

doi: 10.3969/j.issn.1674-8425(z).2017.02.018

基于 Felder-Silverman 学习风格模型的网络学习风格研究

王晨煜, 管明辉, 殷传涛, 熊 璋

(北京航空航天大学 中法工程师学院, 北京 100191)

摘 要: 结合学习风格的在线教育平台能提供给学习者与其学习风格相符合的教学资源, 因此关于在线学习风格的研究也成为了重点。基于 Felder-Silverman 学习风格模型, 首先通过所罗门风格量表显式得到学习者的线下学习风格, 并对量表进行修正, 随后应用 J48、逻辑回归以及贝叶斯网络算法对学习者的线上学习风格进行研究, 从而得到 3 种方法的结果, 并对其进行比较。

关 键 词: 在线学习; 学习风格; Felder-Silverman 模型; 分类算法

中图分类号: TP39

文献标识码: A

文章编号: 1674-8425(2017)02-0102-08

Research on Online Learning Style Based on Felder-Silverman Learning Style Model

WANG Chen-yu, GUAN Ming-hui, YIN Chuan-tao, XIONG Zhang

(Sino-French Engineering School, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: The online education system which is combined with learning styles would be able to deliver the education resources based on students' learning styles. Thus, online learning styles become more and more important nowadays. This research will apply the Felder-Silverman learning style model and use the Solomon questionnaire to analyze the learning styles and then apply some classification algorithms such as J48, logistic regression and Bayesian network to analyze the online learning styles, through which we obtained the results of the 3 methods and compared them.

Key words: online education; learning style; Felder-Silverman learning style model; classification algorithm

收稿日期: 2015-02-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61402028); 教育部高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20121102110037)

作者简介: 王晨煜(1991—), 女, 硕士研究生, 主要从事学习风格的研究, E-mail: weycc212@126.com。

引用格式: 王晨煜, 管明辉, 殷传涛, 等. 基于 Felder-Silverman 学习风格模型的网络学习风格研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2017(2): 102-109.

Citation format: WANG Chen-yu, GUAN Ming-hui, YIN Chuan-tao, et al. Research on Online Learning Style Based on Felder-Silverman Learning Style Model[J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science) 2017(2): 102-109.

学生在学习过程中的个体差异越来越受到人们的重视,这些差异可以通过学习风格来体现。因此,近年来对于学习风格的研究也逐渐成为热点。研究者们认为,如果向学习者们提供与其学习风格相适应的教学资源以及教学策略,则学习者对教学内容的掌握程度将大大提升,学习效果也会得到改善。虽然这一想法在学生数量众多的传统课堂中难以实施,但随着网络教学和计算机教学的发展,基于学习风格的教学逐渐得到人们的关注,由计算机给学习者们提供与其相适应的教学也成为了可能。

学习风格理论于 1954 年由美国学者 Herbert Thelen 提出,但目前仍没有一个统一的定义。Keefe 认为“学习风格是学习者特有的认知、情感和生理行为,它是反映学习者如何感知信息,如何与学习环境相互作用并对之做出反应的相对稳定的学习方式”。Honey 和 Mumford 认为学习风格是“对决定学习方式偏好的态度和行为的描述”。James 和 Gardner 将学习风格进行了更为详细的定义“人们在某些条件下以复杂的方式有效地感知、处理、存储、回忆他们所学的内容”。Felder 定义学习风格为“学习者在获取信息过程中表现出来的偏好和特点”。虽然学者们对学习风格的定义并不统一,但是对学习风格的基本认知是一致的,即学习风格是独特的、稳定的,且是个性化的。研究者们根据不同的学习风格定义提出多种模型^[1-2],比较有代表性的有 Kolb 学习风格模型(1984)、Honey and Mumford 模型(1986)、Dunn 模型(1982)及 Felder-Silverman 模型(1988)等。

Kolb 模型对学习过程有着详细的阐述,将学习过程分为具体经验、反思观察、抽象概括和积极实践,并在此基础上将学习者分为顺应型、同化型、聚合型和发散型^[3]。在 Kolb 的理论基础上,Honey 和 Mumford 提出了新的学习风格模型,即行动型、反思型、理论型和应用型^[4]。Dunn 夫妇^[5]根据环境、情绪、社会、生理以及心理要素将学习者分为 5 大类 27 个要素。在各类研究中常采用的 Felder-Silverman 模型将学习者分为 4 个维度:

信息加工、感知、信息输入以及内容理解^[6-7]。

在学习风格测量方面存在两种方法。第 1 种是显式地通过相关量表来分析学习者的学习风格,每个学习风格模型皆有与其相匹配的学习风格量表,其中基于 Felder-Silverman 学习风格模型的所罗门风格量表比较具有代表性。所罗门风格量表由 Felder 和 Solomon 于 1997 年提出,用 Felder-Silverman 学习风格模型来显式推断学习者的学习风格^[8]。第 2 种是隐式的方法,即通过分析在线学习行为数据,并采用相关的算法分析学习者学习风格。相较于显式的方法,隐式方法不需要学习者耗费大量的时间在回答问卷上,且能客观真实地反映学习者的学习风格。但其有“冷开始”这一缺点,即在最开始时因缺少数据不能得到学习风格。迄今为止,已有许多研究者针对学习者线上线下的学习风格进行对比,以得到良好的隐式计算方法,其中 J48、贝叶斯网络等方法都是经常采用的隐式计算方法。

本文首先采用所罗门风格量表显式地计算获得学生的学习风格,继而采用隐式的方法,通过线上采集学生的各种学习行为数据,并利用相关算法分析获得学生的线上学习风格。本文采用 J48、贝叶斯网络以及逻辑回归 3 种方法对学习者的学习风格进行分析,并对 3 种方法的实验结果进行了对比^[9]。

1 Felder-Silverman 学习风格模型与测量

Felder-Silverman 模型借鉴了其他很多学习风格模型,例如 Kolb 学习风格模型,因此更加完整。同时 Felder-Silverman 模型在进行学习风格测量时能得到学习者在每个维度上的倾向程度,因此在网络学习研究中应用广泛,从而得到了学者们的青睐。本文也将采用 Felder-Silverman 模型对学习风格进行研究。

Felder-Silverman 模型中在每个维度下皆有两种不同类型的学习者^[10]。

1) 信息加工维度中有活跃型(active) 和沉思型(reflective) 学习者。活跃型学习者倾向于通过积极地做一些事情、讨论或应用或解释给别人听来汲取知识, 喜欢团队合作。沉思型学习者往往通过深入思考来学习, 偏爱独自学习或者与固定的学习搭档共同学习。

2) 感知维度中有感悟型(sensing) 和直觉型(intuitive) 学习者。前者习惯学习事实, 而后者更喜欢学习理论知识。感悟型学习者对细节很有耐心, 擅长记忆事实, 但对复杂的事物有所回避。直觉型学习者更擅长掌握新概念, 喜欢复杂的事物, 相较于感悟型学习者对抽象概念具有更好的理解能力, 但同时比较粗心。

3) 信息输入维度分为视觉型(visual) 和言语型(verbal) 学习者。视觉型学习者善于记住他们所看到的東西, 例如视频、图片等。言语型学习者善于记忆他们听到或者读到的内容。

4) 内容理解维度下有序列型(sequential) 和综合型(global) 学习者。序列型学习者偏向于按部就班地学习, 按照一定的逻辑顺序理解内容。全局型学习者更喜欢全面地思考问题, 思维比较发散和跳跃。在进行测试的时候, 序列型学习者往往会从后往前回答问题; 与之相反, 综合型学习者会先浏览题目, 再选择题目进行回答。

所罗门学习风格量表是基于 Felder-Silverman 学习风格模型的调查问卷, 针对模型的每个维度各有 11 个问题, 共有 44 个问题。每个问题有 a, b 两个选项分别对应相应维度下的两种类型的学习者。对每个维度的答案进行统计, 得到 a, b 选项的数量, 取其差值, 可以得到 11a, 9a, 7a, 5a, 3a, 1a, 1b, 3b, 5b, 7b, 9b, 11b 中的一种情况。随后可以进一步将这 12 个值划分为 3 种类型。以活跃型和沉思型为例, 最终结果为: 11a, 9a, 7a, 5a 属于活跃型; 3a, 1a, 1b, 3b 定义为平衡型; 5b, 7b, 9b, 11b 属于沉思型。其中, 平衡型学习者学习风格的趋向性不强烈, 不能十分明显地归为某一类型^[11]。

以表 1 为例, 该学习者在 4 种维度下的最终

统计处理结果为: 5a($8 - 3 = 5$), 1a, 7a 和 3b, 因此其在不同维度下的学习风格为: 活跃型(活跃型/沉思型)、平衡型(感悟型/直觉型)、视觉型(视觉型/言语型)、平衡型(序列型/综合型)。

对北京航空航天大学某理工科学院的 30 位学习者的线下学习情况进行了调查, 对每一位的调查结果分别独立进行了统计与处理, 得到不同学习者的具体学习风格, 计算结果见表 2。

从计算结果中发现: 除在视觉/言语型维度上该 30 名学生的学习风格得到了较明显的区分外, 在其余的 3 个维度上, 更多的学习者属于中间的平衡型。因此, 可以针对平衡型学习者所占比例较大、区分度不够明显的特点, 对上述数据处理方式进行修正于优化, 进而提高学习者学习风格的区分度。

2 线下学习风格研究与分析

在前面的线下学习风格调查中, 表 3 为 30 名同学对 44 道题的回答情况。通过统计结果可以发现: 在某些问题上, 受调查者们有基本一致的选择(加黑的部分, 选项百分比为 0% ~ 10% 或 90% ~ 100%), 说明这些问题在学习风格的区分上并没有起到应有的作用。同时, 在某些问题上, 受调查者们的选择差异很大(标下划线部分, 选项百分比为 40% ~ 60%), 说明在这些问题在学习风格的区分上起到了很好的作用。

针对于上述分析, 在统计过程中可针对每道题的影响赋予相应的权重。例如, 针对影响微小的题目(第 3、12 题) 将其权重减为 0.5; 对影响较大的题目(第 8, 14, 16, 20, 24, 30, 32, 33, 37, 40, 42, 44 题) 将其权重加至 1.5。

表 4 为修正后的某一学生的量表分析结果。可以看到: 修正后该同学的学习风格从 5a, 1a, 7a, 3b 变为 6a, 1.5a, 6.5a, 5b。在学习风格区分阈值不变的情况下, 该同学的分析结果变为: 活跃型、平衡型、视觉型以及综合型。

表1 Felder-Silverman 风格量表
Table 1 Questionnaire of Felder-Silverman

Felder-Silverman 量表												
用户名	活跃型/沉思型			感悟型/直觉型			视觉型/言语型			序列型/综合型		
	问题	a	b	问题	a	b	问题	a	b	问题	a	b
	1	1	0	2	1	0	3	1	0	4	1	0
	5	1	0	6	1	0	7	1	0	8	0	1
	9	0	1	10	1	0	11	1	0	12	1	0
	13	1	0	14	1	0	15	0	1	16	1	0
	17	0	1	18	0	1	19	1	0	20	0	1
	21	1	0	22	0	1	23	1	0	24	0	1
	25	1	0	26	0	1	27	1	0	28	0	1
	29	1	0	30	1	0	31	1	0	32	0	1
	33	1	0	34	0	1	35	1	0	35	0	1
	37	1	0	38	1	0	39	0	1	40	1	0
	41	0	1	42	0	1	43	1	0	44	0	1
	总计	8	3	总计	6	5	总计	9	2	总计	4	7
(较大数 - 较小数) + 较大数的字母												
	5a			1a			7a			3b		

表2 30 名学生学习风格统计
Table 2 Summary of the learning styles of 30 students

总计												
学习风格	活跃型/沉思型			感悟型/直觉型			视觉型/言语型			序列型/综合型		
具体类型	活跃型/	沉思型	平衡型	感悟型	直觉型	平衡型	视觉型	言语型	平衡型	序列型	综合型	平衡型
数量	3	6	21	9	5	16	19	0	11	6	2	22
比例/%	10	20	70	30	16.67	53.33	63.37	0	36.67	20	6.67	73.37

表3 30 名学生问卷问题答案统计
Table 3 Summary of the answers of 44 questions of 30 students

题	数量		百分比/%		题	数量		百分比/%		题	数量		百分比/%				
名	a	b	a	b	名	a	b	a	b	名	a	b	a	b			
1	22	8	73.33	26.67	12	29	1	96.67	3.33	23	22	8	73.33	26.67			
2	21	9	70.00	30.00	13	23	7	76.67	23.33	24	15	15	50.00	50.00			
3	27	3	90.00	10.00	14	15	15	50.00	50.00	25	20	10	66.67	33.33			
4	10	20	33.33	66.67	15	20	10	66.67	33.33	26	10	20	33.33	66.67			
5	7	23	23.33	76.67	16	18	12	60.00	40.00	27	20	10	66.67	33.33			
6	22	8	73.33	26.67	17	11	19	36.67	63.33	28	9	21	30.00	70.00			
7	22	8	73.33	26.67	18	20	10	66.67	33.33	29	21	9	70.00	30.00			
8	14	16	46.67	53.33	19	24	6	80.00	20.00	30	18	12	60.00	40.00			
9	10	20	33.33	66.67	20	12	18	40.00	60.00	31	20	10	66.67	33.33			
10	25	5	83.33	16.67	21	9	21	30.00	70.00	32	14	16	46.67	53.33			
11	24	6	80.00	20.00	22	11	19	36.67	63.33	33	17	13	56.67	43.33			
													44	16	14	53.33	46.67

表4 修正后 Felder-Silverman 学习风格量表
Table 4 Revised Felder-Silverman Questionnaire

修正后 Felder-Silverman 量表												
用户名	活跃型/沉思型		感悟型/直觉型			视觉型/言语型			序列型/综合型			
	问题	a	b	问题	a	b	问题	a	b	问题	a	b
	1	1	0	2	1	0	3	1(0.5)	0	4	1	0
	5	1	0	6	1	0	7	1	0	8	0	1(1.5)
	9	0	1	10	1	0	11	1	0	12	1(0.5)	0
	13	1	0	14	1(1.5)	0	15	0	1	16	1(1.5)	0
	17	0	1	18	0	1	19	1	0	20	0	1(1.5)
	21	1	0	22	0	1	23	1	0	24	0	1(1.5)
	25	1	0	26	0	1	27	1	0	28	0	1
	29	1	0	30	1(1.5)	0	31	1	0	32	0	1(1.5)
	33	1(1.5)	0	34	0	1	35	1	0	36	0	1
	37	1(1.5)	0	38	1	0	39	0	1	40	1(1.5)	0
	41	0	1	42	0	1(1.5)	43	1	0	44	0	1(1.5)
	总计	8(9)	3	总计	6(7)	5(5.5)	总计	9(8.5)	2	总计	4(4.5)	7(9.5)
(较大数 - 较小数) + 较大数的字母												
	5a(6a)		1a(1.5a)			7a(6.5a)			3b(5b)			

图1为修正前后30名学生的学习风格分布的比较结果。可见平衡型学生的数量有了较为显著的下降,学习风格的区分度有所提高,不同类型的学习风格有了更为精确的趋向性区分,学习风格的划分也更加合理。

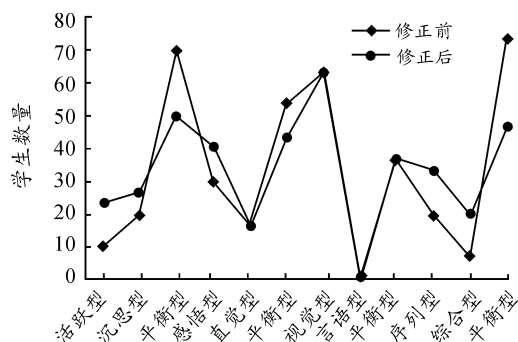


图1 修正前后30名学生学习风格分布
Fig.1 Learning Styles of 30 students of original and revised questionnaire

3 线上学习风格研究与分析

为了分析该30名学生的线上学习风格,本文使用了基于XAMPP(Apache,mySQL,php,PERL)的开源教育学习平台MOODLE作为数据收集的实验平台。并将MOODLE部署在AZURE Cloud上,使得学习者皆能访问实验性课程网站。除此之外应用了CDN(content delivery network,内容分发网络)技术,使得学习者能快速地访问相关的视频资源。

考虑到先前知识对实验结果的影响,笔者在MOODLE上开设了以春秋时期为背景的一段鲜为人知的历史故事作为实验性学习课程。该课程分为4个章节,每个章节中包含视频或者文本两种学习资料供学习者选择,还包括各种类型的附加学习材料以供选择。同时,学生需在结束课

程时进行相关测验以检测其对课程内容的掌握情况。在测验中设置有细节知识题、附加内容知识题等。除此之外,MOODLE 自带的导航栏功能也能辅助对内容理解维度进行测试。

由于参加调查的学习者数量有限,进行训练和测试的数据规模比较小,因此在模型建构时采用十折交叉验证的方法^[12]。同时采用 J48 方法、贝叶斯网络以及逻辑回归方法来挖掘网络学习行为,构建学习风格模型^[13-19]。

J48 算法与贝叶斯网络已被广泛应用于在线教育的研究当中。其中 J48 算法是基于 C4.5 决策树的算法,有 2 个参数可以调节:① confidenceFactor(置信因子),置信因子越小,则需减掉更多的枝;② minNumObj,为新分类的叶子节点上需要含有的实例个数^[20]。贝叶斯网络又称信念网络,是一个基于概率的不确定性推理网络^[20]。本文中贝叶斯网络结构学习算法选用 K2 算法,条件概率表的估计采用 simpleEstimator 算法。逻辑回归使用 sigmoid 函数实现分类。

1) 信息加工维度

根据线上学习的信息加工维度定义,结合课程设计的特点,笔者选取了 3 种学习行为数据来推测学习者在信息加工维度中的学习风格:实例材料阅读时长、测试时长、论坛访问次数。最后得到 3 个分类的计算结果,见表 5。J48 中参数 confidenceFactor = 0.25, minNumObj = 2; 贝叶斯网络 estimator 采用 SimpleEstimator, SearchAlgorithm 采用 K2。

表 5 信息加工维度分类结果

Table 5 Results of classifications of processing dimension

方法	J48	贝叶斯网络	逻辑回归
正确率/%	96.7	96.7	93.3

2) 感知维度

根据感知维度的线上学习风格,并结合课程设计的特点,笔者选取了 4 种学习行为及测试结果来推测学习者在感知维度上的学习风格:相关

实例材料的阅读时长、测试中细节题的答题情况、测试中抽象题的答题情况、测试时长。由此得到在感知维度上 3 个分类结果,见表 6。J48 中参数 confidenceFactor = 0.4, minNumObj = 2; 贝叶斯网络 estimator 采用 SimpleEstimator, SearchAlgorithm 采用 K2。

表 6 感知维度分类结果

Table 6 Results of classifications of perception dimension

方法	J48	贝叶斯网络	逻辑回归
正确率/%	53.3	60	56.7

3) 输入维度

根据输入维度学习风格模型的定义,笔者选取了两种学习行为进行计算:文本材料阅读时长、视频材料阅读时长。由此得到在输入维度上的 3 个分类结果,见表 7。J48 中参数 confidenceFactor = 0.25, minNumObj = 2; 贝叶斯网络 estimator 采用 SimpleEstimator, SearchAlgorithm 采用 K2。

表 7 输入维度分类结果

Table 7 Results of classifications of input dimension

方法	J48	贝叶斯网络	逻辑回归
正确率/%	96.7	96.7	93.3

4) 理解维度

根据理解维度学习风格模型的定义,结合课程设计特点,笔者选取了“是否使用导航栏”等数据推测学习者在理解维度的学习风格。由此得到 3 个分类方法的计算结果,见表 8。J48 中参数 confidenceFactor = 0.25, minNumObj = 2; 贝叶斯网络 estimator 采用 SimpleEstimator, SearchAlgorithm 采用 K2。

表 8 理解维度分类结果

Table 8 Results of classifications of understanding dimension

方法	J48	贝叶斯网络	逻辑回归
正确率/%	56.7	56.7	46.7

图2描述了这3种隐式计算方法在4个维度上与线上学习风格相比的正确率。可见贝叶斯网络的正确率普遍偏高。3种方法在输入维度上的正确率都比较高,在其余3个维度上的正确率偏低,原因主要是:①线上线下学习环境存在一定的差异,例如相较于线下,线上更多的学习者表现出了全局型的学习风格,因为在线学习可以提供更方便的导航栏;②在行为数据的选取方面可能存在欠缺;③实验课程只是进行模拟实验,与真实的在线教育课程有一定的差距;④算法的选取以及相关算法的参数选取可能存在问题;⑤学习者在进行测验时可能没有表现出其真实的学习行为习惯。

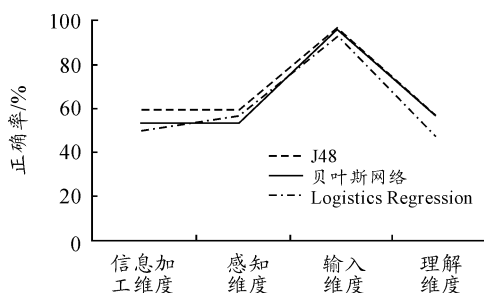


图2 3种隐式计算方法与线上学习风格相比的正确率

Fig.2 Accuracy of three implicit algorithms compared with the online learning style

4 结束语

在线学习是今后教育领域发展的大方向,且与学习风格相结合的在线教育平台也是研究重点。通过对在线学习风格的研究可以将学习风格应用于在线教育平台上,使得在线教育能实现“因材施教”,给学习者推送与其学习风格相适应的教学资源以及教学策略。

本文主要基于 Felder-Silverman 学习风格模型研究了30名在校理工科大学生线下及线上的学习风格,对所罗门学习风格量表进行了参数修正,使得学习风格在不同的维度上得到了更好的区分。随后,通过收集在线模拟实验课程的行为数据,利用J48、逻辑回归以及贝叶斯网络算法研究

该30名学生的线上学习风格。经过比较分析发现:3种方法之中,相对于线下学习风格的显式计算来说,贝叶斯网络的计算方法正确率偏高;3种隐式计算方法输入维度上正确率较高,而在其他3个维度上的正确率偏低。

本研究仍存有很多可以改进的方面:在进行所罗门风格量表的修正是,权重选择为0.5和1.5,在权重赋值时缺少进一步讨论;3种分类算法在除输入维度外的其他3个维度上的正确率偏低,算法有很大的改进空间。下一步的研究重点在量表修正系数的选取研究以及进一步研究各分类算法在学习风格上的分类情况,在提高其正确率的同时研究其他可能的分类算法。

参考文献:

- [1] 康淑敏. 学习风格理论—西方研究综述[J]. 山东外语教学, 2006(3): 24-28.
KANG Shumin. On Learning Style [J]. Shandong Foreign Languages Journal, 2006(3): 24-28.
- [2] KEEFE J W. School applications of the learning style concept: Student learning styles[Z]. Reston, VA: National Association of Secondary School Principals, 1979.
- [3] Kolb D A. Learning style inventory: Version 3 [M]. Boston: Hay/McBer Training Resources Group, 1999.
- [4] 陈仕品, 张剑平. 适应性学习支持系统的学生模型研究[J]. 中国电化教育, 2010(5): 112-117.
CHEN Shipin, ZHANG Jianping. Research on the student model of adaptive learning support system [J]. China Educational Technology, 2010(5): 112-117.
- [5] DUNN R. Hemispheric preference: the newest element of learning style [J]. American Biology Teacher, 1982, 44(5): 291-94.
- [6] GRAF S. Adaptivity in learning management systems focussing on learning styles [D]. Vienna: Vienna University of Technology, 2007.
- [7] GRAF S, SHUK K, LIU T C. Identifying learning styles in learning management systems by using indications from students' behaviour [C]//Advanced Learning Technologies 2008. ICALT'08. Eighth IEEE International Confer-

- ence on. IEEE. 2008: 482-486.
- [8] FELDER R M , SOLOMON B. Learning and teaching styles in engineering education [EB/OL]. [2015-09-16]. <http://www.engr.ncsu.edu/learningstyles/ilsweb.html>.
- [9] 杜欣. 自适应学习系统中用户学习风格模型修正研究 [D]. 沈阳: 东北师范大学 2010.
- DU Xin. Study on the modification of user learning style model in adaptive learning system [D]. Shenyang: Northeast Normal University 2010.
- [10] FELDER R M , SILVERMAN L K. Learning and teaching styles in engineering education [J]. Engineering education , 1988 , 78(7) : 674-681.
- [11] 姜强 赵蔚 杜欣. 基于 Felder—Silverman 量表用户学习风格模型的修正研究 [J]. 现代远程教育 , 2010 (1) : 62-66.
- JIANG Qiang , ZHAO Wei , DU Xin. Research on user learning style model based on Felder – Silverman scale [J]. Modern Distance Education 2010(1) : 62-66.
- [12] 吴青 罗儒国. 基于网络学习行为的学习风格挖掘 [J]. 现代远程教育 2014(1) : 54-62.
- WU Qing , LUO Ruguo. Learning style mining based on network learning behavior [J]. Modern Distance Education 2014(1) : 54-62.
- [13] CHA H J , KIM Y S , PARK S H et al. Learning styles diagnosis based on user interface behaviors for the customization of learning interfaces in an intelligent tutoring system [C] // Intelligent tutoring systems. Springer Berlin Heidelberg. 2006: 513-524.
- [14] GARCÍA P , AMANDI A , SCHIAFFINO S et al. Evaluating Bayesian networks' precision for detecting students' learning styles [J]. Computers & Education , 2007 , 49 (3) : 794-808.
- [15] 陈燕 陈亚林 兰诗梅. 基于 MapReduce 的树增强型贝叶斯算法的并行实现 [J]. 激光杂志 , 2015 (12) : 140-144.
- CHEN Yan , CHEN Yalin , LAN Simei; Map Reduce Based Implementation of Tree Augmented Naive Bayes Algorithm [J]. Laser Journal 2015(12) : 140-144.
- [16] 程浩 赵瑾 刘俊友. 基于信息融合的贝叶斯网络毁伤评估方法 [J]. 四川兵工学报 2015 , 36(4) : 104-107.
- CHENG Hao ZHAO Jin , LIU Junyou. Damage Effect Assessment Approach Study of Bayesian Networks Based on Information Fusion [J]. Journal of Sichuan Ordnance , 2015 , 36(4) : 104-107.
- [17] 姜强 赵蔚 王朋娇. 基于网络学习行为模式挖掘的用户学习风格模型建构研究 [J]. 电化教育研究 , 2012 (11) : 55-61.
- JIANG Qiang ZHAO Wei , WANG Pengjiao. Research on the construction of user learning style model based on E-learning behavior pattern mining [J]. E-education Research 2012(11) : 55-61.
- [18] 王晓园 蒋经农. 贝叶斯线性分层模型估计个体农业保费 [J]. 重庆理工大学学报(自然科学) 2015(9) : 131-136.
- WANG Xiaoyuan , JIANG Jingnong. Bayesian Linear Hierarchical Models to Estimate Individual Yield Crop Insurance [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science) 2015(9) : 131 – 136.
- [19] 王守选 叶柏龙 李伟健 等. 决策树 朴素贝叶斯和朴素贝叶斯树的比较 [J]. 计算机系统应用 2013(12) : 221-224.
- WANG Shouxuan , YE Bailong , LI Weijian. Comparison of Decision Tree , Native Bayesian and Native Bayesian Tree [J]. Computer Systems & Applications , 2013 (12) : 221-224.
- (责任编辑 刘 舸)