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

D	AFTA	R ISI	iii
D	AFTA	R GAMBAR	\mathbf{v}
D	AFTA	R TABEL	vi
1	PEN	NDAHULUAN	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	LAN	NDASAN 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	AN	ALISA	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
4	PEF	RANCANGAN PERANGKAT LUNAK	53
	4.1	P rancangan P rangkat Lunak	53
		4.1.1 P rancangan K las dan Method	53
		4.1.2 S qu nc diagram	59
		4.1.3 P rancangan D sain Antar Muka	61

Daftar Referensi	63
A 100 data pertama dari log histori KIRI	65

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 output Graphviz	41
3.1	Classification pada da rah Bandung	47
3.2	Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI	50
3.3	Diagram Class P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI	52
4.1	Diagram Class P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI	58
4.2	Diagram Class P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI	60
4.3	Tampilan Program Mulai Dijalankan	61
4.4	Tampilan Us r M milih Fil	61
4.5	Tampilan Us r M milih M tod P mbuatan Decision Tree	62
4.6	Tampilan Decision TreeS 1 sai Dibuat	62

DAFTAR TABEL

2.1	tabl m ngandung missing value dan noisy	6
2.2	Contoh training s t	15
3.1	Contoh data log KIRI s t lah data selection	44
3.2	Contoh hasil data transformasi	46
3.3	Contoh hasil data transformasi latitud longitud	48
3.5	Sk nario M lakukan load Data	51
3.6	Sk nario M lakukan Data Mining	51
3.7	Sk nario M milih Algoritma yang Akan Digunakan	51

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
 ngganggu pros s $data\ mining$ pada komput r dan dapat m
 nghasilkan nilai akhir yang tidak s suai. T rdapat b b rapa t knik untuk m
 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_A(D), maka atribut t rs but masih m m rlukan informasi, s makin b sar nilai Info_A(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:

	140 120 0011011 014111110 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
 nggunakan rumus Hav rsin , maka jarak antar k dua titik t
 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

2.4. Weka 31

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.

2.4. Weka 33

• 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.

2.4. Weka 35

• 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.

2.4. Weka 37

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.

2.4. Weka 39

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.

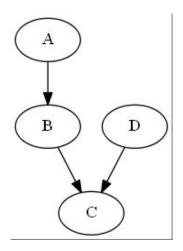
void s tOption(String[] option)
 M lakukan p ny tingan p ngaturan.

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 2.7
```



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
 njadi input akan dip riksa apakah m ngandung missing value atau noisy. S
 t lah dilakukan p m riksaan, tidak dit mukan missing value ataupun noisy, s
 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

44 Bab 3. Analisa

- 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

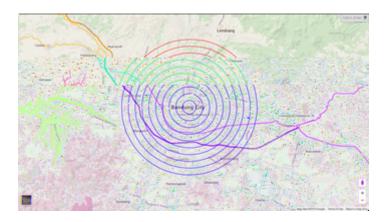
Contoh hasil data transformasi jika input m
 rupakan data dari tab l3.1 dapat dilihat pada tab l3.2.

Bab 3. Analisa

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.

48 Bab 3. Analisa

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 1 3.3: 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 d ngan m nggunakan graphviz.

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 bulan, tahun, hari, jam 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.

50 Bab 3. Analisa

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

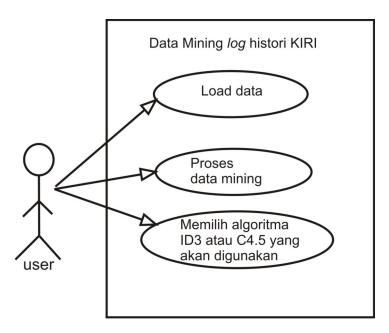
- 1. Program akan m muat data dan m lakukan processing data
- 2. Program akan m njalankan algoritma p mbuat decision tree
- 3. Program akan m mbuat grafik dari hasil algroitma decision tree
- 4. Program akan m nampilkan grafik decision tree

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

Tab 13.5: Sk nario M lakukan load Data

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 l 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

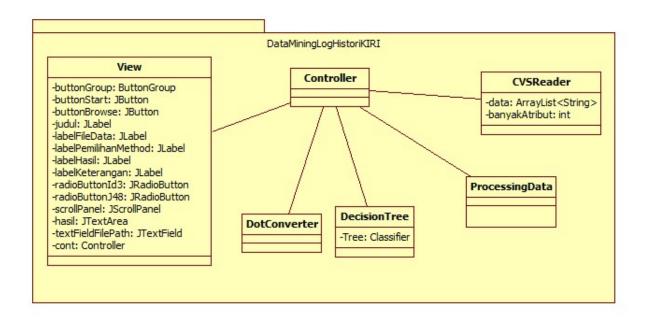
Tab l 3.7: Sk nario M milih Algoritma yang Akan Digunakan

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.

52 Bab 3. Analisa



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

B rikut d skripsi k las diagram class:

- Vi w, m rupakan k las untuk m ngatur d sain antar muka.
- Controll r, m rupakan k las untuk m ngatur vi w dan modul k tika program dijalankan.
- CSVR ad r, m rupakan k las yang m miliki m thod untuk m mbaca fil .CSV.
- Proc ssingData, m rupakan k las yang m miliki m thod untuk m lakukan preprocessing data.
- D cissionTr , m rupakan k las yang m miliki m thod untuk m mbuat decision tree dan m nghitung confident dari pohon yang sudah dihasilkan.
- DotConv rt r, m rupakan k las yang m miliki m thod untuk m ngubah string yang m rupakan hasil dari k las D cissionTr (yaitu, decision tree dalam b ntuk string) m njadi bahasa dot yang siap dijadikan masukan untuk graphviz.

BAB 4

PERANCANGAN PERANGKAT LUNAK

Bab ini b risi t ntang p nj lasan p rancangan p rangkat lunak untuk m lakukan pros s data mining s suai analisa yang sudah dibahas pada bab 3.

4.1 Perancangan Perangkat Lunak

4.1.1 Perancangan Kelas dan Method

Agar p rangkat lunak dapat m njalankan fungsi yang sudah dibahas pada p mod lan fungsi di bab 3, maka pada subbab ini akan dibahas rancangan k las dan method yang akan dibuat.

1. K las Controll r

• M thod

- (a) public controll r(), m rupakan constructor dari k las controll r.
- (b) public void startMining(String inputFil Path, String miningAlgo, JLab l lab l, JT xtAr a t xtAr a), m rupakan m thod untuk m njalankan modul-modul yang m lakukan data mining dan m mbuat decision tree dari data yang m njadi masukan program.
- (c) public static void main(String[] args), m rupakan m thod main untuk m njalankan program.

2. K las Vi w

• Atribut

- (a) ButtonGroup buttonGroup, digunakan untuk m ng lompokkan jRadioButton.
- (b) JButton buttonStart, m rupakan s buah tombol yang dapat m manggil m thod buttonStartActionP rform d() bila diklik.
- (c) JButton buttonBrows , m rupakan s buah tombol yang dapat m manggil m thod buttonBrows ActionP rform d() bila diklik.
- (d) JLab l judul, m rupakan s buah lab l yang b risi judul dari aplikasi ini.
- () JLab l lab lFil Data, m rupakan lab l untuk m nunjukkan bagian p milihan fil data path.
- (f) JLab l lab lP milihanM thod, m rupakan lab l untuk m nunjukkan bagian p milihan m thod.

- (g) JLab l lab lHasil, m rupakan lab l untuk m nunjukkan bagian hasil program.
- (h) JLab l lab lK t rangan, m rupakan lab l untuk m nunjukkan k t rangan dari program.
- (i) JRadioButton radioButtonId3, m rupakan radio button yang m nunjukkan bahwa us r m milih m thod ID3 atau tidak.
- (j) JRadiioButton radioButtonJ48, m rupakan radio button yang m nunjukkan bahwa us r m milih m thod J48 atau tidak.
- (k) JScrollPan l scrollPan l, m rupakan variab l yang digunakan untuk m ngaktifkan fungsi scroll pada JT xtAr a hasil.
- (l) JT xtAr a hasil, m rupakan s buah JT xtAr a yang digunakan untuk m nunjukkan hasil data mining dari program.
- (m) JT xtFi ld t xtFi ldFil Path, digunakan untuk m lakukan input path file baik dilakukan s cara manual atau m lalui tombol browse.
- (n) Controll r cont, digunakan untuk m manggil method startMining k tika tombol buttonStart diklik.

• M thod

- (a) public void buttonBrows ActionP rform d(java.awt. v nt.ActionEv nt vt), digunakan untuk m mbuat jFil Choos r yang b rfungsi untuk m milih fil dan m ndapatkan file path dari fil yang dipilih dan m masukkan string t rs but k t xtFildFil Path.
- (b) public void buttonStartActionP rform d(java.awt. v nt.ActionEv nt vt), digunakan untuk m ngambil String dari t xtFi ldFil Path s rta m thod yang dipilih pada jRadioButton (Id3 atau J48) k mudian m manggil m thod startMining d ngan masukan k dua fil t rs but, lab l dan t xtAr a.

3. K las CSVR ad r

• Atribut

- (a) ArrayList<String[]> data, digunakan untuk m nyimpan isi dari fil CSV yang sudah dibaca.
- (b) int banyakAtribut, digunakan untuk m nyimpan banyak atribut yang akan dibaca ol h CSV.

• M thod

- (a) public CSVR ad r(), m rupakan constructor dari k las CSVR ad r.
- (b) public void s tEmpty, m rupakan m thod untuk m nghapus isi variab l data.
- (c) public ArrayList r adCSV(String fil), digunakan untuk m mbaca fil CSV.
- (d) public ArrayList g tData(), digunakan untuk m ndapatkan variab l data.
- () public void s tData(ArrayList data), digunakan untuk m ngganti nilai variab l data s suai d ngan param t r.
- (f) public int g tBanyakAtribut(), digunakan untuk m ndapatkan nilai variab l banyakAtribut.

(g) public void s tBanyakAtribut(int banyakAtribut), digunakan untuk m nggati nilai variab l banyakAtribut s suai d ngan param t r.

4. K las Proc ssingData

• M thod

- (a) public Proc ssingData(), m rupakan constructor dari k las Proc ssingData.
- (b) public void proc ssSorting(ArrayList array, ArrayList data, String action), digunakan untuk m milah arraylist s hingga arraylist t rs but hanya b risi action yang diinginkan saja (pada p n litian ini, action yang diharapkan adalah FINDROUTE). Hasil pilah akan disimpan pada varib l array dari param t r m thod s hingga tidak dip rlukan r turn valu.
- (c) public ArrayList pr proc ssingData(ArrayList<String[]> data), Digunakan untuk m lakukan tahap preprocessing data s p rti yang sudah dij laskan pada p mod lan data di bab 3. Tujuan dari fungsi ini adalah m ndapatkan nilai waktu yang sudah diubah m njadi GMT+7 dan sudah dik lompokkan m njadi jam, hari, bulan, dan tahun s rta m ng tahui klasifikasi k las dari untuk s tiap record d ngan m nghitung jarak dari titik k b rangkatan t rhadap titik pusat Bandung dan titik tujuan t rhadap titik pusat Bandung.
- (d) public int KlasifikasiK las(doubl jarakK b rangkatan, doubl jarakTujuan), Digunakan untuk m n ntukan k las dari hasil jarak titik k b rangkatan d ngan titik pusat Bandung dan titik tujuan d ngan titik pusat Bandung.

5. K las D cisionTr

• Atribut

(a) Classifi r tr , digunakan untuk m nyimpan decision tree yang sudah dihasilkan.

• M thod

- (a) public D cisionTr (), m rupakan constructor untuk k las D cisionTr .
- (b) public doubl—calculat Confid nt(Instanc s data), digunakan untuk m ndapatkan nilai confid nt dari decision tree yang dihasilkan.
- (c) public String id3(Instanc s data), digunakan untuk m mbuat decision tree d ngan m nggunakan m tod ID3 dari API W ka.
- (d) public String j48(Instanc s data), digunakan untuk m mbuat decision tree d ngan m nggunakan m tod J48 dari API W ka.

6. K las Dot Conv rt r

• M thod

(a) public String conv rt(String data, String miningAlgo, String nod Nam), Digunakan untuk m ngubah nilai string yang sudah dip rol h dari k las D cisionTr m njadi bahasa DOT untuk m mbuat visualisasi d ngan m nggunakan graphviz.

Pada k las Proc ssingData, nilai data waktu p rlu diganti m njadi GMT+7 dan p rlu m nghitung jarak antar dua titik. Maka dari itu, akan dibuat dua k las tambahan untuk m lakukan k dua hal t rs but, yaitu Tim zon Conv rt r dan Distanc Hav rsin .

1. K las Tim zon Conv rt r

- M thod
 - (a) public static String conv rtToGMT7(String dat), digunakan untuk m ngubah waktu dari UTC m njadi GMT+7.

2. K las Distanc Hav rsin

- Atribut
 - (a) doubl r, digunakan untuk m nyimpan nilai radius dari bumi.
- M thod
 - (a) public doubl calculat Distanc (doubl latitud 1, doubl longitud 1, doubl latitud 2, doubl longitud 2), Digunakan untuk m nghitung jarak dari dua titik (latitud dan longitud).

S t lah m lakukan p n litian t ntang API W ka, dip rol h bahwa input untuk m mbuat decision tree m rupakan k las Instanc s dari API W ka. S lain itu, dip rlukan juga p ng c kkan untuk hasil dari k las t rs but, apakah sudah s suai d ngan aplikasi W ka atau b lum (kar na m nggunakan API W ka, s harusnya decision tree yang dihasilkan sama). Ol h kar na itu, akan ditambahkan k las ArffIO yang b rfungsi untuk m nulis dan m mbaca data d ngan format arff, s hingga k tika program m lakukan data mining, program akan m nghasilkan fil d ngan format arff yang dapat dibaca ol h aplikasi W ka untuk m lakukan p ng t san. Kar na kita sudah m miliki fil .arff t rs - but, ada baiknya jika m nggunakan fungsi m mbaca arff dari API W ka yang m nghasilkan return value b rupa k las Instanc s yang dapat digunakan untuk m mbuat decision tree.

1. K las ArffIO

- M thod
 - (a) public ArffIO, m rupakan constructor dari k las ArffIO.
 - (b) public void writ ArffIO(String nam, ArrayList<int[]> data), digunakan untuk m-nulis fil .arff s suai data pada param t r.
 - (c) public Instanc s arffR ad(String nam), digunakan untuk m mbaca fil .arff d ngan m nggunakan method dari API W ka.

K tika mulai m rancang method conv rt yang b rada di k las DotConv rt r, akan l bih mudah jika dirancang m njadi r kursif. Kar na data yang diolah pada method t rs but cukup banyak dan dip rlukan nama yang b rb da pada s tiap nod yang akan ditulis pada DOT, maka p rlu ditambah k las yang b rfungsi untuk struktur data pada k las t rs but, yaitu SDForConv rtTr .

1. k las SDForConv rtTr

• Atribut

- (a) String[] data, digunakan untuk m nyimpan nama-nama atribut yang akan diubah k dalam bahasa DOT.
- (b) int count, digunakan untuk m nghitung p nggunaan nama s tiap atribut s hingga dapat m nghasilkan nama nod yang b rb da untuk s tiap atribut.

• M thod

- (a) public SDForConv rtTr (String[] data), m rupakan constructor untuk k las ini dan akan m lakukan inisialisasi data pada atribut d ngan nilai data pada param t rs rta m lakukan inisialisasi nilai variab l count d ngan 0.
- (b) public void s tData(String data, ind x int), digunakan untuk m ngubah nilai data pada ind x t rt ntu.
- (c) public String g tData(), digunakan untuk m ndapatkan nilai atribut data.
- (d) public String g tData(int ind x), digunakan untuk m ndapatkan nilai data pada ind x t rt ntu.
- () public void s tCount(int count, int ind x), digunakan untuk m ngubah nilai count pada ind x t rt ntu.
- (f) public int g tCount(int ind x), digunakan untuk m ndapatkan nilai count pada ind x t rt ntu.
- (g) public bool an hasN xt(), digunakan untuk m ng c k apakah varib l data masih ada atau tidak.
- (h) public void buangArrayP rtama(), digunakan untuk m mbuang nilai array yang p rtama (ind x k 0).
- (i) public String g tDataNumb r(String atribut), digunakan untuk m ndapatkan angka pada nama atribut t rt ntu untuk m mbuat nama nod pada k las DotConv rt r agar s mua nama nod b rb da.

S t lah m lakukan convert dari string hasil dari method p mbuatan decision tree dari API W ka k bahasa Dot, maka dip rlukan p manggilan fungsi dot yang t rdapat pada graphviz. Cara m manggilan fungsi t rs but yaitu d ngan m nggunakan command prompt. Maka dari itu, akan dip rlukan k las yang m miliki method untuk m manggil command prompt dan m njalankan fungsi dot t rs but, yaitu k las CMD.

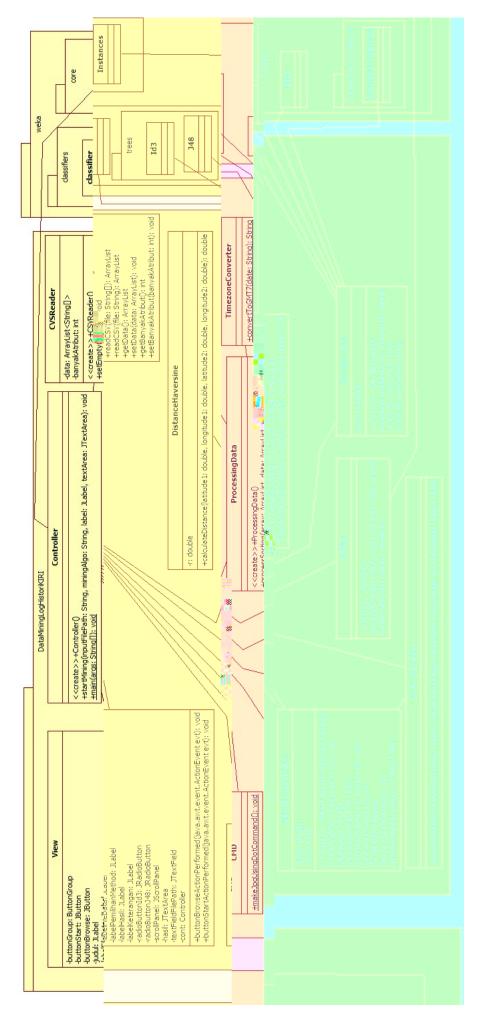
1. k las CMD

• M thod

(a) public static void mak JpgUsingDotCommand(), digunakan untuk m manggil command prompt dan m njalankan fungsi dot dan m nghasil gambar visualisasi grafik s suai d ngan fil yang m njadi masukan fungsi t rs but.

Kar na cara yang untuk m manggil fungsi dot adalah command prompt, maka hasil dari method conv rt harus disimpan dalam b ntuk fil t xt agar dapat dibaca ol h command prompt.

Dari p
 rancangan k las dan method yang sudah dilakukan, maka akan dip
 rol h diagram k las s p rti pada 4.1



Gambar 4.1: Diagram Class P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI

4.1.2 Sequence diagram

Pada subbab ini, akan dij laskan alur program d ngan m nggunakan sequence diagram pada 4.2.

P rtama, program akan m nampilkan d sain antar muka yang dihasilkan ol h k las Vi w. K - mudian us r akan m nulis *file path* atau m milih (d ngan m nggunakan tombol *browse*) *input* fil pada JT xtFi ld s rta m milih m tod p mbuatan *decision tree* (tahap p rtama). S t lah m - milih fil dan m tod , us r akan m n kan tombol start, dan k las Vi w akan m manggil *method* startMining dari k las controll r (tahap 3-4).

K las Controll r akan m ngaks s fil s suai d ngan masukan file path d ngan m manggil method r adCSV dari k las CSVR ad r dan m ndapat nilai k mbalian b rupa arraylist (tahap 5-6). S t lah m ndapatkan data dari fil CSV yang dipilih, data t rs but akan dipilah dan m nggambil record d ngan action FINDROUTE d ngan cara m manggil method proc ssSorting pada k las Proc ssingData dan m ng mbalikan ArrayList d ngan data yang sudah dipilah (tahap 7-8). K mudian data t rs but akan dilakukan preprocessing data d ngan cara m manggil method pr proc ssingData dari k las Proc ssingData(tahap 9).

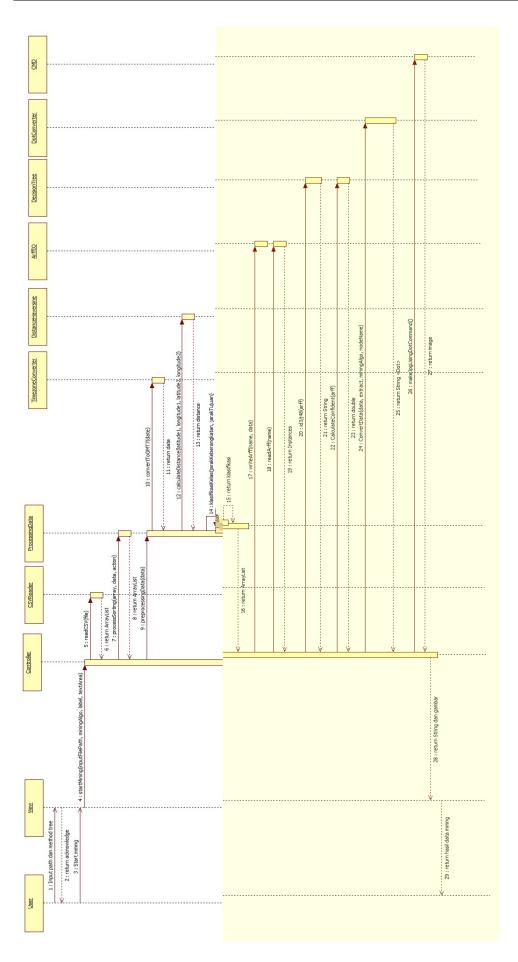
K tika method pr proc ssingData dijalankan, p rlu m ngubah nilai waktu dari UTC m njadi GMT+7 d ngan cara m manggil method conv rtGMT7 dari k las Tim zon Conv rt r dan m ng-mbalikan nilai b rtip Dat (tahap 10-11). S t lah nilai waktu diubah, dip rlukan p rhitungan jarak antara dua titik d ngan cara m manggil method calculat Distanc dari k las Distanc Havrsin dan m ng balikan nilai doubl yang b risi jarak dari k dua titik (tahap 12-13). K mudian dip rlukan klasifikasi k las dari jarak yang sudah dihasilkan d ngan cara m manggil method klasifikasiK las dari k las Proc ssingData (tahap 14-15). K mudian s mua data yang sudah dipros s akan dik mbalikan dalam b ntuk ArrayList(tahap 16).

S t lah didapat data yang sudah dilakukan preprocessing data, data t rs but akan disimpan d ngan format arff d ngan cara m manggi method writ Arff pada k las ArffIO(tahap 17). S t lah disimpan, dip rlukan m ngambil data dari fil arff yang sudah disimpan untuk m ndapatkan data d ngan tip Instanc d ngan cara m manggil methodr adArff(tahap 18-19).

K mudian program akan m mbuat decision tree d ngan cara m manggil method id3 atau j48 pada k las D cisionTr dan m ng mbalikan decision tree dalam b ntuk String(tahap 20-21). S t lah decision tree dibuat, p rlu dicari nilai confident yang dip rol h dari decision tree t rs but d ngan cara m manggil method calculat Confid nt dan nilai confident yang dihasilkan dik mbalikan dalam b ntuk doubl (tahap 22-23).

Tahap s lanjutnya adalah m ngubah nilai String yang dip rol h dari method id3 atau j48 m njadi bahasa DOT d ngan cara m manggil method conv rt pada k las DotConv rt r dan akan m ngmbalikan nilai String(tahap 24-25). S t lah dip rol h hasil dari method conv rt, maka dip rlukan command prompt untuk m nghasilkan gambar grafik untuk m lakukan visualisasi decision tree yang sudah dihasilkan(tahap 26-27).

S t lah gambar decision tree dihasilkan, maka method startMining akan m mbuat JFram yang baru untuk m mp rlihatkan hasil gambar decision tree yang sudah dip rol h s rta m ng mbalikan nilai String decision tree k pada k las Vi w yang akan ditampilkan di JT xtAr a(tahap 28-29).

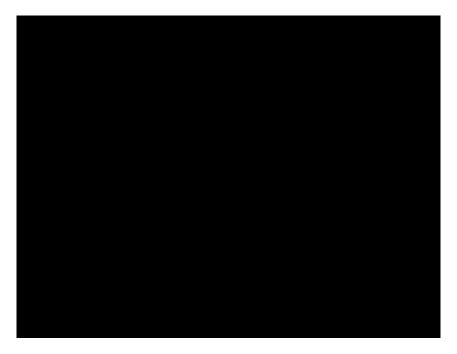


Gambar 4.2: Diagram Class P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI

4.1.3 Perancangan Desain Antar Muka

Pada subbab ini, akan dip rlihatkan rancangan d sain antar muka yang akan digunakan untuk program ini.

 ${\rm K}~$ tika program mulai dijalankan, maka akan s ${\rm p}~$ rti4.3



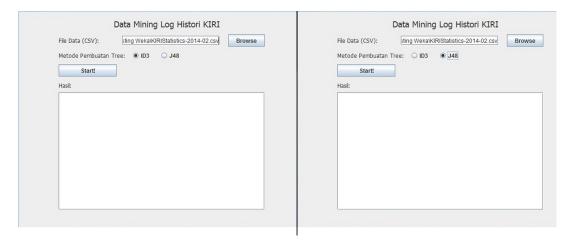
Gambar 4.3: Tampilan Program Mulai Dijalankan

 ${\bf K}~{\bf tika}~{\bf us}~{\bf r}~{\bf m}~{\bf milih}~{\bf fil}~,$ maka akan s ${\bf p}~{\bf rti}~4.4$



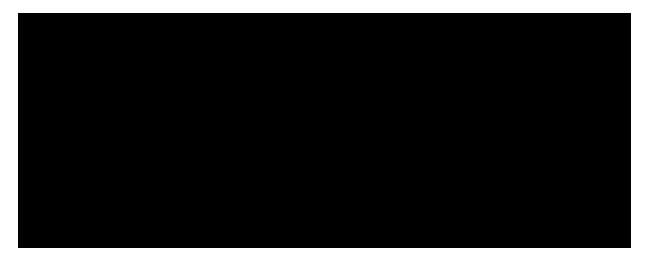
Gambar 4.4: Tampilan Us r M milih Fil

K tika us r m milih m tod p mbuatan decision tree, maka akan s p rti 4.5



Gambar 4.5: Tampilan Us
r M milih M tod $\,$ P mbuatan $\,$ Decision $\,$ Tree, gambar kiri m milih m - tod
id3 s dangkan gambar kanan m milih m tod $\,$ j48

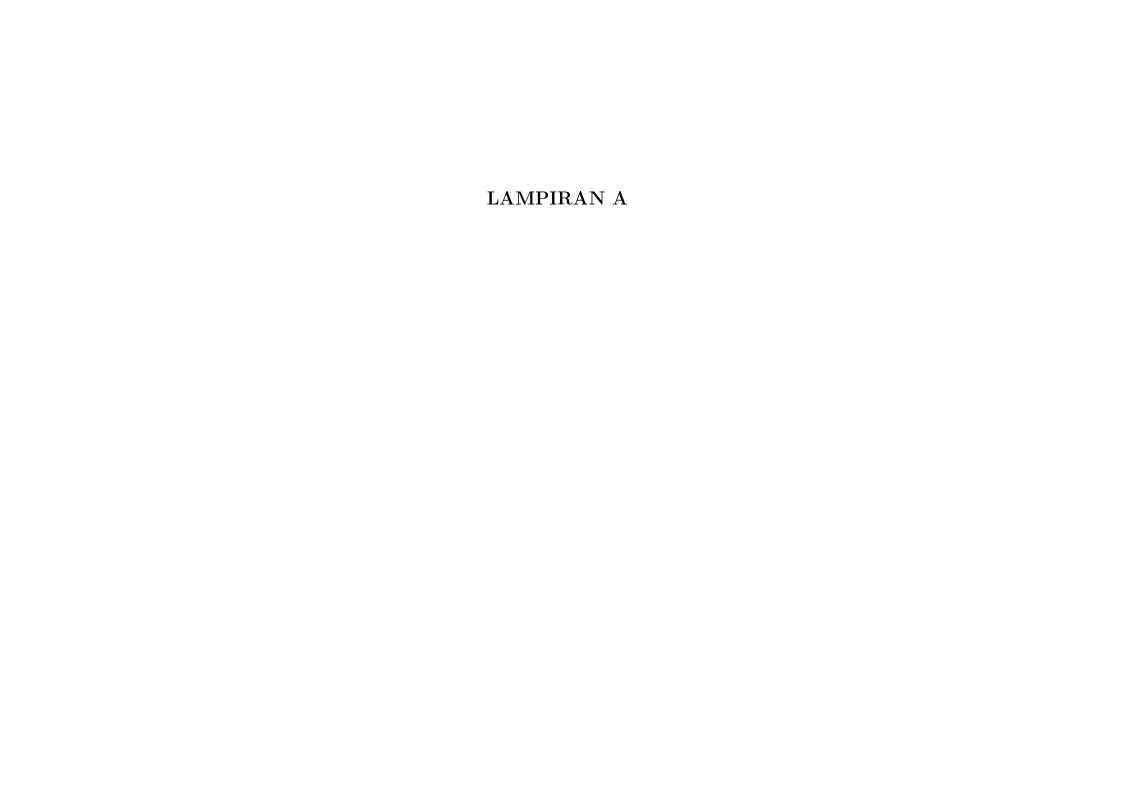
K tika decision tree s l sai dibuat, maka akan s p rti 4.6



Gambar 4.6: Decision Tree s l sai dibuat

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	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:18	SEARCHPLACE	kantor+po/10
113926	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:18	SEARCHPLACE	kantor+pos/10
113927	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:18	SEARCHPLACE	kantor+pos+ci/10
113928	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:18	SEARCHPLACE	$\rm kantor + pos + cimahi/10$
113929	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:18	FINDROUTE	-6.7185828,107.0150728/-
				$6.918881548242062,\!107.60667476803064/1$
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	

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	-6.91593, 107.65588/-6.91485, 107.59123/1
113980	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:29	FINDROUTE	$-6.9250709,\!107.6204635/-6.91728,\!107.60417/1$
113981	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:35	FINDROUTE	$-6.9252132,\!107.6200288/-6.91728,\!107.60417/1$
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	-6.88936, 107.57533/-6.92600, 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	-6.92600, 107.63628/-6.88936, 107.57533/1
113989	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:41	SEARCHPLACE	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	-6.9158359, 107.6101751/-6.90658, 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	an - ci/10
113994	A44EB361A179A49E	2/1/2014 1:51	SEARCHPLACE	${ m taman+cilaki/10}$
113995	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 1:52	PAGELOAD	$/206.53.152.33/\mathrm{m}$
113996	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 1:52	FINDROUTE	-6.90598, 107.59714/-6.91728, 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/
		•		

114000	308201BB30820124	2/1/2014 1:15	SEARCHPLACE	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	-6.90687, 107.61239/-6.90159, 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