"', "'bus"', dan "'s dan"'.

Prediction m rupakan mod l yang dibangun untuk m ramalkan fungsi nilai kontinu atau ordered value. Ordered value m rupakan nilai yang t rurut dan b rlanjut. Contoh studi kasus untuk p mod lan pr diction adalah s orang mark ting ingin m ramalkan s b rapa banyak konsum n yang akan b lanja di s buah toko dalam waktu satu bulan. P mod lan t rs but dis but predictor. Regression Analysis, m rupakan m todologi statistik yang digunakan untuk numeric prediction. Classification dan numeric prediction m rupakan dua j nis utama dalam masalah pr diksi.

Data Classification m rupakan pros s untuk m lakukan klasifikasi. Data classification m miliki dua tahap pros s, yaitu learning step dan tahap klasifikasi s p rti pada ilustrasi di gambar 2.2. Learning step m rupakan langkah p mb lajaran, di mana algoritma klasifikasi m mbangun classification rules (yang b risi syarat atau aturan s buah nilai masuk k dalam kat gori t rt ntu) d ngan cara m nganalisis training set yang m rupakan database tuple. Kar na p mbuatan classification rules m nggunakan training set, yang dik nal juga s bagai supervised learning. Pada tahap k dua, dilakukan pros s klasifikasi nilai b rdasarkan classification rules yang sudah dibangun dari tahap p rtama.

### **Decision Tree**

Salah satu cara p mbuatan classification rules pada Data Classification adalah d ngan m mbuat decision tree (pohon k putusan). Decision tree m rupakan flowchart yang b rb ntuk pohon, dimana s tiap nod int rnal (nonleaf nod) m rupakan hasil t st dari atribut, s tiap cabang m r pr s ntasikan output dari t st, dan s tiap nod daun m miliki class label. Bagian paling atas dari pohon dis but root node. Contoh studi kasus, pohon k putusan untuk m n ntukan apakah s orang konsum n akan m mb li komput r atau tidak (ilustrasi pohon k putusan pada gambar 2.3)

Decision Tree Induction Decision tree induction m rupakan p latihan pohon k putusan dari tup l p latihan k las b rlab l. T rdapat b b rapa t knik untuk m mbuat decission tree dua diantaranya adalah ID3 dan C4.5. ID3 m rupakan t knik p mbuatan decision tree d ngan m manfaatkan entropy dan gain info untuk m n ntukan atribut yang t rbaik untuk nod pada decision tree. S dangkan C4.5 m rupakan t knik lanjutan dari ID3 yang m nggunakan gain ratio untuk m lakukan p ng c kan pada nilai gain info.K dua t knik t rs but m nggunakan p nd katan greedy yang m rupakan decission tree yang dibangun s cara top-down recursive divide and conquer. Algoritma yang dip rlukan s cara umum sama, hanya b rb da pada attribute\_selection\_method. B rikut algoritma untuk m mbuat pohon k putusan dari suatu tup l p latihan.

Require: Partisi data, D, m rupakan s t data p latihan dan k las lab l

Require: attribute list, m rupakan s t dari atribut kandidat

Require: Attribute\_selection\_method, pros dur untuk m n ntukan splitting criterion. Pada input ini, t rdapat juga data splitting\_attribute dan mungkin salah satu dari split point atau splitting subset

Ensure: Pohon k putusan

- 1: M mbuat nod N;
- 2: if tupl pada D m rupakan k las yang sama, C then

2.1. Data Mining



Gambar 2.2: Tahap data classification, [1]



Gambar 2.3: Contoh decision tree, [1]

```
return N s bagai nod daun d ngan lab l k las C;
4: end if
5: if attribut _list tidak ada nilai atau kosong then
     return N s bagai nod daun d ngan lab l k las yang t rpaling banyak pada D; {majority
     voting}
7: end if
8: m manggil m thod Attribut s l ction m thod (D, atribut list) untuk m neari nilai t rbaik
   splitting_crit rion;
9: m namakan nod N d ngan splitting crit rion;
10: if splitting attribut m rupakan nilai discr t and multiway splits diizinkan then
     attribut _list ← attribut _list - splitting_attribut ; {m nghapus splitting_attribut }
12: end if
13: for all hasil j dari splitting crit rion do
     Dj m rupakan himpunan data tup l D yang s suai d ngan j;
15:
     if Dj tidak ada nilai atau kosong then
       m lampirkan daun yang dib ri lab l d ngan k las mayoritas di D k nod N;
16:
17:
     else
       m lampirkan nod yang dik mbalikan ol h g n rat _d cision_tr (Dj, attribut _list) k
18:
       nod N;
     end if
19:
20: end for
21: return N;
   Pohon k putusan akan dimulai d ngan satu nod , yaitu N, m r pr s ntasikan tupl p latihan
```

pada D (baris 1)

Jika tupl di D m miliki k las yang sama s mua, maka nod N akan m njadi daun dan dib ri lab l dari k las t rs but (baris 2 sampai 4). P rlu dik tahui bahwa baris 5 sampai 7 akan m ngakhiri kondisi.

Jika tupl di D ada k las yang b rb da, maka algoritma akan m manggil attribute selection method untuk m n ntukan splitting criterion. Splitting criterion akan m n ntukan atribut pada nod N yang

2.1. Data Mining 13



Gambar 2.4: J nis-j nis split point, [1]

m rupakan nilai t rbaik untuk m m cah nilai atribut pada tupl k dalam k las masing-masing. (baris 8)

Nod N akan diisi d ngan hasil dari splitting criterion (baris 9). K mudian krit ria t rs but agak dib ntuk cabangnya masing-masing s suai pada baris 13 dan 14. T rdapat tiga k mungkinan b ntuk krit ria jika A m rupakan splitting\_attribute yang m miliki nilai unik s p rti  $\{a_1, a_2, ..., a_v\}$  s p rti pada gambar 2.4, yaitu,

- 1. Discrete valued: cabang yang dihasilkan m miliki k las d ngan nilai diskr t. Kar na k las yang dihasilkan diskr t dan hanya m miliki nilai yang sama pada cabang t rs but, maka attribut\_list akan dihapus (baris 10 sampai 12)
- 2. Continuous values: cabang yang dihasilkan m miliki jarak nilai untuk m m nuhi suatu kondisi (contoh: A <= split\_point), dimana nilai split\_point adalah nilai p mbagi yang dik mbalikan ol h attribute\_selection\_method
- 3. Dicrete valued and a binary tree: cabang yang dihasilkan adalah dua b rupa nilai iya atau tidak dari "'apakah A anggota  $S_a$ "', dimana  $S_a$  m rupakan subs t dari A, yang dik mbalikan ol h Attribute\_selection\_method

K mudian, akan dipanggil k mbali algoritma decision tree untuk s tiap nilai hasil p mbagian pada tupl ,  $D_j$  (baris 18).

R kursif t rs but akan b rh nti k tika salah satu dari kondisi t rp nuhi, yaitu

1. S mua tupl pada partisi D m rupakan bagian dari k las yang sama.

2. Sudah tidak ada atribut yang dapat dilakukan p mbagian lagi (dilakukan p ng c kan pada baris 4). Disini, akan dilakukan *majority voting* (baris 6) yang akan m ngkonv rsi nod N m njadi *leaf* dan dib ri lab l d ngan k las yang t rbanyak pada D.

3. Sudah tidak ada tupl yang dapat dib ri cabang,  $D_j$  sudah kosong (baris 15) dan *leaf* akan dibuat d ngan majority class pada D (baris 16).

Pada baris 21, akan dik mbalikan nilai decision tree yang t lah dibuat. subsubs ction Attribute Selection Measure

Attribute Selection Measure m rupakan suatu hirarki untuk p milihan splitting criterion yang t rbaik yang m misah partisi data (D), tupl p latihan k las lab l k dalam k las masing-masing. Attribute Selection Measure m ny diakan p ringkat untuk s tiap atribut pada training tupl . Jika splitting criterion m rupakan nilai continous atau binary trees, maka nilai split point dan splitting subset harus dit ntukan s bagai bagian dari splitting criterion. Contoh dari attribute selection measure adalah information gain, gain ratio, dan gini index.

Notasi yang digunakan adalah s bagai b rikut. D m rupakan data partisi, s t p latihan dari class-labeled tupl . Jika lab l k las atribut m miliki m nilai yang b rb da yang m ndifinisikan m k las yang b rb da,  $C_i$  (for i=1,...,m).  $C_{i,d}$  m njadi k las tupl dari  $C_i$  di D. |D| dan  $|C_{i,d}|$  m rupakan banyak tupl pada D dan  $C_{i,d}$ .

#### ID3

ID3 m rupakan t knik untuk m mbuat decision tree d ngan m nggunakan information gain s bagai attribute selection measure untuk m milih atribut. Cara ID3 m ndapatkan information gain d ngan m nggunakan entropy. Entropy adalah ukuran impurity (k tiadaan informasi) dari suatu data. Cara m ndapatkan nilai entropy adalah

$$Info(D) = -\sum_{i=1}^{m} p_i \log_2(p_i)$$

Dimana  $p_i$  m rupakan probabilitas tupl pada D t rhadap class  $C_i$ , dapat dip rol h d ngan  $|C_{i,d}|/|D|$ . Info(D) m rupakan nilai rata-rata entropy dari suatu lab l k las pada tupl D. Untuk m ng tahui atribut mana yang paling baik untuk dijadikan splitting attribute, adalah d ngan cara m nghitung nilai entrophy dari suatu atribut k mudian dis lisihkan d ngan nilai entropy dari D. Jika pada tupl D, m miliki atribut A d ngan v nilai yang b rb da, maka m nghitung entropy dari suatu atribut adalah

$$Info_A(D) = \sum_{j=1}^v \frac{|D_j|}{|D|} \times Info(D_j)$$

 $|D_j|/D$  m rupakan angka yang m nghitung bobot dari suatu partisi. S makin k cil nilai dari Info<sub>A</sub>(D), maka atribut t rs but masih m m rlukan informasi, s makin b sar nilai Info<sub>A</sub>(D), s makin tinggi pula tingkat pure dari suatu partisi.

S t lah m ndapatkan nilai Info(D) dan  $Info_A(D)$ , information gain dapat dip rol h dari s lisih nilai Info(D) dan  $Info_A(D)$ 

2.1. Data Mining 15

$$Gain(A) = Info(D) - Info_A(D)$$

Atribut yang m miliki nilai gain information yang t rb sar akan dipilih s bagai output dari m thod ini.

contoh kasus untuk ID3, dalam p ncarian information gain:

	100 12121 001110111111110 0 0				
RID	umur	p ndapatan	siswa	r siko_kr dit	Class: m mb li_komput r
1	muda	tinggi	tidak	cukup	tidak
2	muda	tinggi	tidak	baik	tidak
3	r maja	tinggi	tidak	cukup	ya
4	d wasa	s dang	tidak	cukup	ya
5	d wasa	r ndah	ya	cukup	ya
6	d wasa	r ndah	ya	baik	tidak
7	r maja	r ndah	ya	baik	ya
8	muda	s dang	tidak	cukup	tidak
9	muda	r ndah	ya	cukup	ya
10	d wasa	s dang	ya	cukup	ya
11	muda	s dang	ya	baik	ya
12	r maja	s dang	tidak	baik	ya
13	r maja	tinggi	ya	cukup	ya
14	d wasa	s dang	tidak	baik	tidak

Tab 1 2.2: Contoh training s t

Pada tabl 2.2, t rdapat training set, D. Atribut k las lab l m rupakan dua nilai yang b rb da yaitu ya dan tidak, maka dari itu, nilai m = 2.  $C_1$  diisi d ngan k las lab l b rnilai ya, s dangkan  $C_2$  diisi d ngan k las lab l b rnilai tidak. T rdapat s mbilan tupl atribut k las lab l d ngan nilai ya dan lima tupl d ngan nilai tidak. Untuk dapat m n ntukan splitting criterion, information gain harus dihitung untuk s tiap atribut t rl bih dahulu. P rhitungan entropy untuk D adalah

$$Info(D) = -\frac{9}{14}\log 2(\frac{9}{14}) - \frac{5}{14}\log_2(\frac{5}{14}) = 0.940bits$$

S t lah dip rol h nilai entropy dari D, k mudian akan dihitung nilai entropy atribut dimulai dari atribut umur. Pada kat gori muda, t rdapat dua tupl d ngan k las ya dan tiga tupl d ngan k las tidak. Untuk kat gori r maja, t rdapat mpat tupl d ngan k las ya dan nol tupl d ngan k las tidak. Pada kat gori d wasa, t rdapat tiga d ngan k las ya dan dua d ngan k las tidak. P rhitungan nilai entropy atribut umur t rhadap D s bagai b rikut

$$Info_{umur}(D) = \frac{5}{14} \times \left(-\frac{2}{5}\log_2\frac{2}{5} - \frac{3}{5}\log_2\frac{3}{5}\right) + \frac{4}{14} \times \left(-\frac{4}{4}\log_2\frac{4}{4} - \frac{0}{4}\log_2\frac{0}{4}\right) + \frac{5}{14} \times \left(-\frac{3}{5}\log_2\frac{3}{5} - \frac{2}{5}\log_2\frac{2}{5}\right) = 0.694bits$$

S t lah m ndapatkan entropy dari atribut umur, maka nilai gain information dari atribut umur adalah

$$Gain_{(umur)} = Info(D) - Info_{age}(D) = 0.940 - 0.694 = 0.246 bits$$



Gambar 2.5: Hasil cabang dari atribut age, [1]

D ngan m lakukan hal yang sama, dapat dip rol h nilai gain untuk atribut p ndapatan adalah 0.029 bits, untuk nilai gain(siswa) adalah 0.151 bits, dan gain(r siko\_kr dit) = 0.048 bits. Kar na nilai gain dari atribut umur m rupakan nilai t rb sar diantara s mua atribut, maka atribut umur dipilih m njadi splitting attribute. S t lah dit ntukan, nod N akan m mb ntuk cabang b rdasarkan nilai dari atribut umur s p rti pada gambar 2.5.

Untuk atribut yang m rupakan nilai continuous, harus dicari nilai  $split\ point\ untuk\ A$ . Nilai-nilai dari dua angka yang b rs b lahan dapat diambil nilai t ngahnya untuk dijadikan split-point. Jika t rdapat v nilai yang b rb da dari A, maka akan t rdapat v-1 k mungkinan  $split\ point$ . K mudian nilai  $split\ point\ akan\ dijadikan\ s\ bagai\ nilai\ p\ mbagi,\ s\ bagai\ contoh:\ A <= <math>split-point\ m\ rupakan\ cabang\ p\ rtama,\ dan\ A > split-point\ m\ rupakan\ cabang\ k\ dua.$ 

## C4.5

Information gain akan m miliki nilai yang baik jika suatu atribut m miliki banyak nilai yang b rb da, namun hal itu tidak s lalu bagus. S bagai contoh kasus, jika nilai id suatu tabl yang m miliki nilai unik, maka akan t rdapat banyak s kali cabang. Namun s tiap cabang hanya akan b risi satu tupl dan b rsifat pure, maka nilai entropy yang dihasilkan adalah 0. Ol h kar na itu, informasi yang dip rol h pada atribut ini akan b rnilai maksimum namun tidak akan b rguna untuk classification [1]. S lain itu, ID3 dapat m nghasil decision tree yang m mpr diksi s cara b rl bihan (overestimated) atau dis but juga overfitting. Hal ini dikar nakan pohon yang dihasilkan t rlalu d tail s hingga data input m miliki hasil pr diksi yang pasti.

C4.5 m rupakan t knik lanjutan dari ID3, yang m nggunakan gain ratio s bagai attribute sele-

2.1. Data Mining 17

ction measure untuk m milih atribut. K mudian, C4.5 m lakukan tree pruning untuk m nghindari overfitting.

C4.5, m nggunakan nilai tambahan dari information gain yaitu gain ratio, yang dapat m ngatasi p rmasalahan information gain t ntang nilai yang banyak namun tidak baik untuk classification. C4.5 m lakukan t knik normalisasi t rhadap gain information d ngan m nggunakan split information yang m miliki rumus s bagai b rikut:

$$SplitInfo_A(D) = -\sum_{j=1}^{v} \frac{|D_j|}{|D|} \times \log_2(\frac{|D_j|}{|D|})$$

Dimana |D| m rupakan banyak data dan  $|D_j|$  m rupakan banyak data suatu nilai pada atribut. S t lah m ndapatkan nilai split info dari suatu atribut, dapat dip rol h nilai gain ratio d ngan rumus s bagai b rikut:

$$GainRatio(A) = \frac{Gain(A)}{SplitInfo(A)}$$

Nilai dari gain ratio t rb sar yang akan dipilih. P rlu dik tahui [1] jika nilai hasil m nd kati 0, maka ratio m njadi tidak stabil, ol h kar na itu, gain information yang dipilih harus b sar, minimal sama b sarnya d ngan nilai rata-rata dari s mua t st yang dip riksa.

Contoh studi kasus, akan dilakukan p rhitungan gain ratio d ngan m nggunakan training s t pada tabl 2.2. Dapat dilihat pada atribut p ndapatan m miliki tiga partisi yaitu r ndah, s dang, dan tinggi. T rdapat mpat tupl d ngan nilai r ndah, nam tupl d ngan nilai s dang, dan mpat tupl d ngan nilai tinggi. Untuk m nghitung gain ratio, p rlu dihitung nilai split information t rl bih dahulu d ngan cara:

$$SplitInfo_{A}(D) = -\frac{4}{14} \times \log_{2}(\frac{4}{14}) - \frac{6}{14} \times \log_{2}(\frac{6}{14}) - \frac{4}{14} \times \log_{2}(\frac{4}{14})$$
  
 $SplitInfo_{A}(pendapatan) = 0.926bits$ 

Jika nilai gain information dari income adalah 0.029, maka, dapat dip rol h gain ratio dari p ndapatan adalah

$$GainRatio(pendapatan) = \frac{0.029}{0.926} = 0.031 bits$$

Maka nilai gain ratio dari atribut p ndapatan adalah 0.031 bits. P rhitungan t rs but dilakukan pada s mua atribut, dan atribut yang m miliki nilai gain ratio yang t rb sar adalah atribut yang dipilih.

Tree Pruning Tree pruning m rupakan pros s p motongan decision tree agar l bih fisi n dan tidak t rlalu m mp ngaruhi nilai k putusan yang dihasilkan. decision tree yang sudah dipotong akan l bih k cil ukuran pohonnya, tidak s rumit d ngan pohon yang asli, namun l bih mudah untuk dipros s. Decision tree yang sudah dipotong m miliki k c patan s rta k t patan m ngklasifikasikan yang l bih baik [1]. P rb daan decision tree yang sudah dipotong dan b lum dapat dilihat pada gambar 2.6.

T rdapat dua p nd katan dalam m lakukan pruning, yaitu prepruning dan postpruning.



Gambar 2.6: Decision tree yang b lum dipotong dan yang sudah dipotong, [1]

Pada prepruning, p motongan pohon dilakukan d ngan cara m nahan dan tidak m lanjutkan p mbuatan cabang atau partisi dari s buah nod , dan m mbuat nod t rs but m njadi leaf.

Pada postpruning, p motongan pohon dilakukan k tika decision tree sudah s l sai dibangun d ngan cara m nggubah cabang pohon m njadi leaf.

## 2.1.6 Pattern Evaluation

Pattern evaluation m rupakan tahap m ngid ntifikasi apakah pattern atau pola t rs but m narik dan m r pr s ntasikan knowledge b rdasarkan b b rapa interestingness measures. Suatu pattern atau pola dapat dinyatakan m narik apabila

- mudah dim ng rti ol h manusia
- valid untuk data p rcobaan maupun data yang baru
- m miliki pot nsi atau b rguna
- m r pr s ntasikan knowledge

## 2.1.7 Knowledge Presentation

Knowledge presentation m rupakan tahap r pr s ntasi dan visualisasi t rhadap knowledge yang m rupakan hasil dari knowledge discovery.

## 2.2 Log Histori KIRI

KIRI m miliki log histori yang m lakukan p ncatatan untuk s tiap us r k tika m nggunakan KIRI. Data log t rs but dip rol h d ngan cara m lakukan wawancara d ngan CEO KIRI, yaitu Pascal Alfadian. Data log yang dib rikan sudah dalam format xc l.

Log t rs but m miliki 5 field untuk s tiap tupl s bagai b rikut:

- logId, primary k y dari tupl
- APIK y, m ngid ntifikasikan sumb r dari p ncarian ini

2.2. Log Histori KIRI

• Timestamp (UTC), waktu k tika p ngguna KIRI m ncari rut angkot m nggunakan waktu UTC / GMT

- Action, tip dari log yang dibuat.
- AdditionalData, m ncatat data-data yang b rhubungan s suai d ngan nilai atributaction

LogId m rupakan field d ngan tip data int d ngan batas 6 karakt r yang digunakan s bagai primary key dari tabl t rs but. LogId diisi d ngan m nggunakan fungsi increment integer. Increment integer m rupakan fungsi untuk p ngisian data pada databas d ngan m nambahkan nilai 1 dari nilai yang t rakhir kali diisi. APIK y m rupakan field d ngan tip data varchar yang digunakan untuk m m riksa p ngguna KIRI k tika m nggunakan KIRI. Timestamp (UTC) m rupakan field d ngan tip data timestamp yang digunakan untuk m ncatat waktu p nggunaan KIRI ol h us r, diisi d ngan m nggunakan fungsi current time. Current time m rupakan fungsi untuk p ngisian data pada databas d ngan m ngambil waktu pada komput r k tika r cord dibuat. Action m rupakan field d ngan tip data varchar yang digunakan untuk m m riksa fungsi apa yang dipanggil dari API KIRI. T rdapat b b rapa tip pada field ini, yaitu

- ADDAPIKEY, action yang dicatat k dalam log k tika fungsi p mbuatan API key yang baru dipanggil.
- FINDROUTE, action yang dicatat k tika us r m lakukan p ncarian rut
- LOGIN, action yang dicatat k tika d v lop rs m lakukan login d ngan m nggunakan API key
- NEARBYTRANSPORT, action yang dicatat k tika us r m ncari transportasi di da rah rut s dang dicari
- PAGELOAD, action yang dicatat k tika us r m masuki halaman KIRI
- REGISTER, action yang dicatat k tika d v lop rs m lakukan p ndaftaran pada KIRI API key
- SEARCHPLACE, action yang dicatat k tika us r m manggil fungsi p ncarian lokasi d ngan m nggunakan nama t mpat
- WIDGETERROR, m ncatat log t rs but k tika us r m n rima rror dari widget
- WIDGETLOAD, m ncatat log t rs but k tika us r m ngdownload widg t

AdditionalData, m rupakan field d ngan tip data varchar yang digunakan untuk m ncatat informasi yang dibutuhkan s suai d ngan field action. Isi dari additionalData t rs but untuk s tiap action adalah

- $\bullet$  Jika nilai atribut action adalah ADDAPIKEY, maka isi nilai dari additional Data adalah nilai API key yang dihasilkan
- Jika nilai atribut action adalah FINDROUTE, maka isi nilai dari additionalData adalah latitude dan longitude lokasi awal dan tujuan s rta banyak jalur yang dihasilkan dari aplikasi KIRI

• Jika nilai atribut action adalah LOGIN, maka isi nilai dari additionalData adalah id dari us r yang m lakukan login s rta status apakah us r b rhasil login atau tidak

- Jika nilai atribut action adalah NEARBYTRANSPORT, maka isi dari additionalData adalah latitude dan longitude dari transportasi t rs but
- Jika nilai atribut action adalah PAGELOAD, maka isi nilai dari additionalData adalah ip dari us r
- Jika nilai atribut action adalah REGISTER, maka isi nilai dari additionalData adalah alamat mail yang digunakan untuk m r gist r dan nama us r
- Jika nilai atribut action adalah SEARCHPLACE, maka isi nilai dari additionalData adalah nama t mpat yang dicari
- Jika nilai atribut action adalah WIDGETERROR, maka isi nilai dari additionalData adalah isi p san dari rror yang t rjadi
- Jika nilai atribut action adalah WIDGETLOAD, maka isi nilai dari additionalData adalah ip dari us r yang m lakukan download widg t

## 2.3 Haversine Formula

Haversine Formula dapat m nghasilkan nilai jarak antar dua titik pada bola dari garis bujur dan garis lintang titik t rs but. B rikut rumus Hav rsin :

$$a = \sin^2((|'_1 - '_2|) = 2) + \cos'_1 : \cos'_2 : \sin^2((|_1 - _2|) = 2)$$

$$c = 2 : a \tan^2(\sqrt{a}; \sqrt{1 - a})$$

$$d = R : c$$

Dimana

- ' adalah latitud dalam radian
- adalah longitud dalam radian
- R adalah radius bumi (radius = 6,371km)

Studi kasus untuk p rhitungan Hav rsin s bagai b rikut: Jika kita ingin m nghitung jarak dua titik dari da rah Jakarta k Surabaya, d ngan titik pada Jakarta adalah -6.211544, 106.845172 dan 2.3

2.4. Weka 21

$$c = 2.0.0026906745 \tan^2(\sqrt{0.0026906745}; \sqrt{1 - 0.0026906745})$$

$$c = 0.1037900036$$

$$d = 6.371.0.1037900036$$

d = 0.6612461130 \* 1000km

d = 661:2461130 km

D ngan m<br/> nggunakan rumus Hav rsin , maka jarak antar k dua titik t<br/> rs but adalah  $661.246~\rm{km}$ 

## 2.4 Weka

W ka m rupakan aplikasi b rbasis java yang b risi alat-alat untuk m lakukan visualisasi dan algoritma untuk data analisis s rta p mod lan pr diksi. W ka juga m ny diakan fil w ka-src.jar yang b risi k las-k las yang dipakai ol h aplikasi w ka s hingga us r dapat m nggunakannya untuk m mbuat program java yang b rfungsi untuk data mining. B rikut b b rapa k las yang dimiliki ol h W ka:

Classifier adalah s buah interface yang digunakan s bagai sk ma untuk pr diksi num rik ataupun nominal pada w ka. K las t rs but m miliki method s bagai b rikut:

- void buildClassifi r(Instanc s data)
  untuk m lakukan m nghasilkan klasifikasi d ngan param t r s t data p latihan.
- doubl classfyInstanc (Instanc s instanc )
  untuk m lakukan klasifikasi dari data d ngan param t r contoh data yang akan dilakukan klasifikasi. M thod t rs but akan m ng balikan nilai k las yang s suai d ngan data t rs but.
- doubl [] distributionForInstanc (Instanc instanc )
  untuk m mpr diksi k anggotaan k las untuk contoh yang dib rikan d ngan param t r contoh
  data yang akan dilakukan klasifikasi dan m ng mbalikan array yang b risi nilai k anggotaan
  dari contoh data.
- Capabiliti s g tCapabiliti s()
   m ng mbalikan capabiliti s dari k las t rs but.

Instance adalah int rfac yang m wakili s t data.

M thod:

Attribut attribut (int ind x)
 M ng mbalikan atribut dari ind ks yang dib rikan.

Attribut classAttribut ()
 M ng mbalikan atribut k las.

• int classInd x()

M ng mbalikan ind ks atribut k las itu.

• bool an classIsMissing()

M ng c k apakah k las turunan hilang.

• doubl classValu ()

M ng mbalikan nilai k las contoh s bagai angka floating-point.

• Instanc s datas t()

M ng mbalikan datas t.

• void d l t Attribut At(int position)

M nghapus atribut pada posisi t rt ntu.

• java.util.Enum ration<Attribut > num rat Attribut s()

M ng mbalikan p nghitungan s mua atribut.

• bool an qualH ad rs(Instanc inst)

P ngujian jika h ad r dari dua contoh yang s tara.

• java.lang.String qualH ad rsMsg(Instanc inst)

M m riksa apakah h ad r dari dua contoh yang s tara.

• bool an hasMissingValu ()

T s apakah s buah contoh m miliki nilai yang hilang.

• ind x(int position)

M ng mbalikan ind x dari atribut yang t rsimpan di posisi t rt ntu.

• void ins rtAttribut At(int position)

M nyisipkan atribut pada posisi t rt ntu.

• bool an isMissing(Attribut att)

P ngujian jika nilai t rt ntu yang hilang.

• bool an isMissing(int attInd x)

P ngujian jika nilai t rt ntu yang hilang.

• bool an isMissingSpars (int ind xOfInd x)

P ngujian jika nilai t rt ntu yang hilang.

2.4. Weka 23

• Instanc m rg Instanc (Instanc inst)

M nggabungkan contoh yang dib rikan dan m ng mbalikan hasilnya.

• int numAttribut s()

M ng mbalikan jumlah atribut.

• int numClass s()

M ng mbalikan jumlah lab l k las.

• int numValu s()

M ng mbalikan jumlah nilai.

• Instanc s r lationalValu (Attribut att)

M ng mbalikan nilai r lasional atribut r lasional.

• Instanc s r lationalValu (int attInd x)

M ng mbalikan nilai r lasional atribut r lasional.

• void r plac MissingValu s(doubl [] array)

M nggantikan s mua nilai yang hilang dalam contoh d ngan nilai-nilai yang t rkandung dalam array yang dib rikan.

• void s tClassMissing()

M n tapkan nilai k las contoh untuk hilang.

• void s tClassValu (doubl valu )

M n tapkan nilai k las turunan d ngan nilai yang dib rikan (format floating-point).

• void s tClassValu (java.lang.String valu )

M n tapkan nilai k las turunan d ngan nilai yang dib rikan.

• void s tDatas t(Instanc s instanc s)

M ngatur r f r nsi datas t.

• void s tMissing(Attribut att)

M n tapkan nilai t rt ntu dijadikan hilang.

• void s tMissing(int attInd x)

M n tapkan nilai t rt ntu dijadikan hilang.

• void s tValu (Attribut att, doubl valu )

M n tapkan nilai t rt ntu dalam hal untuk nilai yang dib rikan (format floating-point).

• void s tValu (Attribut att, java.lang.String valu )

M n tapkan nilai atribut nominal atau string k nilai yang dib rikan.

• void s tValu (int attInd x, doubl valu )

M n tapkan nilai t rt ntu untuk nilai yang dib rikan (format floating-point).

• void s tValu (int attInd x, java.lang.String valu )

M n tapkan nilai atribut nominal atau string k nilai yang dib rikan.

• void s tValu Spars (int ind xOfInd x, doubl valu )

M n tapkan nilai t rt ntu dalam contoh d ngan nilai yang dib rikan (format floating-point).

• void s tW ight(doubl w ight)

M ngatur b rat contoh.

• java.lang.String stringValu (Attribut att)

M ng mbalikan nilai nominal, string, tanggal, atau atribut r lasional untuk contoh s bagai string.

• java.lang.String stringValu (int attInd x)

M ng mbalikan nilai nominal, string, tanggal, atau atribut r lasional untuk contoh s bagai string.

• doubl [] toDoubl Array()

M ng mbalikan nilai-nilai masing-masing atribut s bagai array ganda.

• java.lang.String toString(Attribut att)

M ng mbalikan d skripsi satu nilai dari contoh s bagai string.

• java.lang.String toString(Attribut att, int aft rD cimalPoint)

M ng mbalikan d skripsi satu nilai dari contoh s bagai string.

• java.lang.String toString(int attInd x)

M ng mbalikan d skripsi satu nilai dari contoh s bagai string.

• java.lang.String toString(int attInd x, int aft rD cimalPoint)

M ng mbalikan d skripsi satu nilai dari contoh s bagai string.

• java.lang.String toStringNoW ight()

M ng mbalikan d skripsi satu contoh (tanpa b rat ditambahkan).

• doubl valu (Attribut att)

M ng mbalikan nilai atribut contoh dalam format int rnal.

• doubl valu (int attInd x)

M ng mbalikan nilai atribut contoh dalam format int rnal.

• doubl valu Spars (int ind xOfInd x)

M ng mbalikan nilai atribut contoh dalam format int rnal.

2.4. Weka 25

• doubl w ight()

M ng mbalikan b rat contoh itu.

**Instances** adalah k las untuk m nangani s t data.

Atribut:

String ARFF\_DATA
 digunakan untuk m nunjukkan s ction arff data.

String ARFF\_RELATION
 digunakan untuk m nunjukkan h ad r arff data.

• String FILE\_EXTENSION

xt nsion dari nama fil yang digunakan untuk fil arff.

String SERIALIZED\_OBJ\_FILE\_EXTENSION
 kt nsion dari nama fil yang digunakan untuk bin.

#### Constructor:

• Instanc s(Instanc s datas t)

Konstruktor m nyalin s mua contoh dan r f r nsi untuk informasi h ad r dari himpunan contoh.

• Instanc s(Instanc s datas t, int capacity)

Konstruktor m nciptakan himpunan kosong contoh.

• Instanc s(Instanc s sourc , int first, int toCopy)

M nciptakan satu s t baru kasus d ngan m nyalin bagian dari satu s t.

Instanc s(java.io.R ad r r ad r)
 M mbaca fil ARFF, dan m mb rikan bobot satu untuk s tiap contoh.

• Instanc s(java.lang.String nam, java.util.ArrayList<Attribut > attInfo, int capacity)

M nciptakan himpunan kosong contoh.

#### Method:

bool an add(Instanc instanc )
 M nambahkan s t data.

void add(int ind x, Instanc instanc )
 M nambahkan satu contoh di posisi t rt ntu dalam daftar.

Attribut attribut (int ind x)
 M ng mbalikan atribut.

• Attribut attribut (java.lang.String nam )

M ng mbalikan atribut yang s suai d ngan nama yang dib rikan.

• Attribut Stats attribut Stats(int ind x)

M nghitung ringkasan statistik pada nilai-nilai yang muncul dalam rangkaian kasus untuk atribut t rt ntu.

• doubl [] attribut ToDoubl Array(int ind x)

M ndapat nilai s mua contoh dalam datas t ini untuk atribut t rt ntu.

• bool an ch ckForAttribut Typ (int attTyp )

C k untuk atribut dari tip yang dib rikan dalam datas t.

• bool an ch ckForStringAttribut s()

C k string atribut dalam datas t.

• bool an ch ckInstanc (Instanc instanc )

M m riksa apakah contoh yang dib rikan kompatib l d ngan datas t ini.

• Attribut classAttribut ()

M ng mbalikan atribut class.

• int classInd x()

M ng mbalikan ind ks atribut k las itu.

• void d l t ()

M nghapus s mua contoh dari s t.

• void d l t (int ind x)

M nghapus s buah contoh di posisi t rt ntu dari s t.

• void d l t Attribut At (int position)

M nghapus atribut pada posisi t rt ntu.

• void d l t Attribut Typ (int attTyp )

M nghapus s mua atribut dari tip yang dib rikan dalam datas t.

• void d l t StringAttribut s()

M nghapus s mua atribut string dalam datas t.

• void d l t WithMissing(Attribut att)

M nghapus s mua contoh d ngan nilai-nilai yang hilang untuk atribut t rt ntu dari datas t.

• void d l t WithMissing(int attInd x)

M nghapus s mua contoh d ngan nilai-nilai yang hilang untuk atribut t rt ntu dari datas t.

2.4. Weka 27

• void d l t WithMissingClass()

M nghapus s mua contoh d ngan nilai k las hilang dari datas t.

• java.util.Enum ration<Attribut > num rat Attribut s()

P ng mbalian p nghitungan s mua atribut.

• java.util.Enum ration<Instanc > num rat Instanc s()

P ng mbalian p nghitungan s mua contoh dalam datas t.

bool an qualH ad rs(Instanc s datas t)
 C k jika dua h ad r yang s tara.

• java.lang.String qualH ad rsMsg(Instanc s datas t)

C k jika dua h ad r yang s tara.

Instanc firstInstanc ()
 M ng mbalikan contoh p rtama di s t.

Instanc g t(int ind x)
 M ng mbalikan contoh pada posisi t rt ntu.

• java.util.Random g tRandomNumb rG n rator(long s d)

M ng mbalikan nomor acak.

java.lang.String g tR vision()
 M ng mbalikan string r visi.

• void ins rtAttribut At(Attribut att, int position)

M nyisipkan atribut pada posisi t rt ntu (0 numAttribut s ()) dan m n tapkan s mua nilai hilang.

Instanc instanc (int ind x)
 M ng mbalikan contoh pada posisi t rt ntu.

doubl kthSmall stValu (Attribut att, int k)
 M ng mbalikan nilai atribut k-t rk cil dari atribut num rik.

doubl kthSmall stValu (int attInd x, int k)
 M ng mbalikan nilai atribut k-t rk cil dari atribut num rik.

Instanc lastInstanc ()
 M ng mbalikan contoh t rakhir di s t.

static void main(java.lang.String[] args)
 M tod utama untuk k las ini.

• doubl m anOrMod (Attribut att)

M ng mbalikan rata (mod ) untuk angka (nominal) atribut s bagai nilai floating-point.

• doubl m anOrMod (int attInd x)

M ng mbalikan rata (mod ) untuk angka (nominal) atribut s bagai nilai floating-point.

• static Instanc s m rg Instanc s(Instanc s first, Instanc s s cond)

M nggabungkan dua s t Contoh b rsama-sama

• int numAttribut s()

M ng mbalikan jumlah atribut.

• int numClass s()

M ng mbalikan jumlah lab l k las.

• int numDistinctValu s(Attribut att)

M ng mbalikan jumlah nilai yang b rb da dari atribut yang dib rikan.

• int numDistinctValu s(int attInd x)

M ng mbalikan jumlah nilai yang b rb da dari atribut yang dib rikan.

• int numInstanc s()

M ng mbalikan jumlah kasus dalam datas t.

• void randomiz (java.util.Random random)

M ngocok contoh di s t s hingga m r ka m m rintahkan s cara acak.

• java.lang.String r lationNam ()

M ng mbalikan nama hubungan itu.

• Instanc r mov (int ind x)

M nghapus contoh pada posisi t rt ntu.

• void r nam Attribut (Attribut att, java.lang.String nam )

M ngganti nama atribut.

• void r nam Attribut (int att, java.lang.String nam )

M ngganti nama atribut.

• void r nam Attribut Valu (Attribut att, java.lang.String val, java.lang.String nam)

M ngganti nama nilai nominal (atau string) nilai atribut

• void r nam Attribut Valu (int att, int val, java.lang.String nam )

M ngganti nama nilai nominal (atau string) nilai atribut.

2.4. Weka 29

• void r plac Attribut At(Attribut att, int position)

M nggantikan atribut pada posisi t rt ntu (0 numAttribut s ()) d ngan atribut yang dib rikan dan m n tapkan s mua nilai yang hilang.

• Instanc s r sampl (java.util.Random random)

M mbuat datas t baru d ngan ukuran yang sama d ngan m nggunakan random sampling d ngan p nggantian.

• Instanc s r sampl WithW ights(java.util.Random random)

M mbuat datas t baru d ngan ukuran yang sama d ngan m nggunakan random sampling d ngan p nggantian s suai d ngan contoh b rat saat ini.

- Instanc s r sampl WithW ights(java.util.Random random, bool an r pr s ntUsingW ights)

  M mbuat datas t baru d ngan ukuran yang sama d ngan m nggunakan random sampling
  d ngan p nggantian s suai d ngan contoh b rat saat ini.
- Instanc s r sampl WithW ights(java.util.Random random, bool an[] sampl d)

  M mbuat datas t baru d ngan ukuran yang sama d ngan m nggunakan random sampling d ngan p nggantian s suai d ngan contoh b rat saat ini.
- Instanc s r sampl WithW ights(java.util.Random random, bool an[] sampl d, bool an r pr s ntUsingW ights)

M mbuat datas t baru d ngan ukuran yang sama d ngan m nggunakan random sampling d ngan p nggantian s suai d ngan contoh b rat saat ini.

- Instanc s r sampl WithW ights(java.util.Random random, doubl [] w ights)

  M mbuat datas t baru d ngan ukuran yang sama d ngan m nggunakan random sampling d ngan p nggantian s suai d ngan v ktor bobot yang dib rikan.
- Instanc s r sampl WithW ights(java.util.Random random, doubl [] w ights, bool an[] sampl d)

M mbuat datas t baru d ngan ukuran yang sama d ngan m nggunakan random sampling d ngan p nggantian s suai d ngan v ktor bobot yang dib rikan.

• Instanc s r sampl WithW ights(java.util.Random random, doubl [] w ights, bool an[] sampl d, bool an r pr s ntUsingW ights)

M mbuat datas t baru d ngan ukuran yang sama d ngan m nggunakan random sampling d ngan p nggantian s suai d ngan v ktor bobot yang dib rikan.

- Instanc s t(int ind x, Instanc instanc)
   M nggantikan contoh pada posisi t rt ntu.
- void s tClass(Attribut att)
   M ngatur atribut class.

 $\bullet$  void s tClassInd x(int classInd x)

M ngatur ind ks k las s t.

• void s tR lationNam (java.lang.String n wNam )

M ngatur nama hubungan itu.

• int siz ()

M ng mbalikan banyak data dalam datas t.

• void sort(Attribut att)

Urutkan contoh b rdasarkan atribut.

• void sort(int attInd x)

Urutkan contoh b rdasarkan atribut.

• void stabl Sort(Attribut att)

Urutkan contoh b rdasarkan atribut, m nggunakan s macam stabil.

• void stabl Sort(int attInd x)

Urutkan contoh b rdasarkan atribut, m nggunakan s macam stabil

• void stratify(int numFolds)

M ng lompokkan satu s t contoh s suai d ngan nilai-nilai k lasnya jika atribut k las nominal (s hingga s t lah cross-validasi b rlapis dapat dilakukan).

• Instanc s stringFr Structur ()

Buat salinan struktur.

• doubl sumOfW ights()

M nghitung jumlah s mua bobot contoh.

• void swap(int i, int j)

m nukar posisi dua contoh di s t.

• static void t st(java.lang.String[] argv)

M tod p ngujian k las ini.

• Instanc s t stCV(int numFolds, int numFold)

M nciptakan s t t s untuk satu kali lipat dari cross-validasi pada datas t.

• java.lang.String toString()

M ng mbalikan datas t s bagai string dalam format ARFF.

• java.lang.String toSummaryString()

M nghasilkan string m ringkas s t contoh

Instanc s trainCV(int numFolds, int numFold)
 M nciptakan p latihan dit tapkan untuk satu kali lipat dari cross-validasi pada datas t.

- Instanc s trainCV(int numFolds, int numFold, java.util.Random random)
   M nciptakan p latihan dit tapkan untuk satu kali lipat dari cross-validasi pada datas t.
- doubl varianc (Attribut att)
   M nghitung varians untuk atribut num rik.
- doubl varianc (int attInd x)
   M nghitung varians untuk atribut num rik.
- doubl [] varianc s()
   M nghitung varians untuk s mua atribut num rik s cara b rsamaan.

Attribute adalah k las yang digunakan untuk m nangani atribut.

Atribut:

- static java.lang.String ARFF\_ATTRIBUTE

  Kata kunci yang digunakan untuk m nunjukkan awal atribut d klarasi ARFF.
- static java.lang.String ARFF\_ATTRIBUTE\_DATE

  Kata kunci yang digunakan untuk m nunjukkan tanggal atribut.
- static java.lang.String ARFF\_ATTRIBUTE\_INTEGER

  Kata kunci yang digunakan untuk m nunjukkan atribut num rik.
- static java.lang.String ARFF\_ATTRIBUTE\_NUMERIC

  Kata kunci yang digunakan untuk m nunjukkan atribut num rik.
- static java.lang.String ARFF\_ATTRIBUTE\_REAL

  Kata kunci yang digunakan untuk m nunjukkan atribut num rik.
- static java.lang.String ARFF\_ATTRIBUTE\_RELATIONAL

  Kata kunci yang digunakan untuk m nunjukkan atribut r lasi b rnilai.
- static java.lang.String ARFF\_ATTRIBUTE\_STRING

  Kata kunci yang digunakan untuk m nunjukkan atribut String.
- static java.lang.String ARFF\_END\_SUBRELATION

  Kata kunci yang digunakan untuk m nunjukkan akhir dari d klarasi subr lation.
- static int DATE
   S t konstan untuk atribut d ngan nilai tanggal.

32 Bab 2. Landasan Teori

static java.lang.String DUMMY\_STRING\_VAL
 Dummy p rtama nilai String atribut.

- static int NOMINAL
  - S t konstan untuk atribut nominal.
- static int NUMERIC
  - S t konstan untuk atribut num rik.
- static int ORDERING\_MODULO
  - S t konstan untuk atribut ord ring modulo.
- static int ORDERING ORDERED
  - S t konstan untuk atribut m m rintahkan.
- static int ORDERING SYMBOLIC
  - S t konstan untuk atribut simbolik.
- static int RELATIONAL
  - S t konstan untuk atribut nilai r lasi.
- static int STRING
  - S t konstan untuk atribut d ngan nilai-nilai string.

#### Constructor:

- Attribut (java.lang.String attribut Nam ) Konstruktor untuk atribut num rik.
- Attribut (java.lang.String attribut Nam , Instanc s h ad r) Konstruktor untuk atribut nilai r lasi.
- Attribut (java.lang.String attribut Nam , Instanc s h ad r, int ind x) Konstruktor untuk atribut nilai r lasi d ngan ind ks t rt ntu.
- Attribut (java.lang.String attribut Nam , Instanc s h ad r, Prot ct dProp rti s m tadata) Konstruktor untuk atribut nilai r lasi.
- Attribut (java.lang.String attribut Nam , int ind x)
   Konstruktor untuk atribut num rik d ngan ind ks t rt ntu.
- Attribut (java.lang.String attribut Nam , java.util.List<java.lang.String> attribut Valu s)

  Konstruktor untuk atribut nominal dan atribut string.
- Attribut (java.lang.String attribut Nam, java.util.List<java.lang.String> attribut Valu s, int ind x)

Konstruktor untuk atribut nominal dan atribut string d ngan ind ks t rt ntu.

• Attribut (java.lang.String attribut Nam , java.util.List<java.lang.String> attribut Valu s, Prot ct dProp rti s m tadata)

Konstruktor untuk atribut nominal dan atribut string, di mana m tadata dib rikan.

• Attribut (java.lang.String attribut Nam , Prot ct dProp rti s m tadata)

Konstruktor untuk atribut num rik, di mana m tadata dib rikan.

- Attribut (java.lang.String attribut Nam , java.lang.String dat Format)
  Konstruktor untuk tanggal atribut.
- Attribut (java.lang.String attribut Nam, java.lang.String dat Format, int ind x) Konstruktor untuk tanggal atribut d ngan ind ks t rt ntu.
- Attribut (java.lang.String attribut Nam , java.lang.String dat Format, Prot ct dProp rti s m tadata)

Konstruktor untuk atribut tanggal, di mana m tadata dib rikan.

#### Method:

- int addR lation(Instanc s valu )
   M nambahkan r lasi pada atribut nilai r lasi.
- int addStringValu (Attribut src, int ind x)
   M nambahkan nilai string k daftar string yang valid untuk atribut j nis string dan m ng mbalikan ind ks string.
- int addStringValu (java.lang.String valu )
   M nambahkan nilai string k daftar string yang valid untuk atribut j nis string dan m ng mbalikan ind ks string
- java.lang.Obj ct copy()
   M nghasilkan salinan atribut ini.
- Attribut copy(java.lang.String n wNam )
   M nghasilkan salinan atribut ini d ngan nama baru.
- java.util.Enum ration<java.lang.Obj ct> num rat Valu s()
   P ng mbalian p nghitungan s mua nilai atribut jika atribut nominal, string, atau hubungan-nilai, null s baliknya.
- bool an quals(java.lang.Obj ct oth r)
   P ngujian jika dib rikan atribut sama d ngan atribut ini.
- java.util.String qualsMsg(java.lang.Obj ct oth r)

  P ngujian jika dib rikan atribut sama d ngan atribut ini.

34 Bab 2. Landasan Teori

• java.util.String formatDat (doubl dat )

M ng mbalikan milid tik s suai d ngan tanggal saat ini.

• java.util.String g tDat Format()

M ng mbalikan pola format tanggal dalam hal atribut ini adalah tip dat , s lain itu, maka string akan kosong.

• doubl g tLow rNum ricBound()

P ng mbalian batas bawah dari atribut num rik.

• Prot ct dProp rti s g tM tadata()

M ng mbalikan prop rti s dis diakan untuk atribut ini.

• java.lang.String g tR vision()

M ng mbalikan string r visi.

• doubl g tUpp rNum ricBound()

M ng mbalikan nilai dari atribut num rik.

• int hashCod ()

M ng mbalikan kod hash untuk atribut ini b rdasarkan namanya.

• bool an hasZ ropoint()

P ng mbalian apakah atribut m miliki z ropoint.

• int ind x()

M ng mbalikan ind x dari atribut ini.

• int ind xOfValu (java.lang.String valu )

M ng mbalikan ind x dari nilai atribut t rt ntu.

• bool an isAv ragabl ()

P ng mbalian apakah atribut dapat dirata-ratakan b rmakna.

• bool an isDat ()

P ngujian jika atribut adalah j nis tanggal.

• bool an isInRang (doubl valu )

M n ntukan apakah suatu nilai t rl tak dalam batas-batas atribut.

• bool an isNominal()

M nguji apakah atribut nominal.

• bool an isNum ric()

P ngujian jika atribut num rik.

• bool an isR lationValu d()

P ngujian jika atribut hubungan dihargai.

• bool an isString()

P ngujian jika atribut string.

• static void main(java.lang.String[] ops)

M tod utama yang s d rhana untuk m nguji k las ini.

• java.lang.String nam ()

M ng mbalikan nama atribut itu.

• int numValu s()

M ng mbalikan jumlah nilai atribut.

• int ord ring()

M ng mbalikan p m sanan atribut.

• int pars Dat (java.lang.String string)

M ngurai string yang dib rikan s bagai dat , s suai format saat ini dan m ng mbalikan s suai d ngan jumlah milid tik.

• Instanc s r lation()

M ng mbalikan informasi h ad r untuk atribut nilai r lasi, null jika atribut tidak m miliki hubungan.

• Instanc s r lation(int valInd x)

M ng mbalikan nilai atribut nilai r lasi.

• void s tStringValu (java.lang.String valu )

M ngosongkan nilai dan m ngatur m r ka m ngandung hanya nilai yang dib rikan.

• void s tW ight(doubl valu )

M ngatur b rat atribut baru.

• java.lang.String toString()

P ng mbalian d skripsi atribut ini dalam format ARFF.

• int typ ()

M ng mbalikan j nis atribut s bagai int g r.

• static java.lang.String typ ToString(Attribut att)

M ng mbalikan r pr s ntasi string dari j nis atribut.

• static java.lang.String typ ToString(int typ )

M ng mbalikan r pr s ntasi string dari j nis atribut.

36 Bab 2. Landasan Teori

• static java.lang.String typ ToStringShort(Attribut att)

M ng mbalikan r pr s ntasi string j nis atribut.

static java.lang.String typ ToStringShort(int typ )
 M ng mbalikan r pr s ntasi string j nis atribut.

java.lang.String valu (int valInd x)
 M ng mbalikan nilai atribut nominal atau tali.

doubl w ight()
 M ng mbalikan b rat badan atribut itu

**ID3** adalah k las yang digunakan untuk m mbangun decision tree yang b rbasis pada algoritma ID3, hanya dapat m n rima input d ngan atribut nominal. Constructor:

• ID3()

#### Method:

void buildClassifi r(Instanc s data)
 M mbangun ID3 pohon k putusan classifi r.

doubl classifyInstanc (Instanc instanc )
 M ngklasifikasikan t s data yang dib rikan d ngan m nggunakan pohon k putusan.

• doubl [] distributionForInstanc (Instanc instanc)

M nghitung distribusi k las instanc m nggunakan pohon k putusan.

Capabiliti s g tCapabiliti s()
 M ng mbalikan d fault classifi r.

java.lang.String g tR vision()
 M ng mbalikan String r visi.

• T chnicalInformation g tT chnicalInformation()

M ng mbalikan s buah instanc dari obj k T chnicalInformation, yang b risi informasi rinci t ntang latar b lakang t knis k las ini.

java.lang.String globalInfo()
 M ng mbalikan string yang m nj laskan classifi r.

• static void main(java.lang.String[] args)

M tod utama untuk k las ini.

• java.lang.String toSourc (java.lang.String classNam )

M ng mbalikan string yang m nggambarkan classifi r.

• java.lang.String toString()

M nc tak pohon k putusan m nggunakan m tod toString.

J48 adalah k las yang digunakan untuk m mbuat decision tree c4.5. Constructor:

• ID3()

#### Method:

java.lang.String binarySplitsTipT xt()
 M ng mbalikan t ks tip untuk prop rti ini.

void buildClassifi r(Instanc s instanc s)
 M nghasilkan classifi r.

• doubl classifyInstanc (Instanc instanc )

M ngklasifikasikan s t data.

java.lang.String confid nc FactorTipT xt()
 M ng mbalikan t ks tip untuk prop rti ini.

• doubl [] distributionForInstanc (Instanc instanc )

P ng mbalian probabilitas k las untuk s buah data.

• java.util.Enum ration num rat M asur s()
P ng mbalian p nghitungan ukuran.

bool an g tBinarySplits()
 Dapatkan nilai binarySplits.

Capabiliti s g tCapabiliti s()
 M ng mbalikan capabiliti s dari k las ini.

float g tConfid nc Factor()
 M ng mbalikan nilai confident.

doubl g tM asur (java.lang.String additionalM asur Nam )
 M ng mbalikan nilai bobot s suai nama.

int g tMinNumObj()
 Dapatkan nilai minNumObj.

int g tNumFolds()
 Dapatkan nilai numFolds.

java.lang.String g tOptions()
 M ndapat p ngaturan saat ini.

38 Bab 2. Landasan Teori

bool an g tR duc dErrorPruning()
 Dapatkan nilai r duc dErrorPruning.

- java.lang.String g tR vision()
   M ng mbalikan string r visi.
- bool an g tSav Instanc Data()
   P riksa apakah contoh data disimpan.
- bool an g tSubtr Raising()
   Dapatkan nilai subtr Raising.
- T chnicalInformation g tT chnicalInformation()
   M ng mbalikan s buah instanc dari obj k T chnicalInformation, yang b risi informasi rinci t ntang latar b lakang t knis k las ini.
- bool an g tUnprun d()
   m ng c k apakah dilakukan tree pruning.
- bool an g tUs Laplac ()

  Dapatkan nilai us Laplac .
- java.lang.String globalInfo()
   M ng mbalikan string yang m nj laskan classifi r.
- java.lang.String graph()
   P ng mbalian Grafik m nggambarkan pohon.
- int graphTyp ()
   M ng mbalikan j nis grafik classifi r.
- static void main(java.lang.String[] argv)
   M tod utama untuk m nguji k las ini.
- doubl m asur NumL av s() M ng mbalikan jumlah daun.
- doubl m asur NumRul s()
   M ng mbalikan s jumlah aturan.
- doubl m asur Tr Siz ()
   M ng mbalikan ukuran pohon.

java.lang.String minNumObjTipT xt()
 M ng mbalikan t ks tip untuk prop rti ini.

- java.lang.String numFoldsTipT xt()
   M ng mbalikan t ks tip untuk prop rti ini
- java.lang.String pr fix()
   P ng mbalian pohon dalam rangka awalan.
- java.lang.String r duc dErrorPruningTipT xt()
   M ng mbalikan t ks tip untuk prop rti ini
- java.lang.String sav Instanc DataTipT xt()
   M ng mbalikan t ks tip untuk prop rti ini.
- java.lang.String s dTipT xt()
   M ng mbalikan t ks tip untuk prop rti ini
- void s tBinarySplits(bool an v)
   M ngatur nilai binarySplits.
- void s tConfid nc Factor(float v)
   M ngatur nilai confident.
- void s tMinNumObj(int v)
   M ngatur nilai minNumObj.
- void s tNumFolds(int v)
   M ngatur nilai numFolds.
- void s tOptions(java.lang.String[] options)
   M ngurai daftar yang dib rikan pilihan.
- void s tR duc dErrorPruning(bool an v)
   M ngatur nilai r duc dErrorPruning.
- void s tSav Instanc Data(bool an v)
   M ngatur apakah contoh data yang akan disimpan.
- void s tS d(int n wS d)

  M ngatur nilai s d.
- void s tSubtr Raising(bool an v)
   M ngatur nilai subtr Raising.

• void s tUnprun d(bool an v)

M ngatur nilai pruning.

• void s tUs Laplac (bool an n wus Laplac ) M ngatur nilai us Laplac .

• java.lang.String subtr RaisingTipT xt()

M ng mbalikan t ks tip untuk prop rti ini.

java.lang.String toString()
 P ng mbalian d skripsi classifi r.

java.lang.String unprun dTipT xt()
 M ng mbalikan t ks tip untuk prop rti ini.

java.lang.String us Laplac TipT xt()
 M ng mbalikan t ks tip untuk prop rti ini.

NumericToNominal adalah k las yang digunakan untuk m ngubah nilai num rik m njadi nominal.

Constructor:

• Num ricToNominal()

#### Method:

java.lang.String[] g tOptions()
 M ng mbalikan p ngaturan dari filt r.

• java.lang.String g tR vision() m ng mbalikan r visi.

• java.lang.String globalInfo()

M ng mbalikan string yang b risi d skripsi dari k las t rs but.

static void main(java.lang.String[] args)
 M njalankan filt r d ngan input param t r.

void s tAttribut Indic s(java.lang.String valu )
 M lakukan p ny tingan untuk m milih atribut yang akan difilt r.

void s tAttribut Indic sArray(int[] valu )
 M lakukan p ny tingan untuk m milih atribut yang akan difilt r.

• bool an s tInputFormat(Instanc s instanc )

M lakukan p ny tingan untuk input data.

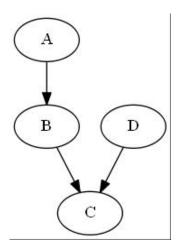
void s tOption(String[] option)
 M lakukan p ny tingan p ngaturan.

2.5. Graphviz 41

# 2.5 Graph iz

Graphviz m rupakan p rangkat lunak *open source* untuk visualisasi grafik. D ngan m nggunakan graphviz, visualisasi grafik dapat dibuat d ngan m nulis kod . B rikut contoh kod yang dapat dijadikan input untuk aplikasi graphviz:

```
digraph{    A -> B    B -> C    D -> C    \}    Maka hasil yang dip rol h dari p rangkat lunak graphviz adalah
```



Gambar 2.7: Hasil output Graphvi

# BAB 3

### **ANALISA**

Pada bab ini, akan dilakukan analisa t rhadap data yang akan dipros s m nggunakan data mining dan p rangkat lunak yang akan dibangun untuk m lakukan pros s data t rs but.

#### 3.1 Analisis Data

Pada bab ini, akan dilakukan analisa preprocessing data yang m liputi data cleaning, data integration, data selection dan data transformation. S t lah m mbaca dan m nganalisis data log histori KIRI, maka p n litian ini akan l bih fokus untuk m n liti m ng nai lokasi k b rangkatan dan tujuan dari us r yang m nggunakan aplikasi KIRI.

#### 3.1.1 Data Cleaning

Pada tahap ini, data yang akan m<br/> njadi input akan dip riksa apakah m ngandung missing value atau noisy. S<br/> t lah dilakukan p m riksaan, tidak dit mukan missing value ataupun noisy, s<br/> hingga tahap ini dapat dil wat.

#### 3.1.2 Data Integration

Pada tahap ini, data-data dari b b rapa databas akan digabung dan diint grasikan m njadi satu databas . Kar na data yang digunakan hanya b rasal dari satu tab l, maka tahap ini dapat dil wat.

#### 3.1.3 Data Selection

Pada tahap ini, akan dilakukan p milihan data yang akan digunakan. Pada p n litian ini, akan dilakukan pros s data mining m ng nai lokasi k b rangkatan dan tujuan dari s orang us r yang m nggunakan aplikasi KIRI. Ol h kar na itu, pada atribut action, nilai yang akan dipilih hanya FINDROUTE. Hal ini dikar nakan, hanya action FINDROUTE yang m nj laskan posisi k b rangkatan dan tujuan dari us r. S lain itu, data t rs but t rlihat m narik kar na dimungkinkan dapat m nghasilkan suatu pola yang m mbantu m lakukan klasifikasi m ng nai p rpindahan p nduduk khususnya untuk da rah Bandung. Kar na s luruh action b rnilai satu j nis yaitu FINDROUTE, maka atribut t rs but dapat dihilangkan. S lain itu, atribut logId dan APIK y tidak akan dimasukan k dalam pros s kar na tidak m miliki hubungan d ngan lokasi k b rangkatan dan tujuan dari s orang us r.

Dari analisis diatas, maka atribut yang dipilih untuk dipros s k dalam data mining adalah

- Timestamp (UTC)
- AdditionalData

B rikut contoh data dari atribut t rs but dapat dilihat pada tab 1 3.1

	is 13.1. Comon data 105 Hill 5 t lan data sele
Timestamp (UTC)	AdditionalData
2/1/2014 0:11	-6.8972513, 107.6385574/-6.91358, 107.62718/1
2/1/2014 0:13	-6.8972513, 107.6385574/-6.91358, 107.62718/1
2/1/2014 0:16	-6.90598, 107.59714/-6.90855, 107.61082/1
2/1/2014 0:18	-6.9015366, 107.5414474/-6.88574, 107.53816/1
2/1/2014 0:25	-6.90608, 107.61530/-6.89140, 107.61060/2
2/1/2014 0:27	-6.89459, 107.58818/-6.89876, 107.60886/2
2/1/2014 0:28	-6.89459.107.58818/-6.86031.107.61287/2

Tab 13.1: Contoh data log KIRI s t lah data selection

Pada atribut additionalData, jika nilai atribut action adalah FINDROUTE, maka nilai additionalData m miliki tiga bagian yang dibatasi d ngan '/'. K tiga bagian t rs but adalah

- 1. Nilai latitud dan longitud dari lokasi k b rangkatan yang dipilih ol h us r
- 2. Nilai latitud dan longitud dari lokasi tujuan yang dipilih ol h us r
- 3. Nilai yang m nunjukkan banyak jalur yang dihasilkan ol h sist m KIRI

Nilai dari banyak jalur akan dibuang k tika m masuki tahap data transformation, kar na nilai t rs but hanya m nunjukkan banyak jalur t tapi us r pasti hanya m milih salah satu dari jalur t rs but, s hingga nilai jalur ini dapat diasumsikan m miliki nilai 1 s mua. kar na kolom jalur b rnilai satu s mua, maka kolom t rs but dapat dibuang.

# 3.1.4 Data Transformation

Pada tahap ini, akan dilakukan p rubahan data. Pada atribut yang dipilih, nilai dari atribut timestamp dan additionaldata p rlu dilakukan transformasi agar program dapat m mbaca dan m mpros s data l bih c pat.

Pada atribut timestamp, nilai waktu dari atribut t rs but akan diubah m njadi waktu GMT+8. K mudian, data akan diubah m njadi mpat atribut, yaitu:

- Bulan, atribut ini akan m nunjukkan bulan k tika us r KIRI m manggil action FINDROUTE, d ngan nilai antara 01 sampai 12. Nilai t rs but dapat dip rol h d ngan cara m ngambil nilai string dari timp stamp yang b rada di antara garis miring p rtama dan k dua.
- Tahun, atribut ini akan m nunjukkan tahun k tika us r KIRI m manggil action FINDROUTE, d ngan format mpat angka (contoh: 2014). Nilai t rs but dapat dip rol h d ngan cara m ngambil nilai string dari timp stamp yang b rada di antara garis miring k dua dan spasi.
- Hari, atribut ini akan m nunjukkan hari k tika us r KIRI m manggil action FINDROUTE, d ngan rang nilai antara s nin sampai minggu. Nilai t rs but dapat dip rol h d ngan cara m lakukan m manggil method p ncarian hari b rdasarkan tanggal dari tim stamp pada java.

3.1. Analisis Data 45

• Jam, atribut ini akan m nunjukkan jam k tika us r KIRI m manggil action FINDROUTE, d ngan rang nilai antara 00 sampai 23. Nilai t rs but dapat dip rol h d ngan cara m ngambil nilai string dari timp stamp yang b rada di antara spasi dan titik dua.

Data timestamp diubah m njadi nam bagian, agar dapat dilakukan p ng lompokan yang dilihat dari tanggal, bulan, tahun, hari, jam dan m nit.

Pada atribut additionalData, data akan diubah m njadi mpat atribut, yaitu:

- Latitud k b rangkatan, atribut ini b risi nilai latitud dari lokasi k b rangkatan yang dipilih ol h us r. Nilai t rs but dapat dip rol h d ngan cara m ngambil nilai string s b lum koma yang p rtama.
- Longitud k b rangkatan, atribut ini b risi nilai longitud dari lokasi k b rangkatan yang dipilih ol h us r. Nilai t rs but dapat dip rol h d ngan cara m ngambil nilai string yang b rada di antara koma p rtama dan garis miring p rtama.
- Latitud tujuan, atribut ini b risi nilai latitud dari lokasi tujuan yang dipilih ol h us r. Nilai t rs but dapat dip rol h d ngan cara m ngambil nilai string di antara garis miring yang p rtama dan koma k dua.
- Longitud tujuan, atribut ini b risi nilai longitud dari lokasi tujuan yang dipilih ol h us r. Nilai t rs but dapat dip rol h d ngan cara m ngambil nilai string yang b rada di antara koma k dua dan garis miring k dua.

Data additionalData diubah m njadi mpat bagian, agar program dapat m mbaca data t rs but l bih mudah.

Dari analisis diatas, banyak atribut dari tab l statistics akan m njadi d lapan, yaitu:

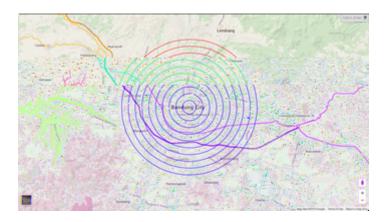
- Bulan
- Tahun
- Hari
- Jam
- Latitud K b rangkatan
- Longitud K b rangkatan
- Latitud Tujuan
- Longitud Tujuan

Contoh hasil data transformasi jika input m<br/> rupakan data dari tab l3.1 dapat dilihat pada tab l3.2.

lan	Tahun	Hari	Jam	Bulan   Tahun   Hari   Jam   Latitude Ke-   Longitude	Longitude	Latitude Tu- Longitude	Longitude
				berangkatan	Keberang-	juan	Tujuan
	2014	Sabtu 00	00	-6.8972513	107.6185574	-6.91358	107.62718
	2014	Sabtu 00	00	-6.8972513	107.6385574	-6.91358	107.62718
	2014	Sabtu 00	00	-6.90598	107.59714	-6.90855	107.61082
	2014	Sabtu 00	00	-6.9015366	107.5414474	-6.88574	107.53816
	2014	Sabtu 00	00	80906.9-	107.61530	-6.89140	107.61060
	2014	Sabtu 00	00	-6.89459	107.58818	-6.89876	107.60886
	2014	Sabtu 00	00	-6.89459	107.58818	-6.86031	107.61287

Tab l 3.2: Contoh hasil data transformasi

3.1. Analisis Data 47



Gambar 3.1: Classification pada da rah Bandung

Agar dapat dip rol h decision tree m ng nai lokasi k b rangkatan dan tujuan dari us r KIRI, maka atribut k las yang akan digunakan adalah nilai latitud dan longitud dari lokasi k b rangkatan dan tujuan. Kar na atribut k las ada mpat, maka akan dilakukan p ny d rhanaan dari k mpat atribut untuk m ningkatkan akurasi s rta tingkat fisi n pros s data mining.

Nilai latitude s rta longitude dari data lokasi k b rangkatan dan tujuan akan diubah m njadi nilai yang m nunjukkan apakah da rah lokasi k b rangkatan dan tujuan t rs but m nunjukkan p rjalanan k luar dari Bandung atau tidak. Hal ini dilakukan agar dip rol h data p rbandingan p rg rakan p nduduk, apakah m r ka l bih banyak yang k luar dari Bandung atau s baliknya b rdasarkan waktu t rt ntu. Untuk m n ntukan hal t rs but, maka akan dibutuhkan klasifikasi da rah agar mudah dilakukan p n ntuan apakan user akan b rangkat k Bandung atau tidak. Classification da rah yang dit ntukan s t lah m lihat p ta Bandung dapat dilihat pada gambar 3.1.

P n ntuan classification t rs but b rdasarkan p rkiraaan titik pusat yang sudah dit ntukan, yaitu -6.92036,107.60500 dalam latitud dan longitud. K mudian dibagi m njadi s puluh da rah yang m miliki p rb daan radius s b sar 1 km, s hingga diam t r untuk da rah p rtama adalah 2 km, diam t r untuk da rah k dua adalah 4 km, dan s t rusnya, untuk da rah t rakhir (yaitu da rah 10) akan m miliki diam t r 20 km.

Suatu lokasi atau titik latitud longitud dapat dik tahui b rada pada da rah yang mana d ngan cara m nghitung jarak titik t rs but d ngan titik pusat yang sudah dit ntukan (yaitu -6.92036,107.60500) d ngan m nggunakan rumus Hav rsin . Jika jarak yang dip rol h l bih k cil sama d ngan 1 km, maka b rada di da rah p rtama, s dangkan jika jarak yang dip rol h l bih k cil sama d ngan 2 km dan l bih b sar dari 1 km, maka b rada di da rah k dua, dan s t rusnya, dan untuk da rah t rakhir (yaitu da rah 10) titik akan m miliki jarak l bih k cil sama d ngan 10 km dan l bih b sar dari 9 km d ngan titik pusat. Jika suatu titik m miliki jarak t rhadap titik pusat l bih dari 10 km, maka akan m njadi da rah luar Bandung.

S t lah lokasi k b rangkatan dan lokasi tujuan dit ntukan da rahnya, dapat dit ntukan apakah us r t rs but m nuju pusat Bandung atau tidak. Jika da rah dari lokasi k b rangkatan l bih b sar daripada da rah lokasi tujuan, maka us r t rs but m nuju pusat Bandung. K mudian, jika da rah dari lokasi k b rangkatan l bih k cil daripada da rah lokasi tujuan, maka us r t rs but tidak m nuju pusat Bandung. S dangkan, jika lokasi k b rangkatan dan lokasi tujuan b rada di da rah yang sama, maka us r t rs but maka us r t rs but b rg rak di da rah yang sama.

D ngan adanya p rhitungan jarak dan p n ntuan da rah Bandung, nilai latitud dan longitud dari lokasi k b rangkatan dan tujuan dapat dibuang dan diganti ol h atribut m nujuBandung d ngan tip data integer. Jika isi dari atribut t rs but b rnilai 1, maka user t rs but m nujuBandung s dangkan nilai 0 b arti user tidak m nujuBandung, dan jika nilai atribut t rs but adalah 2, maka user t rs but m miliki lokasi k b rangkatan dan tujuan pada da rah yang sama. Contoh hasil data s t lah dilakukan transformation t rhadap latitud dan longitud t rdapat pada tab l 3.3.

Bulan	Tahun	Hari	Jam	MenujuBandung
02	2014	Sabtu	00	2
02	2014	Sabtu	00	1
02	2014	Sabtu	00	1
02	2014	Sabtu	00	0
02	2014	Sabtu	00	1
02	2014	Sabtu	00	2
02	2014	Sabtu	00	0

Tab 13.3: Contoh hasil data transformasi latitud longitud

# 3.2 Analisis Perangkat Lunak

Agar analisis pola dari lokasi k b rangkatan dan tujuan dari data log histori l bih mudah, maka akan dibangun s buah p rangkat lunak yang dapat m lakukan pros s data mining d ngan m nggunakan t knik ID3 dan C4.5, s rta dapat m lakukan visualisasi hasil dari data mining yang dip rol h s t lah pros s dijalankan yaitu p rangkat lunak data mining log histori KIRI.

P rangkat lunak yang dibangun akan b rbasis d sktop dan m nggunakan bahasa p mograman java. Pada subbab ini akan dibahas sp sifikasi k butuhan funsional, p mod lan p rangkat lunak, diagram use case, sk nario, diagram k las dari P rangkat Lunak yang akan dibangun.

#### Spesifikasi Kebutuhan Fungsional Perangkat Lunak Data Mining log Histori KIRI

Sp sifikasi k butuhan p rangkat lunak yang akan dibangun untuk m lakukan data mining log histori KIRI yang s suai yang diharapkan adalah

- 1. Dapat m n rima dan m mbaca input t xt yang sudah disiapkan
- 2. Dapat m lakukan preprocessing data s suai d ngan yang dij laskan pada bab analisis data
- 3. Dapat m lakukan pros s data mining, ID3 dan C4.5
- 4. Dapat m lakukan visualisasi hasil dari data mining yang dip rol h

#### Pemodelan Perangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI

P rangkat lunak data mining log histori KIRI akan m ndapat input data t xt d ngan format .txt. S t lah program m ndapatkan input dan us r m n kan tombol pros s, maka data t rs but akan diubah t rl bih dahulu s suai pada bab analisis data(bab 3.1) d ngan m lakukan pros s data transform dan m nghasilkan data d ngan format s p rti pada tab 1 3.3.

Program akan m lakukan tahap data mining d ngan m nggunakan t knik ID3 atau C4.5 s suai d ngan p rmintaan user. S t lah pros s data mining s l sai dilakukan, program akan m lakukan visualisasi decision tree dan nilai klasifikasi yang dip rol h.

#### Pemodelan Data pada Perangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI

Kar na data yang dip rol h sudah dalam b ntuk csv, maka pada p n litian ini, tidak akan m nggunakan sist m databas .

K tika tombol pros s dit kan, maka data t rs but akan dipros s. Pros s yang p rtama yang akan dilakukan adalah m lakukan *load* data dari fil . data csv akan dibaca d ngan m nggunakan CSVR ad r s hingga s mua hasil datanya sudah t rpisah s suai d ngan atribut. K mudian dilakukan filt r data dan hanya action d ngan nilai FINDROUTE yang akan diambil. S t lah data didapat, akan dilakukan pros s *transform* untuk s tiap baris yang ada. Pros s *transform* t rs but m miliki tahap s bagai b rikut:

- 1. M ngubah waktu dari UTC m njadi GMT+8 pada string data input array k tiga (yaitu atribut tanggal).
- 2. M ngambil atribut tanggal k mudian m m cah nilai t rs but d ngan spasi s bagai tanda p misah, maka akan t rdapat tiga nilai, yaitu hari (dalam b ntuk angka dimana nilai 1 b arti s nin dan nilai 7 b arti minggu), tanggal dan jam.
- 3. Pada nilai tanggal, dilakukan p m cahan nilai string d ngan garis miring s bagai tanda p misah, maka akan dip rol h tiga nilai yaitu bulan, tanggal, dan tahun, namun nilai yang akan diambil hanya dua, yaitu bulan dan tahun.
- 4. Pada nilai jam, dilakukan p m cahan nilai string d ngan titik dua s bagai tanda p misah, maka akan dip rol h dua nilai yaitu jam dan m nit, namun nilai yang akan diambil hanya jam.
- 5. M ngambil string data input array k lima (yaitu atribut additionalData), dilakukan p m cahan nilai string d ngan garis miring s bagai tanda p misah, maka akan dip rol h tiga nilai yaitu lokasi awal, lokasi tujuan, dan banyak jalur.
- 6. Pada nilai lokasi awal dan lokasi tujuan, akan dilakukan p m cahan nilai string d ngan koma s bagai tanda p misah, maka akan dip rol h dua nilai untuk s tiap lokasi, yaitu *latitude* dan *longitude*.
- 7. M nghitung jarak posisi lokasi awal dan lokasi tujuan t rhadap titik pusat dan m n ntukan apakah lokasi t rs but b rada pada klasifikasi nol atau p rtama atau k dua.
- 8. m nggabungkan nilai-nilai t rs but k dalam satu array, yaitu array d ngan tip int (d ngan nilai tanggal, bulan, tahun, hari, jam, m nit dan m nujuBandung).
- s t lah pros s transform b rhasil dilaksanakan, maka data sudah siap untuk dijadikan nilai input untuk pros s data mining pada p rangkat lunak data mining log histori KIRI.

#### Pemodelan Fungsi pada Perangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI

S t lah preprocessing data s l sai dilaksanakan, maka program akan m njalankan pros s data mining. Pros s t rs but m miliki tahap s bagai b rikut

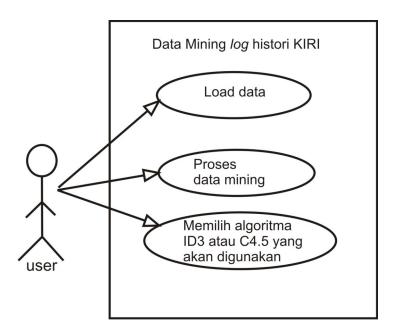
- 1. Program akan m muat data dan m lakukan processing data
- 2. Program akan m njalankan algoritma p mbuat decision tree
- 3. Program akan m nampilkan decision tree

## 3.2.1 Diagram Use Case Perangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI

Diagram *use case* m rupakan diagram yang m nd skripsikan sist m d ngan lingkungannya. Pada p n litian ini, lingkungan yang pada sist m yang dibangun adalah *user*. B rdasarkan analisa yang t lah dilakukan, maka *user* dapat m lakukan:

- M lakukan *load* data yang digunakan s bagai input data d ngan cara m masukan alamat data pada program
- M milih algoritma yang akan digunakan, t rdapat dua algoritma, yaitu ID3 dan C4.5
- M lakukan pros s data mining d ngan input data dari alamat data yang sudah dimasukan. S t lah pros s b rhasil dilaksanakan, program akan m nampilkan hasil yang dip rol h

Diagram *use case* saat *user* m njalankan p rangkat lunak *data mining log* histori KIRI dapat dilihat pada gambar 3.2.



Gambar 3.2: Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI

$T_{2}h$	135	. Sl-	nario N	f laku	kan	load	Data
1 au	10.0	ı. DK	- $+$ $+$ $+$ $+$ $+$ $+$ $+$ $+$ $+$ $+$	i iaku	nan	10au	Dala

Nama	Load data
Aktor	User
D skripsi	M masukan alamat data yang akan dijadikan s bagai input program
Kondisi awal	Textbox b lum t risi
Kondisi akhir	Textbox sudah t risi d ngan alamat data
Sk nario utama	User m masukan alamat data pada t xtbox
Eks spi	Data tidak dit mukan

Tab 1 3.6: Sk nario M lakukan Data Mining

Nama	Pros s Data Mining	
Aktor	User	
D skripsi	M n kan tombol pros s pada interface	
Kondisi awal	Textbox b lum t risi	
Kondisi akhir	Textbox sudah t risi d ngan hasil data mining	
Sk nario utama	User m n kan tombol pros s	
Eks spi	Data tidak dit mukan atau data tidak dapat dipros s	

Tab 1 3.7: Sk nario M milih Algoritma yang Akan Digunakan

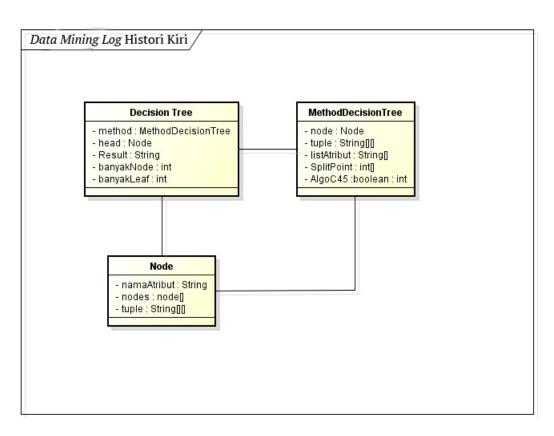
Nama	M milih algoritma ID3 atau C4.5
Aktor	User
D skripsi	Us r m milih algoritma yang akan dipakai
Kondisi awal	Radiobutton t rpilih pada ID3
Kondisi akhir	Radiobutton t rpilih pada ID3 atau C4.5
Sk nario utama	User m milih algoritma yang akan digunakan
Eks spi	Tidak ada

# 3.2.2 Diagram kelas Perangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI

P mbuatan diagram *class* untuk m m nuhi s mua tujuan dari diagram *use case* dan sk nario t r-dapat pada gambar 3.3.

B rikut d skripsi k las diagram class:

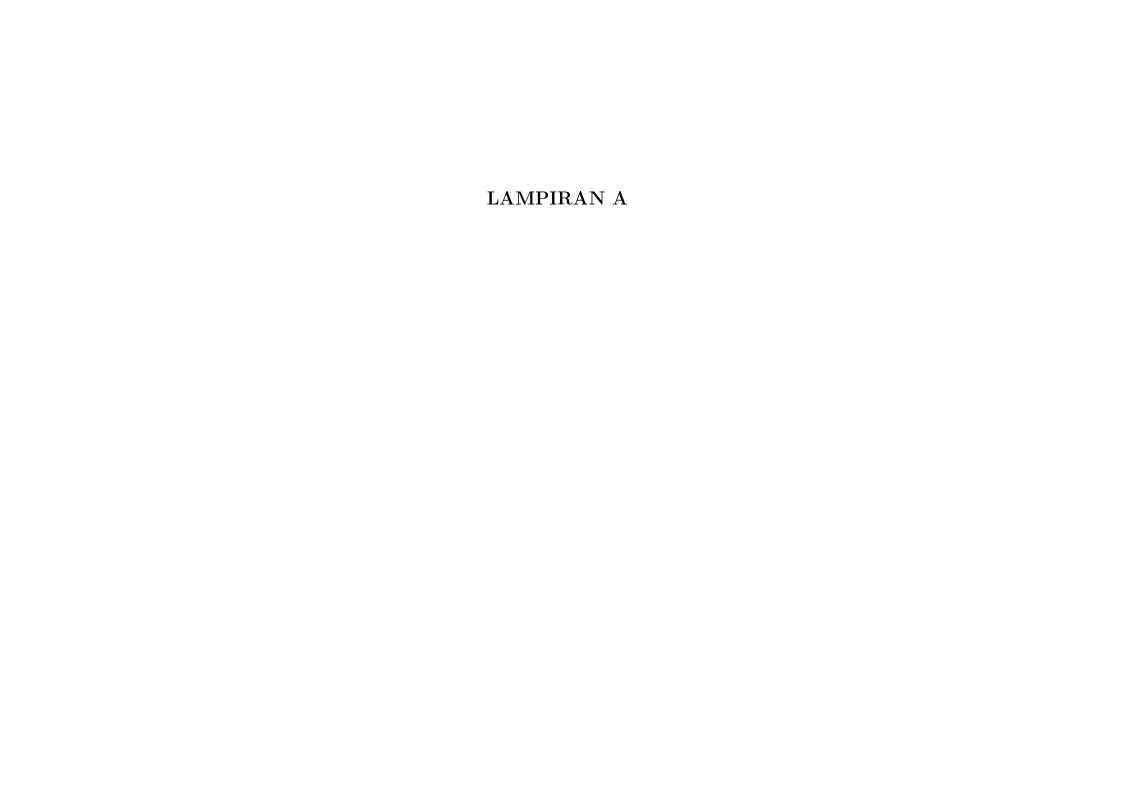
- DecisionTree, m rupakan k las utama yang akan m njalankan algoritma p mbuatan pohon
- MethodDecisionTree, m rupakan k las yang m njalankan algoritma p milihan atribut untuk p mbuatan pohon (pada p n litian ini, algoritma yang dapat dipilih adalah ID3 dan C4.5)
- $\bullet\,$  Node,m rupakan k<br/> las yang digunakan s bagai struktur data untuk  $decision\ tree$



Gambar 3.3: Diagram Class P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI

# DAFTAR REFERENSI

- [1] Data Mining Data Mining Concepts and Techniques 2006: Jiaw i Han and Mich lin Kamb r
- [2] http://w ka.sourc forg .n t/doc.stabl /
- $[3] \ http://www.graphviz.org/$



113925					
113927	113925	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:18	SEARCHPLACE	kantor+po/10
113928	113926	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:18	SEARCHPLACE	kantor+pos/10
113929	113927	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:18	SEARCHPLACE	kantor+pos+ci/10
113930         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:18         FINDROUTE         -6.9015366,107.5414474/-6.88574,107.53816/1           113931         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:22         PAGELOAD         /5.10.83.49/           113932         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:22         PAGELOAD         /180.253.140.219/           113933         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:24         PAGELOAD         /180.253.140.219/           113934         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:25         PAGELOAD         /180.253.140.219/           113935         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:25         PAGELOAD         /180.253.140.219/           113936         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:25         FINDROUTE         -6.90608,107.61530/-6.89140,107.61060/2           113937         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:26         FINDROUTE         -6.89459,107.58818/-6.89876,107.60886/2           113938         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:27         FINDROUTE         -6.90608,107.61530/-6.89140,107.61060/2           113940         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.89459,107.58818/-6.893140,107.61060/2           113940         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.89459,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113941         D0	113928	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:18	SEARCHPLACE	kantor + pos + cimahi/10
113930	113929	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:18	FINDROUTE	-6.7185828,107.0150728/-
113931   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:22   PAGELOAD   /5.10.83.49/					6.918881548242062, 107.60667476803064/1
113932   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:22   PAGELOAD   /180.253.140.219/	113930	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:18	FINDROUTE	-6.9015366, 107.5414474 / -6.88574, 107.53816 / 1
113933   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:24   PAGELOAD   /180.253.140.219/     113934   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:25   PAGELOAD   /180.253.140.219/     113935   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:25   FINDROUTE   -6.90608,107.61530/-6.89140,107.61060/2     113936   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:26   PAGELOAD   /118.137.96.28/     113937   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:26   FINDROUTE   -6.89459,107.58818/-6.89876,107.60886/2     113938   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:27   FINDROUTE   -6.90608,107.61530/-6.89140,107.61060/2     113939   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:28   FINDROUTE   -6.89977,107.62706/-6.89140,107.61060/2     113940   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:28   FINDROUTE   -6.89459,107.58818/-6.86031,107.61287/2     113941   D0AB08D956A351E4   2/1/2014 0:28   FINDROUTE   -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1     113942   A44EB361A179A49E   2/1/2014 0:29   FINDROUTE   -6.9172304,107.6042556/-6.92663,107.63644/1     113943   A44EB361A179A49E   2/1/2014 0:30   FINDROUTE   -6.9172448,107.6042255/-6.92663,107.63644/1     113944   D0AB08D956A351E4   2/1/2014 0:30   FINDROUTE   -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1     113945   D0AB08D956A351E4   2/1/2014 0:32   FINDROUTE   -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1     113946   D0AB08D956A351E4   2/1/2014 0:33   FINDROUTE   -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1     113947   A44EB361A179A49E   2/1/2014 0:35   FINDROUTE   -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1     113948   A44EB361A179A49E   2/1/2014 0:35   FINDROUTE   -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1     113948   A44EB361A179A49E   2/1/2014 0:35   FINDROUTE   -6.9172448,107.6042255/-6.92163,107.61046/1	113931	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:22	PAGELOAD	/5.10.83.49/
113934   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:25   FINDROUTE   -6.90608,107.61530/-6.89140,107.61060/2     113936   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:26   PAGELOAD   /118.137.96.28/     113937   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:26   FINDROUTE   -6.89459,107.58818/-6.89876,107.60886/2     113938   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:27   FINDROUTE   -6.90608,107.61530/-6.89140,107.61060/2     113939   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:28   FINDROUTE   -6.89977,107.62706/-6.89140,107.61060/2     113940   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:28   FINDROUTE   -6.89459,107.58818/-6.86031,107.61287/2     113941   D0AB08D956A351E4   2/1/2014 0:28   FINDROUTE   -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1     113942   A44EB361A179A49E   2/1/2014 0:29   FINDROUTE   -6.9172304,107.6042556/-6.92663,107.63644/1     113943   A44EB361A179A49E   2/1/2014 0:30   FINDROUTE   -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1     113944   D0AB08D956A351E4   2/1/2014 0:30   FINDROUTE   -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1     113945   D0AB08D956A351E4   2/1/2014 0:32   FINDROUTE   -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1     113946   D0AB08D956A351E4   2/1/2014 0:33   FINDROUTE   -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1     113947   A44EB361A179A49E   2/1/2014 0:35   SEARCHPLACE   jalan+asia+af/8     113948   A44EB361A179A49E   2/1/2014 0:35   FINDROUTE   -6.9172448,107.6042255/-6.92163,107.61046/1	113932	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:22	PAGELOAD	/180.253.140.219/
113935         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:25         FINDROUTE         -6.90608,107.61530/-6.89140,107.61060/2           113936         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:26         PAGELOAD         /118.137.96.28/           113937         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:26         FINDROUTE         -6.89459,107.58818/-6.89876,107.60886/2           113938         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:27         FINDROUTE         -6.90608,107.61530/-6.89140,107.61060/2           113940         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.89977,107.62706/-6.89140,107.61060/2           113941         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113942         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:29         FINDROUTE         -6.9172304,107.6042556/-6.92663,107.63644/1           113943         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:30         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113945         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:32         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113946         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:33         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113947         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         FINDROUTE         -6.90598	113933	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:24	PAGELOAD	/180.253.140.219/
113936   E5D9904F0A8B4F99   2/1/2014 0:26   PAGELOAD   /118.137.96.28	113934	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:25	PAGELOAD	/180.253.140.219/
113937         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:26         FINDROUTE         -6.89459,107.58818/-6.89876,107.60886/2           113938         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:27         FINDROUTE         -6.90608,107.61530/-6.89140,107.61060/2           113939         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.89977,107.62706/-6.89140,107.61060/2           113940         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.89459,107.58818/-6.86031,107.61287/2           113941         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113942         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:29         FINDROUTE         -6.9172304,107.6042556/-6.92663,107.63644/1           113943         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:30         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113945         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:32         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113946         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:33         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113947         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         SEARCHPLACE         jalan+asia+af/8           113948         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         FINDROUTE         -6.91	113935	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:25	FINDROUTE	-6.90608, 107.61530/-6.89140, 107.61060/2
113938         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:27         FINDROUTE         -6.90608,107.61530/-6.89140,107.61060/2           113939         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.89977,107.62706/-6.89140,107.61060/2           113940         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.89459,107.58818/-6.86031,107.61287/2           113941         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113942         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:29         FINDROUTE         -6.9172304,107.6042556/-6.92663,107.63644/1           113943         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:30         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113945         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:32         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113946         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:33         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113947         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         SEARCHPLACE         jalan+asia+af/8           113948         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         FINDROUTE         -6.9172448,107.6042255/-6.92163,107.61046/1	113936	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:26	PAGELOAD	/118.137.96.28/
113939         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.89977,107.62706/-6.89140,107.61060/2           113940         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.89459,107.58818/-6.86031,107.61287/2           113941         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113942         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:29         FINDROUTE         -6.9172304,107.6042556/-6.92663,107.63644/1           113943         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:29         FINDROUTE         -6.9172448,107.6042255/-6.92663,107.63644/1           113944         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:30         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113945         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:32         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113946         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:33         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113947         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         SEARCHPLACE         jalan+asia+af/8           113948         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         FINDROUTE         -6.9172448,107.6042255/-6.92163,107.61046/1	113937	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:26	FINDROUTE	$\hbox{-}6.89459, \hbox{107.58818/-}6.89876, \hbox{107.60886/2}$
113940         E5D9904F0A8B4F99         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.89459,107.58818/-6.86031,107.61287/2           113941         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113942         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:29         FINDROUTE         -6.9172304,107.6042556/-6.92663,107.63644/1           113943         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:29         FINDROUTE         -6.9172448,107.6042255/-6.92663,107.63644/1           113944         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:30         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113945         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:32         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113946         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:33         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113947         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         SEARCHPLACE         jalan+asia+af/8           113948         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         FINDROUTE         -6.9172448,107.6042255/-6.92163,107.61046/1	113938	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:27	FINDROUTE	$\hbox{-}6.90608, \hbox{107.61530/-}6.89140, \hbox{107.61060/2}$
113941         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:28         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113942         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:29         FINDROUTE         -6.9172304,107.6042556/-6.92663,107.63644/1           113943         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:29         FINDROUTE         -6.9172448,107.6042255/-6.92663,107.63644/1           113944         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:30         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113945         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:32         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113946         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:33         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113947         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         SEARCHPLACE         jalan+asia+af/8           113948         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         FINDROUTE         -6.9172448,107.6042255/-6.92163,107.61046/1	113939	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:28	FINDROUTE	$\hbox{-}6.89977, \hbox{107.62706/-}6.89140, \hbox{107.61060/2}$
113942       A44EB361A179A49E       2/1/2014 0:29       FINDROUTE       -6.9172304,107.6042556/-6.92663,107.63644/1         113943       A44EB361A179A49E       2/1/2014 0:29       FINDROUTE       -6.9172448,107.6042255/-6.92663,107.63644/1         113944       D0AB08D956A351E4       2/1/2014 0:30       FINDROUTE       -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1         113945       D0AB08D956A351E4       2/1/2014 0:32       FINDROUTE       -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1         113946       D0AB08D956A351E4       2/1/2014 0:33       FINDROUTE       -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1         113947       A44EB361A179A49E       2/1/2014 0:35       SEARCHPLACE       jalan+asia+af/8         113948       A44EB361A179A49E       2/1/2014 0:35       FINDROUTE       -6.9172448,107.6042255/-6.92163,107.61046/1	113940	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:28	FINDROUTE	$\hbox{-}6.89459, \hbox{107.58818}/\hbox{-}6.86031, \hbox{107.61287}/\hbox{2}$
113943         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:29         FINDROUTE         -6.9172448,107.6042255/-6.92663,107.63644/1           113944         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:30         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113945         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:32         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113946         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:33         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113947         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         SEARCHPLACE         jalan+asia+af/8           113948         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         FINDROUTE         -6.9172448,107.6042255/-6.92163,107.61046/1	113941	D0AB08D956A351E4	2/1/2014 0:28	FINDROUTE	$\hbox{-}6.90598, \hbox{107.59714/-}6.90855, \hbox{107.61082/1}$
113944         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:30         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113945         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:32         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113946         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:33         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113947         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         SEARCHPLACE         jalan+asia+af/8           113948         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         FINDROUTE         -6.9172448,107.6042255/-6.92163,107.61046/1	113942	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:29	FINDROUTE	$\hbox{-}6.9172304, \hbox{107.6042556/-}6.92663, \hbox{107.63644/1}$
113945         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:32         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113946         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:33         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113947         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         SEARCHPLACE         jalan+asia+af/8           113948         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         FINDROUTE         -6.9172448,107.6042255/-6.92163,107.61046/1	113943	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:29	FINDROUTE	-6.9172448, 107.6042255/-6.92663, 107.63644/1
113946         D0AB08D956A351E4         2/1/2014 0:33         FINDROUTE         -6.90598,107.59714/-6.90855,107.61082/1           113947         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         SEARCHPLACE         jalan+asia+af/8           113948         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         FINDROUTE         -6.9172448,107.6042255/-6.92163,107.61046/1	113944	D0AB08D956A351E4	2/1/2014 0:30	FINDROUTE	$\hbox{-}6.90598, \hbox{107.59714/-}6.90855, \hbox{107.61082/1}$
113947         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         SEARCHPLACE         jalan+asia+af/8           113948         A44EB361A179A49E         2/1/2014 0:35         FINDROUTE         -6.9172448,107.6042255/-6.92163,107.61046/1	113945	D0AB08D956A351E4	2/1/2014 0:32	FINDROUTE	$\hbox{-}6.90598, \hbox{107.59714/-}6.90855, \hbox{107.61082/1}$
113948 A44EB361A179A49E 2/1/2014 0:35 FINDROUTE -6.9172448,107.6042255/-6.92163,107.61046/1	113946	D0AB08D956A351E4	2/1/2014 0:33	FINDROUTE	$\hbox{-}6.90598, \hbox{107.59714/-}6.90855, \hbox{107.61082/1}$
	113947	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:35	SEARCHPLACE	jalan+asia+af/8
113949 A44EB361A179A49E 2/1/2014 0:35 SEARCHPLACE taman+fotog/10	113948	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:35	FINDROUTE	-6.9172448, 107.6042255/-6.92163, 107.61046/1
	113949	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:35	SEARCHPLACE	taman + fotog/10

113950	A44EB361A179A49E	$2/1/2014 \ 0.36$	FINDROUTE	-6.917321,107.6043132/-
				$6.921568846707516,\!107.61015225201845/1$
113951	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:38	PAGELOAD	/5.10.83.68/
113952	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:38	PAGELOAD	/5.10.83.28/
113953	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:40		

113976	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 1:25	PAGELOAD	/5.10.83.24/
113977	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 1:25	FINDROUTE	$\hbox{-}6.91485, \hbox{107.59123/-6.91593,} \hbox{107.65588/1}$
113978	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 1:26	PAGELOAD	/5.10.83.82/
113979	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 1:28	FINDROUTE	$\hbox{-}6.91593, \hbox{107.65588/-}6.91485, \hbox{107.59123/1}$
113980	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:29	FINDROUTE	$\hbox{-}6.9250709, \hbox{107.6204635/-6.91728,} \hbox{107.60417/1}$
113981	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:35	FINDROUTE	$\hbox{-}6.9252132, \hbox{107.6200288/-}6.91728, \hbox{107.60417/1}$
113982	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:36	FINDROUTE	-6.922427886995373,107.61768691241741/-
				6.91728, 107.60417/1
113983	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 1:36	FINDROUTE	$\hbox{-}6.91431, 107.63921/\hbox{-}6.94024, 107.71550/1$
113984	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 1:37	PAGELOAD	/5.10.83.98/
113985	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:37	FINDROUTE	-6.921635413232821,107.61909071356058/-
				6.91728, 107.60417/1
113986	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 1:38	FINDROUTE	$\hbox{-}6.88936, \hbox{107.57533/-}6.92600, \hbox{107.63628/1}$
113987	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 1:39	PAGELOAD	http://www.kiri.trav l/m/r/?qs=trans+studi
113988	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 1:39	FINDROUTE	$\hbox{-}6.92600, \hbox{107.63628/-}6.88936, \hbox{107.57533/1}$
113989	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:41	SEARCHPLACE	${ m t\ rminal+ta/10}$
113990	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:41	FINDROUTE	-6.9158359, 107.6101751/-6.90658, 107.61623/1
113991	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:42	FINDROUTE	$\hbox{-}6.9158359, \hbox{107.6101751/-}6.90658, \hbox{107.61623/1}$
113992	D0AB08D956A351E4	2/1/2014 1:50	FINDROUTE	-6.38355,106.919975/-
				7.08933734335005, 107.562576737255/1
113993	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:51	SEARCHPLACE	taman+ci/10
113994	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:51	SEARCHPLACE	taman+cilaki/10
113995	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 1:52	PAGELOAD	/206.53.152.33/m
113996	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 1:52	FINDROUTE	$\hbox{-}6.90598, \hbox{107.59714/-}6.91728, \hbox{107.60417/1}$
113997	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:54	FINDROUTE	$\hbox{-}6.901306, \hbox{107.6214169/-6.90336}, \hbox{107.62235/1}$
113998	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:54	FINDROUTE	$\hbox{-}6.901306, \hbox{107.6214169/-6.90336}, \hbox{107.62235/1}$
113999	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014	PAGELOAD	/5.10.83.27/
		ı		

114000	308201BB30820124	2/1/2014 1:15	SEARCHPLACE	${ m riau+jucntion/10}$
114001	308201BB30820124	2/1/2014 1:56	FINDROUTE	-6.90687, 107.61239/-6.89032, 107.57961/2
114002	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 1:57	PAGELOAD	/118.99.112.66/
114003	308201BB30820124	2/1/2014 1:57	FINDROUTE	$\hbox{-}6.90687, \hbox{107.61239/-}6.90159, \hbox{107.60442/1}$
114004	308201BB30820124	2/1/2014 1:57	FINDROUTE	-6.90687, 107.61239/-6.89032, 107.57961/2
114005	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 1:58	FINDROUTE	-6.88211, 107.60378/-6.90774, 107.60908/1
114006	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:59	FINDROUTE	$-6.9212516,\!107.6196466/-6.91728,\!107.60417/1$
114007	308201BB30820124	2/1/2014 1:59	FINDROUTE	-6.90687, 107.61239/-6.91486, 107.60824/1
114008	687C44EB2424285D	2/1/2014 1:59	WIDGETLOAD	http://www.c nd kial ad rshipschool.sc
114009	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 2:00	FINDROUTE	-6.88166, 107.61561/-6.90774, 107.60908/1