ANALISA LOG AKSES DI E-LEARNING MENGGUNAKAN ASSOCIATION RULE MINING UNTUK MENGENALI POLA BELAJAR SISWA

(Studi Kasus di SMUN 1 Pare Kediri)

Mohammad Khayat Subkhan¹
Staf Pengajar di Fakultas Teknik, Universitas Nusantara PGRI Kediri aanmks@rocketmail.com

Abstraksi, Data log aktifitas siswa di aplikasi e-learning menjadi sangat penting sekali manakala seorang guru mempelajari ingin pola perilaku siswanya ketika berinteraksi dengan aplikasi tersebut. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan ekstraksi informasi mengenai pola perilaku menggunakan data log seperti itu yaitu menggunakan metode apriori. Apriori merupakan salah satu algoritma dalam model association rules mining yang saat ini sangat populer sekali dalam dunia machine learning. Association rule mining digunakan untuk menemukan asosiasi antar aktifitas di elearning. Asosiasi ini berupa rules yang menyatakan hubungan sejumlah aktifitas. Kekuatan hubungan ini menggunakan ukuran minimum support dan confidence. Dari penelitian ini dengan minimum support 0.2 dan confidence 1 dihasilkan sebuah aktifitas dengan asosiasi yang sangat kuat dengan banyak aktifitas lain yaitu course view. Dengan keakuratan mencapai 90%. Hal ini berarti aktifitas tersebut menjadi sangatlah penting untuk meniadi perhatian para guru untuk menyiapkan bahan ajar sebaik – baiknya dalam aplikasi e-learning.

Keyword: e-learning, machine learning, apriori, association rule, log aktifitas

I. Pendahuluan

A. LatarBelakang

Tuntutan akan persaingan global telah menjadikan perkembangan zaman, ruang dan waktu menjadi kendala utama dalam upaya peningkatan mutu pembelajaran. Pertumbuhan jumlah peserta didik yang banyak, terkadang semakin diimbangi oleh jumlah ruang dan waktu cukup dalam proses yang pembelajaranya. Sehingga hal berpotensi mengurangi kualitas interaksi antara pendidik dengan peserta didiknya. Yang akhirnya berujung pada kurang optimalnya mutu proses pembelajaran.

Dengan kehadiran aplikasi open source pembelajaran e-learning, seperti moodle yang telah digunakan oleh SMUN 1 Pare Kediri, maka menjadi mungkin sekali sebuah proses pembelajaran diselenggarakan secara mandiri dan kreatif. Segala bentuk aktifitas manual dikelas, bisa digantikan oleh fasilitas pada aplikasi ini, yang bisa diakses secara online, seperti modul bacaan, modul tugas, modul chat, modul forum, quiz, modul pilihan, modul dan sebagainya.

Moodle mencatat setiap aktifitas belajar siswa didalam databasenya, sehingga dengan hal ini kita bisa mempelajari bagaimana pola perilaku siswa ketika berinteraksi dengan aplikasi dalam rangkain proses belajarnya, apa saja yang mereka kerjakan, kapan melakukannya, berapa kali dan sebagainya.

Untuk itu dalam penelitian ini, machine learning akan difokuskan untuk menemukan pola – pola perilaku belajar siswa dengan melihat akses log moodle menggunakan pendekatan model association rules mining. Metode ini akan menghasilkan pengetahuan berbasis rule yang dapat digunakan sebagai pedoman untuk menganalisa lebih jauh tentang pola perilaku belajar siswa ketika mereka berinteraksi dengan aplikasi e-learning khususnya di SMUN 1 Pare – Kediri.

B. AssociationRules

Association rule mining digunakan untuk menemukan asosiasi atau hubungan yang menarik dalam sekumpulan data yang besar (Large Itemset). Dimana data – data yang secara frequent berasosiasi bisa digunakan untuk membantu dalam pengambilan keputusan.

Representasi matematik pada model association rule bisa dijelaskan sebagai berikut :

Jika $J=\{i_1,\ i_2,\,i_m\}$ disebut sebagai sekumpulan item Sedangkan D= set database transaksi dimana tiap transaksi T adalah sekumpulan item, maka $T\subseteq J$. Jika $A,\ B=$ set item dari T, maka A dikatakan item transaksinya T jika dan hanya jika $A\subseteq T$.

Dalam association rule sebuah bentuk implikasi sederhana di tulis dalam bentuk

 $A \Rightarrow B$, dimana $A \subset J$, $B \subset J$ dan $A \cap B = \emptyset$.

Maka support $(A \Rightarrow B) = P(A \cup B)$

Rule A ⇒ B memiliki confidence C dalam set transaksi D jika C adalahprosentasedaritransaksididalam D yang mengandungAdanjugamengandung B

Maka confidence $(A \Rightarrow B) = P(B|A) = [support count(A \cup B) / support count(A)].$

Salah satu algoritma yang diusulkan dalam pendekatan asosiasi ini adalah algoritma apriori.

Berikut pseudocode algoritma apriori

```
    L<sub>1</sub> = {large 1-itemsets};

2) for (k=2, L_{k-1} \neq \emptyset; k = 1) do begin
       C_k = \operatorname{apriori} \operatorname{gen}(L_{k-1}); // New candidates
4;
       for all transactions t \in \mathcal{D} do begin
          C_t = \operatorname{subset}(C_h, t); // \operatorname{Candidates} contained in
5)
6)
          for all candinates \epsilon \in C_{\epsilon} do
7)
             c.com.-+:
5
9)
       L_k = \{ \epsilon \in C_k \mid c.count \ge \min \sup \}
10) end
11) Answer = \bigcup_{i} \tilde{h}_{k}.
The apriori-gen function takes as argument L_{k-1}
 the set of all large (k-1)-itemsets. It returns a
 superset of the set of all large k-itemsets. The
 function works as follows. 1 First, in the join step.
 we join L_{k-1} with L_{k-1}:
```

```
insert into C_e

select p, item_1, p, item_{k-1}, q, tem_{k-1}

from L_{k-1} p, L_{k-1} q

where p, item_1 = q. item_{k-1}, q, item_{k-2} = q. item_{k-1} < q. item_{k-1} < q item_{k-1} < q.
```

Next, in the prime step, we delete all itemsets $c \in C_k$ such that some (k-1)-subset of c is not in L_{k-1} .

2 operasi utama pada algoritma Apriori adalah :

1) Operasi join

Untuk mendapatkan L_k yaitu sebuah set kandidat k-itemset, dilakukan dengan cara menggabungkan atau join

 L_{k-1} dengan dirinya sendiri. set kandidat ini di simbolkan dengan Ck. misal I_1 dan I_2 adalah itemset L_{k-1} , maka I_1 dan I_2 bisa dijoin jika item k-2 nya seperti rumusan berikut : $(L_1[1]=L_2[1]).(L_1[2]=L_2[2])$ ($L_1[k-2]=L_2[k-2]).(L_1[k-1]< L_2[k-1])$

2) Operasi prune

C_k adalah superset dari L_k. Proses scan databaseakan menghitung tiap kandidat di dalam Ck, dan hasilnya digunakan untuk menentukan Lk yaitu itemset yang memiliki support tidak kurang dari minimum support yang telah ditentukan di Ck. Proses scan dan perhitungan ini dapat digantikan dengan operasi prune pada algoritma apriori. (k-1)-itemset yang frequent tidak bisa menjadi subset dari sebuah frequent k-itemset, begitupula jika ada (k-1)-subset dari kandidat kitemset tidak menjadi anggota dalam L_{k-1}, maka kandidat tersebut dianggap tidak frequent dan bisa di hapus dari C_k .

C. Moodle

Moodle adalah sebuah aplikasi berbasis web yang berfungsi sebagai learning management system (LMS). Melalui aplikasi ini aktifitas belajar mengajar konventional bisa dilakukan secara digital misalkan untuk mengerjakan latihan – latihan, diskusi, pre dan post mereview materi quiz, pelajaran, mendownload materi pelajaran sampai mengerjakan final exam. Setiap aktifitas siswa pada aplikasi ini akan dicatat dalam log-nya. Dan hal ini menjadi sebuah basis pengetahuan yang bernilai untuk dianalisa.

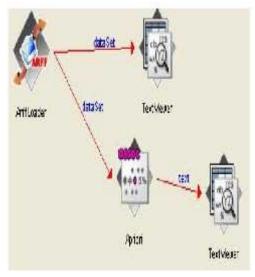
Data berasal dari aktifitas siswa yang terekam dalam log aplikasi e-learning, sebelum siap diolah dan di analisa, dilakukan proses cleaning untuk membuang record – record yang tidak berguna

D. WEKA

association rule Teknik diterapkan dengan menggunakan algoritma Apriori. Dimana analisa datanya menggunakan aplikasi **WEKA** bantuan (Waikato Environment for Knowledge Analysis), yaitu sebuah tool free license yang didalamnya banyak terdapat implementasi algoritma machine learning yang digunakan untuk menganalisa dataset dari permasalahan data mining. Duaparameter threshold digunakanpadaalgoritmaaprioriadalah minimum support dan confidence. Padajurnalini minimum support yang digunakanadalah 0.2 dengannilai confidence sebesar 0.9. Format file untuk proses ini yang

Format file untuk proses ini yang digunakanoleh WEKA adalaharff format, data flow di WEKA bisadigambarkansebagaiberikut :

Gambar data flow WEKA



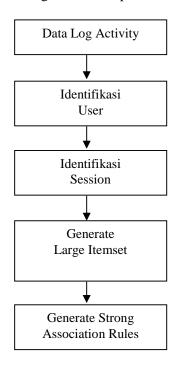
Dari penelitianinidihasilkanbanyak rule, tapitidaksemuapengetahuan yang

adapada rule tersebutbergunaataumenarikbagi guru untukmengembangkanstrategipembelajar an.

II. TEKNIKPENELITIAN

Dalam penelitian ini, tentunya ada langkah – langkah teknis yang harus dilakukan. Langkah – langkah tersebut digambarkan melalui blok diagram dibawah ini :

Diagram Teknik penelitian



III. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari log activity database moodle SMUN 1 Pare Kediri, berikut ini adalah beberapa hal yang berhubungan dengan dataset. Dibawah ini struktur datasetnya:

No	Atribut	Tipe Data
1	Id	Bigint
2	Time_Access	Bigint
3	Userid	Bigint
4	IP_Addres	Varchar

5	Module	Varchar
6	Action	Varchar

Dataset diambil dari log activity 50 orang siswa kelas X SMUN1 Pare Kediri pada tahun ajaran 2011/2012 dengan rata – rata aktifitas 1000 aktifitas, yang terkelompokkan dalam rata – rata 200 session. Jadi total sekitar 50.000 activity log.

Berikut ini adalah contoh dataset log activity siswa dengan userid : 11

09:07:56 0.109 4 2010-07-21 192.168. User Login 5 2010-07-21 192.168. Course View 07:11:33 0.239 View View 6 2010-07-21 192.168. Resour ce View 7 2010-07-21 192.168. Quiz View 07:20:56 0.239 User Logout 8 2010-07-21 192.168. User Logout	activity siswa dengan userid: 11				
09:07:49 0.109 2 2010-07-17 192.168. Course View 09:07:55 0.109 User Logout 3 2010-07-17 192.168. User Logout 09:07:56 0.109 User Login 4 2010-07-21 192.168. User Login 5 2010-07-21 192.168. Course View 07:11:33 0.239 ce View 07:11:42 0.239 ce View 7 2010-07-21 192.168. Quiz View 07:20:56 0.239 User Logout	Id	Time	IP	Module	
2 2010-07-17 op:07:55 192.168. op:07:55 Course op:07:55 View op:07:55 3 2010-07-17 op:07:56 192.168. op:07:168. op:07:168. op:07:11:18 User op:07:07:07:07:07:07:07:07:07:07:07:07:07:	1	2010-07-17	192.168.	User	Login
09:07:55 0.109 User Logout 3 2010-07-17 192.168. User Logout 09:07:56 0.109 User Login 4 2010-07-21 192.168. User Login 5 2010-07-21 192.168. Course View 07:11:33 0.239 View View 07:11:42 0.239 ce View 7 2010-07-21 192.168. Quiz View 07:20:56 0.239 User Logout 8 2010-07-21 192.168. User Logout		09:07:49	0.109		
3 2010-07-17 192.168. User Logout 4 2010-07-21 192.168. User Login 5 2010-07-21 192.168. Course View 07:11:33 0.239 6 2010-07-21 192.168. Resour View 07:11:42 0.239 ce 7 2010-07-21 192.168. Quiz View 07:20:56 0.239 8 2010-07-21 192.168. User Logout	2	2010-07-17	192.168.	Course	View
09:07:56 0.109 4 2010-07-21 192.168. User Login 07:11:18 0.239 View 5 2010-07-21 192.168. Course View 07:11:33 0.239 View View 07:11:42 0.239 ce View 7 2010-07-21 192.168. Quiz View 07:20:56 0.239 View View View 8 2010-07-21 192.168. User Logout		09:07:55	0.109		
4 2010-07-21 192.168. User Login 07:11:18 0.239 View 5 2010-07-21 192.168. Course View 07:11:33 0.239 View View 07:11:42 0.239 ce View 7 2010-07-21 192.168. Quiz View 07:20:56 0.239 View View View 8 2010-07-21 192.168. User Logout	3	2010-07-17	192.168.	User	Logout
07:11:18 0.239 5 2010-07-21 192.168. Course View 07:11:33 0.239 View View <td></td> <td>09:07:56</td> <td>0.109</td> <td></td> <td></td>		09:07:56	0.109		
5 2010-07-21 192.168. Course View 07:11:33 0.239 View 6 2010-07-21 192.168. Resour View 07:11:42 0.239 ce 7 2010-07-21 192.168. Quiz View 07:20:56 0.239 8 2010-07-21 192.168. User Logout	4	2010-07-21	192.168.	User	Login
07:11:33 0.239 6 2010-07-21 192.168. Resour ce View 07:11:42 0.239 ce View 7 2010-07-21 192.168. Quiz View 07:20:56 0.239 8 2010-07-21 192.168. User Logout		07:11:18	0.239		
6 2010-07-21 192.168. Resour View 07:11:42 0.239 ce 7 2010-07-21 192.168. Quiz View 07:20:56 0.239 8 2010-07-21 192.168. User Logout	5	2010-07-21	192.168.	Course	View
07:11:42 0.239 ce 7 2010-07-21 192.168. Quiz View 07:20:56 0.239 User Logout 8 2010-07-21 192.168. User Logout		07:11:33	0.239		
7 2010-07-21 192.168. Quiz View 07:20:56 0.239	6	2010-07-21	192.168.	Resour	View
07:20:56 0.239 8 2010-07-21 192.168. User Logout		07:11:42	0.239	ce	
8 2010-07-21 192.168. User Logout	7	2010-07-21		Quiz	View
		07:20:56	0.239		
07.07.16	8	2010-07-21		User	Logout
07:25:16 0.239		07:25:16	0.239		
9 2010-07-22 192.168. User Login	9	2010-07-22	192.168.	User	Login
10:01:16 0.111		10:01:16	0.111		
10 2010-07-22 192.168. Course View	10	2010-07-22	192.168.	Course	View
10:50:25 0.111		10:50:25	0.111		
11 2010-07-22 192.168. Resour View	11			Resour	View
10:55:22 0.111 ce			0.111	ce	
12 2010-07-23 192.168. User Login	12	2010-07-23	192.168.	User	Login
11:07:16 0.105					
13 2010-07-23 192.168. Course View	13			Course	View
07:08:17 0.105					
14 2010-07-23 192.168. Resour View	14			Resour	View
07:07:16 0.105 ce			0.105	ce	
15 2010-07-23 192.168. User Login	15			User	Login
11:08:16 0.107		11:08:16			
16 2010-07-23 192.168. Course View	16			Course	View
11:10:10 0.107					
17 2010-07-23 192.168. Resour View	17			Resour	View
11:30:55 0.107 ce					
18 2010-07-23 192.168. Quiz View	18			Quiz	View
11:45:18 0.107					
19 2010-07-23 192.168. Messag Write	19			_	Write
12:05:10 0.107 e					
	20			User	Logout
13:25:11 0.107		13:25:11	0.107		

IV. Pre-processing

Prosespreprocessingdilakukanuntukmeng identifikasiuser dan mendapatkansessionaktifitasuser. User di identifikasimelaluifielduseridsedangkans essionditandaiolehstringlogin dan logout. Dimana

sessiondiartikansebagairangkaianaktifitas yang

dilakukanolehuserdalamsatusesikesempat an yang didahuluiolehaktifitaslogin dan diakhiriolehaktifitaslogout.

Sebuahsessiondiasumsikansebagaisebuah transaksidalampemodelanassociation rule mining.

Artinyasetiapsiswanantinyaakanmempun yaisekumpulantransaksi.

SID	Aktifitas
1	{{Course_view}}
2	{{Course_view},{Resource_view},{Quiz_vie w}}
3	{{Course_view},{Resource_view}}
4	{{Course_view},{Resource_view}}
5	{{Course_view},{Resource_view},{Quiz_vie} w},{Message_write}}

Darisekumpulantransaksiuntuksetiapsisw ainiselanjutnyaakanditerapkanalgoritmaa prioriuntukmencarilargeitemset.

GenerateStrongAssociation Rules

Tahapinimerupakantahap inti daripenerapanmodelassociation rule Prosesdilakukandenganbantuan mining. WEKA untukmenemukan rule - rule terbaik. Yang selanjutnya bisa dianalisauntukmengenalipolaperilakutiap siswa di e-learning. Generatestrongassociation rule di lakukandenganminimumsupport 0.2 dan confidence 0.9.

Tampakproses di aplikasi WEKA sebagaiberikut :



V. HASILPENELITIAN

Darirangkainpenelitianini,
dihasilkanbanyak rules
tapitidaksemuanya bisa
digunakanuntukmengidentifikasipolaperil
aku. Denganminimumsupport 0.2 dan
confidence 0.9 dihasilkankelompok rule
– rule terbaik yang bisa
digunakansebagaiberikut:

No	Item X	Item Y	Confi-
•			dence
1	ResourseView	CourseView	1
2	QuizView	CourseView	1
3	AssignmentView	CourseView	1
4	QuizAttempt	CourseView	1
5	QuizAttempt	QuizView	1

Rules diatasmerupakan rata – rata mayoritasdaristrong rules yang dihasilkandari data log aktifitassetiapsiswa. Dan disituterlihatbahwaaktifitascourseviewme njadiaktifitas yang palingbanyak dan dominan dipiliholehsiswa. Course View

merupakanaktifitasuntukmelihatmaterise buahpelajaran yang dipersiapkanolehseorangguru di aplikasi e-learning.

Darisini bisa diketahuibetapapentingnyaseoranggurum enyiapkanmateri – materiberkualitas, sehinggaakanmendorongsiswalebihaktifb eraktifitasdalam e-learning.

DAFTAR PUSTAKA

Kularbphettong, Kunyanuth; Waraporn, Phanu; Tongsiri, Cholticha, 2012. "Analysis of student motivation Behaviour on e-learning based on Association rule mining", World Academy Of Science, Engineering and Technology 66.

Dimitrijevic, Maja; Bosnjak, Zita, 2010. "Discovering Interesting Association Rules in The Web Log Usage Data", Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge and Management, Volume 5.

Agrawal, R; Mannila, H; Srikant, R; Toivonan, H; Verkamo, A, 1996. "Fast Discovery of Association Rules", Advanced in Knowledge Discovery and Data Mining.

Gunawan, 2012, "Association Rules Mining (Bagian 2)", Bahan Ajar KuliahKnowledge Discovery in Database dan Data Mining, Kuliah #8.

Wahab; MohdHelmy Ab AzizulAzharRamli; NeureizeArbaiy, ZurinahSuradi, 2005. "Log Information Using Association Mining Technique: A Case Study of Utusan Education Portal", Procedding of the International Conference on Robotics, Information Vision, and Signal Processing, ROVISP.

Agrawal, R; Srikant, R, 1994, "Fast Algorithms For Mining Association Rules", Procedding of the 20th VLDB Conference pp 487 –499