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	AR ISI	iii
D	AFTA	AR GAMBAR	iv
D	AFTA	AR TABEL	\mathbf{v}
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	20
3	AN	ALISA	25
	3.1	Analisis Data	$\frac{-}{25}$
	_	3.1.1 Data Cl aning	25
		3.1.2 Data Int gration	25
		3.1.3 Data Selection	25
		3.1.4 Data Transformation	26
	3.2	Analisis P rangkat Lunak	30
	· · ·	3.2.1 Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI	32
		3.2.2 Diagram k las P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI	34
\mathbf{D}	AFTA	AR REFERENSI	35
			37
A	TOO) data pertama dari log histori $f KIRI$	31

DAFTAR GAMBAR

2.1	Tahap Data Mining
2.2	Tahap data classification
2.3	Contoh decision tree
2.4	J nis-j nis split point
2.5	Hasil pohon faktor pada atribut age dari tabl 2.1 16
2.6	Decision Tree Pruned
3.1	Classification pada da rah Bandung
3.2	Diagram Use Case P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI
3.3	Diagram Class P rangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI

DAFTAR TABEL

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

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

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

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

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

statisticId, primary k y dari ntry

v rifi r, m ngid ntifikasikan sumb r dari p ncarian ini

timestamp, waktu k tika p ngguna KIRI m ncari rut angkot

type, tip fungsi yang digunakan

additionalInfo, m ncatat koordinat awal, koordinat akhir, dan banyak rut yang dit mukan pada p ncarian ini

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

Bab 1. Pendahuluan

1.2 Perumusan Masalah

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

Bagaimana cara m ngolah pola yang dip rol h dari data log histori KIRI agar pola m njadi m narik dan b rmakna?

Bagaimana m mbuat p rangkat lunak untuk m lakukan data mining pada data log histori?

1.3 Tujuan

P n litian ini b rtujuan untuk

M ncari pola dan informasi yang m narik dari log histori KIRI

P rangkat lunak dapat m lakukan data mining dari log histori KIRI

1.4 Batasan Masalah

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

P n litian ini dibatasi hanya pada p rmasalahan pada p n rapan data mining pada data log KIRI

Data log yang digunakan untuk mining m rupakan log satu bulan dari KIRI

1.5 Metode Penelitian

B rikut adalah M tod P n litian yang digunakan:

M lakukan studi lit ratur t
 ntang algoritma-algoritma yang b rkaitan d ngan p m
ros 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 tab l 2.1

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

Tab l 2.1: Tab l 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 costumer 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 k
nik 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

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 tab l 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.

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

$$\nu' = \frac{\nu - min_A}{max_A - min_A} (newMax_A - newMin_A) + newMin_A$$

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

$$\frac{73.600}{98.000} \quad \frac{12.000}{12.000} (1, 0 \quad 0) + 0 = 0,716$$

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

$$\nu' = \frac{\nu \quad \overline{A}}{\sigma_A}$$

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

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

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



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
```

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



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 $C_{i,d}$.

Information Gain Information m nurut Claud Shannon dalam information theory adalah ukuran pure dari suatu data. Suatu data yang pure jika data t rs but m miliki tupl d ngan class yang sama. ID3 m nggunakan information gain s bagai attribute selection measure yang m lakukan p milihan atribut b rdasarkan informasi yang t rkandung dalam p san. Cara ID3 m ndapatkan information gain d ngan m nggunakan entropy. Entropy adalah ukuran impurity dari suatu data. Cara m ndapatkan nilai entropy adalah

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

Dimana pi 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

$$Info_A(D) = \sum_{j=1}^{v} \frac{jD_j j}{jDj} \quad Info(D_j)$$

 $|D_j|/D$ 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 $Info_A(D)$

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

contoh kasus untuk ID3, dalam p ncarianinformation gain

	140 12.2. Conton training 5 t				
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 12.2: Contoh training s t

Pada tab $1\,2.2$, 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

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

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

$$Info_{umur}(D) = \frac{5}{14} \quad \left(\begin{array}{ccc} \frac{2}{5} \log_2 \frac{2}{5} & \frac{3}{5} \log_2 \frac{3}{5} \right) + \frac{4}{14} & \left(\begin{array}{ccc} \frac{4}{4} \log_2 \frac{4}{4} & \frac{0}{4} \log_2 \frac{0}{4} \right) + \\ & \frac{5}{14} & \left(\begin{array}{ccc} \frac{3}{5} \log_2 \frac{3}{5} & \frac{2}{5} \log_2 \frac{2}{5} \right) = 0.694 bits \end{array}$$

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

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

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



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

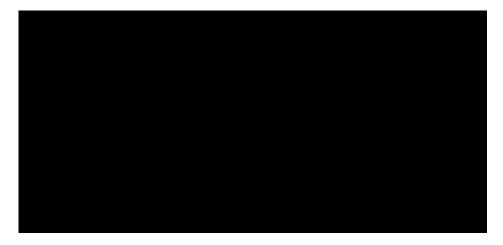
nilai gain dari atribut umur m rupakan nilai t rb sar diantara s mua atribut, maka atribut umur dipilih m njadi splitting attribute. S t lah dit ntukan, nod N akan m mb ntuk cabang b rdasarkan nilai dari atribut umur s p rti pada gambar 2.5.

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 <= split-point m rupakan cabang p rtama, dan A > split-point m rupakan cabang k dua.

Gain Ratio 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].

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:

$$SplitInfo_A(D) = \sum_{j=1}^{v} \frac{jD_jj}{jDj} \log_2(\frac{jD_jj}{jDj})$$



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

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 tab l 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:

$$SplitInfo_A(pendapatan) = \frac{4}{14} \log_2(\frac{4}{14}) \frac{6}{14} \log_2(\frac{6}{14}) \frac{4}{14} \log_2(\frac{4}{14})$$
$$SplitInfo_A(pendapatan) = 0.926bits$$

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

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

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. 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

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 atribut action

LogId m rupakan field d ngan tip data int d ngan batas 6 karakt r yang digunakan s bagai primary key dari tab l 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

2.2. Log Histori KIRI

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

Jika nilai atribut action adalah ADDAPIKEY, maka isi nilai dari additionalData adalah nilai $API\ key\ yang\ dihasilkan$

Jika nilai atribut action adalah FINDROUTE, maka isi nilai dari additional Data 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 :

$$a = \sin^2(\Delta \varphi/2) + \cos \varphi_1 \cdot \cos \varphi_2 \cdot \sin^2(\Delta \lambda/2)$$
$$c = 2.a \tan^2(\frac{P_a}{a}, \frac{P_a}{1-a})$$
$$d = R.c$$

Dimana φ adalah latitud , λ adalah longitud , R adalah radius bumi (radius = 6,371km) dan nilai latitud s rta longitud harus dalam radians.

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. 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.

2.4. Weka 21

```
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.

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

void d l t WithMissingClass()

2.4. Weka 23

```
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.
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.
```

2.4. Weka 25

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.

void s tClassInd x(int classInd x)

M ngatur ind ks k las s t.

```
void s tR lationNam (java.lang.String n wNam )
M ngatur nama hubungan itu.
int siz ()
M ng mbalikan banyak data dalam datas t.
void sort(Attribut att)
Urutkan contoh b rdasarkan atribut.
void sort(int attInd x)
Urutkan contoh b rdasarkan atribut.
void stabl Sort(Attribut att)
Urutkan contoh b rdasarkan atribut, m nggunakan s macam stabil.
void stabl Sort(int attInd x)
Urutkan contoh b rdasarkan atribut, m nggunakan s macam stabil
void stratify(int numFolds)
M ng lompokkan satu s t contoh s suai d ngan nilai-nilai k lasnya jika atribut k las nominal
(s hingga s t lah cross-validasi b rlapis dapat dilakukan).
Instanc s stringFr Structur ()
Buat salinan struktur.
doubl sumOfW ights()
M nghitung jumlah s mua bobot contoh.
void swap(int i, int j)
m nukar posisi dua contoh di s t.
static void t st(java.lang.String[] argv)
M tod p ngujian k las ini.
Instanc s t stCV(int numFolds, int numFold)
M nciptakan s t t s untuk satu kali lipat dari cross-validasi pada datas t.
java.lang.String toString()
M ng mbalikan datas t s bagai string dalam format ARFF.
java.lang.String toSummaryString()
M nghasilkan string m ringkas s t contoh
Instanc s trainCV(int numFolds, int numFold)
M nciptakan p latihan dit tapkan untuk satu kali lipat dari cross-validasi pada datas t.
```

2.4. Weka 27

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.

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

30 Bab 3. Analisa

Timestamp (UTC)

AdditionalData

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

	is 19.1. Conton data log Hitti s t lan data selec
Timestamp (UTC)	AdditionalData
2/1/2014 0:11	-6.8972513, 107.6385574/-6.91358, 107.62718/1
2/1/2014 0:13	$ \left \begin{array}{l} -6.8972513, 107.6385574 / -6.91358, 107.62718 / 1 \end{array} \right $
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	$\hspace*{-0.5cm} \hspace*{-0.5cm} \hspace*{-0.5cm$
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 nam atribut, yaitu:

Tanggal, atribut ini akan m
 nunjukkan tanggal k tika us r KIRI m manggil action FINDRO-
 UTE, d ngan nilai antara 01 sampai 31

Bulan, atribut ini akan m nunjukkan bulan k tika us r KIRI m manggil action FINDROUTE, d ngan nilai antara 01 sampai 12

Tahun, atribut ini akan m nunjukkan tahun k tika us r KIRI m manggil action FINDROUTE, d ngan format mpat angka (contoh: 2014)

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

3.1. Analisis Data

Jam, atribut ini akan m
 nunjukkan jam k tika us r KIRI m manggil action FINDROUTE, d ngan rang
nilai antara 00 sampai 23

M nit, atribut ini akan m nunjukkan m nit k tika us r KIRI m manggil action FINDROUTE, d ngan rang nilai antara 00 sampai 59

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

Longitud k b rangkatan, atribut ini b risi nilai longitud dari lokasi k b rangkatan yang dipilih ol h us r

Latitud tujuan, atribut ini b risi nilai latitud dari lokasi tujuan yang dipilih ol h us r

Longitud tujuan, atribut ini b risi nilai longitud dari lokasi tujuan yang dipilih ol h us r

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 s puluh, yaitu:

Tanggal

Bulan

Tahun

Hari

Jam

M nit

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.

Tanggal	Bulan	anggal Bulan Tahun	=	Jam	Menit	ari Jam Menit Latitude Ke- Longitude	Longitude	Latitude Tu- Longitude	Longitude
						berangkatan	Keberang-	juan	Tujuan
							katan		
01	02	2014	Sabtu 00		11	-6.8972513	107.6185574	-6.91358	107.62718
01	02	2014	Sabtu 00	00	13	-6.8972513	107.6385574	-6.91358	107.62718
01	02	2014	Sabtu 00		16	-6.90598	107.59714	-6.90855	107.61082
01	02	2014	Sabtu	00	18	-6.9015366	107.5414474	-6.88574	107.53816
01	02	2014	Sabtu 00	00	25	80906:9-	107.61530	-6.89140	107.61060
01	02	2014	Sabtu 00	00	27	-6.89459	107.58818	-6.89876	107.60886
01	02	2014	Sabtu 00		28	-6.89459	107.58818	-6.86031	107.61287

Tab l 3.2: Contoh hasil data transformasi

3.1. Analisis Data



Gambar 3.1: Classification pada da rah Bandung

S t lah nilai t rs but dip rol h, nilai longitude s rta latitude dari data lokasi k b rangkatan dan tujuan akan diubah s kali lagi m njadi nilai yang m nunjukkan apakah da rah lokasi t rs but m nunjukkan p rjalan 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. Untuk m ncari nilai rusuk dari lingkaran t rs but, maka akan diambil nilai titik k dua dari sisi lingkaran t rs but. Nilai sisi yang dipilih adalah -6.92036,107.67023 dalam latitud dan longitud. Maka untuk m ndapatkan nilai rusuk dari lingkaran dapat dip rol h d ngan cara m nghitung euclidean dari k dua titik t rs but.

$$r = \sqrt{(6.92036 (6.92036))^2 + (107.60500 107.67023)^2} = 0.06523$$

Dari p rhitungan t rs but, maka dapat disimpulkan jika suatu nilai latitud dan longitud yang dihitung p rb daan jaraknya d ngan titik pusat yang sudah dit ntukan dan dip rol h nilainya kurang dari 0.06523, dapat dikatakan bahwa lokasinya b rada di Bandung. Jika jaraknya l bih b sar dari 0.06523, maka lokasinya b rada di luar Bandung.

Nilai jarak dari lokasi k b rangkatan t rhadap titik pusat dan lokasi tujuan t rhadap titik pusat, dapat dijadikan acuan untuk m n ntukan apakah user t rs but m nuju da rah Bandung atau k luar dari Bandung. Kondisi yang m n ntukan apakah user m nuju Bandung yaitu, jika jarak dari lokasi k b rangkatan d ngan titik pusat l bih b sar daripada 0.06523 (dari luar Bandung) dan jarak dari lokasi tujuan d ngan titik pusat l bih k cil dari 0.06523 (di dalam Bandung), maka dapat dit ntukan bahwa user t rs but m nuju Bandung.

Maka dari itu, nilai latitud dan longitud dari lokasi k b rangkatan dan tujuan akan 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 nuju Bandung s dangkan nilai 0 b arti user tidak m nuju Bandung, dan jika nilai atribut t rs but adalah 2, maka user t rs but m miliki lokasi k b rangkatan dan tujuan di dalam Bandung. Contoh hasil data s t lah dilakukan transformation t rhadap latitud dan longitud t rdapat pada tab 1 3.3.

Tanggal	Bulan	Tahun	Hari	Jam	Menit	MenujuBandung
01	02	2014	Sabtu	00	11	2
01	02	2014	Sabtu	00	13	1
01	02	2014	Sabtu	00	16	1
01	02	2014	Sabtu	00	18	0
01	02	2014	Sabtu	00	25	1
01	02	2014	Sabtu	00	27	2
01	02	2014	Sabtu	00	28	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 dan nilai klasifikasi yang dip rol h.

Pemodelan Data pada Perangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI

Kar na data yang dip rol h sudah dalam b ntuk xc l, maka pada p n litian ini, tidak akan m nggunakan sist m databas . Untuk m mp rmudah p n litian, data-data pada xc l akan dipindahkan k data t xt d ngan format .txt. Isi dari fil txt t rs but m rupakan nilai dari atribut timestamp(UTC) dan additionalData yang dipisahkan d ngan spasi. Hal ini dapat dilakukan d ngan m nggunakan fungsi CONCATENATE dari xc l untuk m mbuat format s suai yang diharapkan k mudian m lakukan copy pada kolom CONCATENATE lalu paste pada fil txt yang masih kosong. Contoh data input untuk p rangkat lunak data mining log histori KIRI adalah

```
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
- S t lah dipindahkan k dalam format .txt, maka data sudah siap untuk m njadi input p rangkat lunak data mining log histori KIRI.

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 . 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 ngambil nilai string pada baris t rs but
- 2. M m cah nilai string yang didapat d ngan spasi s bagai tanda p misah, maka akan t rdapat tiga nilai, yaitu tanggal, jam, dan additionalData
- 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
- 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
- 5. Pada *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 ngubah waktu dari UTC m njadi GMT+8
- 8. M ncari hari d ngan m manfaatkan nilai tanggal, bulan, dan tahun s rta k las calendar
- 9. 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 dan dib ri atribut t rs but dib ri nama m nujuBandung.

10. m nggabungkan nilai-nilai t rs but k dalam satu array, yaitu array d ngan tip int (d ngan nilai tanggal, bulan, tahun, jam, m nit dan m nujuBandung)

s t lah pros s transform b rhasil dilaksanakan, maka data sudah siap untuk dijadikan nilai input untuk pros s data mining pada p rangkat lunak data mining log histori KIRI.

Pemodelan Fungsi pada Perangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI

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

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

Pada tahap p rtama, isi m thod pada attribute_selection_method akan m miliki tahap pros s s bagai b rikut

- 1. Program akan m nghitung nilai ntropy class
- 2. Program akan m nghitung nilai ntropy dan m ndapatkan nilai gain info untuk s tiap atribut pada attribute list
- 3. Jika user m milih untuk m nggunakan algoritma C4.5, maka program akan m nghitung splitInfo dan m nghitung gainRasio
- 4. Program akan m milih atribut yang t rbaik untuk dijadikan node (jika ID3 maka nilai gainInfo yang akan digunakan untuk m milih atribut, jika C4.5 maka nilai gain Rasio yang akan digunakan untuk m milih atribut)
- 5. Program akan m ng mbalikan *node* yang dipilih b rs rta nilai tupl yang t rdapat pada cabang masing-masing

3.2.1 Diagram Use Case Perangkat Lunak Data Mining Log Histori KIRI

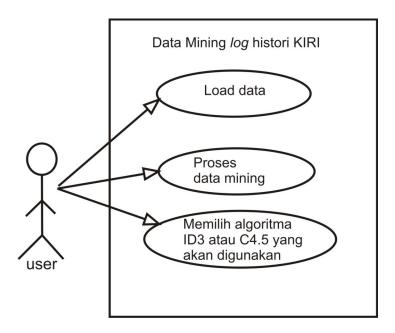
Diagram use case m rupakan diagram yang m nd skripsikan sist m d ngan lingkungannya. Pada p n litian ini, lingkungan yang pada sist m yang dibangun adalah user. B rdasarkan analisa yang t lah dilakukan, maka user dapat m lakukan:

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 l 3.5: Sk nario M lakukan load Data

	1ab 15.5: Sk hario W 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

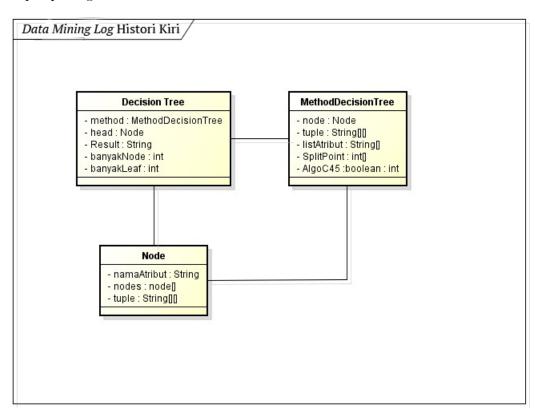
Nama	Pros s Data Mining
Aktor	User
D skripsi	M n kan tombol pros s pada interface
Kondisi awal	Textbox b lum t risi
Kondisi akhir	Textbox sudah t risi d ngan hasil data mining
Sk nario utama	User m n kan tombol pros s
Eks spi	Data tidak dit mukan atau data tidak dapat dipros s

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

Tab 13.7: Sk nario M milih Algoritma yang Akan Digunakan

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.



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

B rikut d skripsi k las diagram class:

DecisionTree, m rupakan k las utama yang akan m njalankan algoritma p mbuatan pohon

MethodDecisionTree, m rupakan k las yang m njalankan algoritma p milihan atribut untuk p mbuatan pohon (pada p n litian ini, algoritma yang dapat dipilih adalah ID3 dan C4.5)

Node, m rupakan k las yang digunakan s bagai struktur data untuk decision tree

DAFTAR REFERENSI

[1] Data Mining Data Mining Concepts and Techniques 2006: Jiaw i Han and Mich lin Kamb r

LAMPIRAN A

$100~\mathrm{DATA}$ PERTAMA DARI LOG HISTORI KIRI

\mathbf{LogId}	APIKey	Timestamp (UTC)	Action	AddionalData
113909	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:07	PAGELOAD	/5.10.83.30/
113910	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014/ 0:07	PAGELOAD	/5.5.83.49/
113911	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014/ 0:09	PAGELOAD	/5.10.83.30/
113912	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:10	PAGELOAD	/5.10.83.88/
113913	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:10	PAGELOAD	/5.10.83.58/
113914	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:11	SEARCHPLACE	an + fot/10
113915	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:11	FINDROUTE	-6.8972513, 107.6385574 / -6.91358, 107.62718 / 1
113916	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:12	PAGELOAD	/5.10.83.24/
113917	81CC9E4AD224357E	2/1/2014 0:13	WIDGETLOAD	/192.95.25.92/
11318	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:13	SEARCHPLACE	taman+f/10
113919	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:13	FINDROUTE	-6.8972513, 107.6385574 / -6.91358, 107.62718 / 1
113920	D0AB08D956A351E4	2/1/2014 0:15	FINDROUTE	-6.90598, 107.59714/-6.90855, 107.61082/1
113921	D0AB08D956A351E4	2/1/2014 0:16	SEARCHPLACE	istanta/0
113922	D0AB08D956A351E4	2.1.2014 0:16	SEARCHPLACE	istaba/0
113923	D0AB08D956A351E4	2/1/2014 0:16	FINDROUTE	-6.90598, 107.59714/-6.90855, 107.61082/1
113924	D0AB08D956A351E4	2/1/2014 0:17	FINDROUTE	-6.90598, 107.59714/-6.90855, 107.61082/1

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	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	/5.10.83.49/
113932	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:22	PAGELOAD	/180.253.140.219/
113933	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:24	PAGELOAD	/180.253.140.219/
113934	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:25	PAGELOAD	/180.253.140.219/
113935	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:25	FINDROUTE	$\hbox{-}6.90608, \hbox{107.61530/-}6.89140, \hbox{107.61060/2}$
113936	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:26	PAGELOAD	/118.137.96.28/
113937	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:26	FINDROUTE	$\hbox{-}6.89459, \hbox{107.58818/-}6.89876, \hbox{107.60886/2}$
113938	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:27	FINDROUTE	$\hbox{-}6.90608, \hbox{107.61530/-}6.89140, \hbox{107.61060/2}$
113939	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:28	FINDROUTE	$\hbox{-}6.89977, \hbox{107.62706/-}6.89140, \hbox{107.61060/2}$
113940	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:28	FINDROUTE	-6.89459, 107.58818/-6.86031, 107.61287/2
113941	D0AB08D956A351E4	2/1/2014 0:28	FINDROUTE	$\hbox{-}6.90598, \hbox{107.59714/-}6.90855, \hbox{107.61082/1}$
113942	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:29	FINDROUTE	$\hbox{-}6.9172304, \hbox{107.6042556/-}6.92663, \hbox{107.63644/1}$
113943	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:29	FINDROUTE	$\hbox{-}6.9172448, \hbox{107.6042255/-6.92663,} \hbox{107.63644/1}$
113944	D0AB08D956A351E4	2/1/2014 0:30	FINDROUTE	$\hbox{-}6.90598, \hbox{107.59714/-}6.90855, \hbox{107.61082/1}$
113945	D0AB08D956A351E4	2/1/2014 0:32	FINDROUTE	$\hbox{-}6.90598, \hbox{107.59714/-}6.90855, \hbox{107.61082/1}$
113946	D0AB08D956A351E4	2/1/2014 0:33	FINDROUTE	$\hbox{-}6.90598, \hbox{107.59714/-}6.90855, \hbox{107.61082/1}$
113947	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:35	SEARCHPLACE	jalan + asia + af/8
113948	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:35	FINDROUTE	-6.9172448, 107.6042255/-6.92163, 107.61046/1
113949	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:35	SEARCHPLACE	taman + fotog/10
			•	

113950	A44EB361A179A49E	2/1/2014 0:36	FINDROUTE	-6.917321,107.6043132/-
				6.921568846707516, 107.61015225201845/1
113951	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:38	PAGELOAD	/5.10.83.68/
113952	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:38	PAGELOAD	/5.10.83.28/
113953	E5D9904F0A8B4F99	2/1/2014 0:40		

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

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