

# 混合式教学中的在线学习活动效果分析

刘艳 胡文心

华东师范大学数据科学与工程学院, 上海, 200062

**摘要** 为提高混合式教学效果, 把握影响学习效果的关键因素, 设计了一种人工智能课程在线学习数据的分析方法。先对在线学习行为数据进行共线性分析、方差膨胀系数和逻辑回归分析, 提炼出关键性在线学习行为。再对这些关键学习行为进行层次聚类, 通过簇内的熵和纯度评估各学习行为对学习效果的影响程度。在教学设计中, 教师可以根据各学习行为的重要程度, 对关键的学习环节进行跟踪和指导, 从而提高教学效果。

**关键字** 混合式教学, 在线学习, 方差膨胀系数, 逻辑回归, 人工智能

## Effect analysis of online learning activities in Hybrid Teaching

Yan Liu Wenxin Hu

School of data science and engineering,  
East China Normal University,  
Shanghai 200062, China  
yliu@cc.ecnu.edu.cn, wxhu@cc.ecnu.edu.cn

**Abstract**—In order to improve the effect of Hybrid Teaching and grasp the key factors affecting the learning effect, an analysis method of online learning data of artificial intelligence course is designed. Firstly, the online learning behavior data are analyzed by collinearity analysis, variance expansion coefficient and logistic regression analysis to extract the key online learning behavior. Then these key learning behaviors are hierarchical clustered, and the influence of each learning behavior on learning effect is evaluated by entropy and purity in the cluster. In teaching design, teachers can track and guide the key learning links according to the importance of each learning behavior, so as to improve the teaching effect.

**Key words**—Hybrid teaching, online learning, variance expansion coefficient, logistic regression, artificial intelligence

## 1 引言

在线学习是混合式教学的重要环节, 学生根据自己的喜好进行自主、探究性的学习。由于在线学习行为通常不在课堂进行, 教师对学习过程和学习效果进行跟踪和管理极为重要。学习平台记录的学生学习行为能够反映学生的学习过程、内容、动作等, 通过分析这些学习数据, 可以洞察学习的过程, 跟踪学习、评价学习以及改进学习, 从而提高教学效果。

很多学者对教育学习过程和在线教学质量进行了研究。在教育研究领域, 阿斯汀等提出了测量学习效果的三个维度: 效果类型、数据类型及时间维度[1]。主要集中于对学生认知和情感收获的考察[2, 3]。

\* **基金资助:** 上海高校市级重点课程建设项目。华东师范大学在线开放课程建设项目。

在测量学习效果方面, 马彦利等提出测量学生认知性学习效果的十三种方法, 例如采用学生调查问卷, 让学生自我评估学习效果[4]。

另外还有研究者从教育实践视角出发, 对数据结果进行分析, 使用了数据观察、数据挖掘等方法。例如使用 CMA 进行元分析[5], 基于 KMO 值和方差的因子分析法[6]、K-means 聚类分析[7, 8]、调查问卷与 Bartlett 检验分析[12]等。

人工智能课程内容具有一定的深度和广度, 课程涵盖的知识量也很大, 因此学生的在线学习环节尤为重要, 学习效果对最后的学习成绩影响很大。

通过对人工智能课程的在线学习数据进行研究, 设计出一种在线学习行为与学习效果的相关分析方法。先消除数据中的共线性特征, 使用逻辑回归获得影响学习效果的关键要素。接下来对高权重的关键要素进行层次聚类, 提取聚类结果的信息熵和纯度观察各学

习行为的聚合程度。根据分析结果,教师可以分析出影响在线学习行为的关键要素,并对关键学习环节进行跟踪指导和预警。

## 2 特征要素研究方法

基于在线学习产生的活动数据,首先计算方差膨胀系数,对在线学习信息进行共线性处理。

### 2.1 降低多重共线性

研究选取在线学习平台的学生活动信息作为数据集,其中的学习行为包含学生在各学习模块的活动时长、行为次数,也包括成绩评价等学习结果。

数据信息中有些特征为学生的平台访问行为,如学习时长、观看视频时长等;而有些则与成绩结果显著相关,如作业、测试情况等,有可能存在特征之间的多重共线性情况,需要进行共线性分析。

多重共线性是模型变量间的相关现象。如果模型的自变量之间存在相关关系,则会导致模型的总体估计失真,甚至会导致参数估计错误。例如具有共线性的两个特征,其中一个参数的增加可能触发另一个相关参数,使其减小。同时,数据集中增加或删除一个样本点或特征,权重系数的估计值会发生很大变化。

方差膨胀系数(VIF)是容忍度的倒数,可以作为测量共线性水平的一种方法,能检验出数据中是否存在特征多重共线性问题。当第*i*个自变量 $x_i$ 与其余的自变量之间相关程度越高,相应的 $VIF_i$ 也就越大;反之,若 $x_i$ 与其余自变量之间相关程度很低, $VIF_i$ 就越小,接近于1。

VIF 值越大,说明自变量之间存在共线性的可能性越大,需要进行剔除,保留 VIF 值低的自变量。

### 2.2 逻辑回归提取关键特征

对 VIF 过高的特征进行处理能够降低多重共线性水平。通过剔除高度共线性的特征,可以确定主要特征。接下来,采用成绩作为类别指标,对主要特征进行逻辑回归分析。

逻辑回归可以看成是广义的线性回归。一般地,线性回归方程可以表达为:

$$Y = WX + b \quad (1)$$

其中 $x$ 为样本向量, $w$ 为参数向量, $b$ 为偏移量。逻辑回归是使用函数 $L$ 对 $Y$ 进行作用,从而得到一个状态 $p$ ,其形式为:

$$p = L(WX + b) \quad (2)$$

通过 $p$ 与 $1 - p$ 的大小来确定因变量的值。研究中使用的函数 $L$ 为 Sigmoid 逻辑函数。

通过逻辑回归,可以得到每种学习活动对最终成绩的影响权重。

### 2.3 共线性处理后的层次聚类

通过降低多重共线性与逻辑回归处理,已经得到关键特征的影响因子。为了进一步刻画不同学生群体之间的分布情况,研究采用熵和纯度的计算来衡量各用户簇间的紧密程度。

层次聚类是在聚类过程中进行层次处理,对给定的数据集进行分层聚合,直到满足条件为止。研究根据指定的距离定义计算出类之间的距离,自底向上反复进行聚类,将在线学习者按某个特征行为划分为不同的类别。

采用层次聚类生成 $k$ 个簇的具体流程如下:

第一步,将每个用户样本初始化成单独的簇。

第二步,根据所指定的特征,计算当前簇中心与其他各个簇中心的相似距离。这里使用的是沃德方差最小化距离,并按距离进行排序。

第三步,将簇间距离最小即最相似的簇进行合并。

第四步,将簇的个数减1。

第五步,重复步骤二到步骤四,直至簇的个数为 $k$ 。此时,在线用户集 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ ,将根据指定特征距离相似度划分 $k$ 个簇 $c_1, c_2, \dots, c_k$ 。

#### 算法1 层次聚类算法

```

输入: 数据集 dataF={x1, x2, ..., xn} , 聚类簇数量k
输出: 簇划分 Clusters = {c1, c2, ..., ck}
1./*初始化*/
   Clusters=dataF
   ClassNum=len(Clusters)
2./*循环层次聚类*/
   While(ClassNum>k):
     d=CalcDistance(Clusters)
     sort(d)
     /*合并距离最近的两个簇*/
     Merge(c[d[0]],c[d[1]])
     ClassNum-=1
3./*返回簇划分结果*/
   Return Clusters

```

### 2.4 基于特征属性的熵与纯度计算

熵和纯度可以衡量用户的特征相似程度,评估各项学习活动的聚合程度。

分别计算基于各个特征属性的聚类熵值和纯度。假设给定 $n$ 个在线用户,根据用户特征将 $n$ 个用户分为 $k$ 个簇,其中每个簇分别包含 $n_1, n_2, \dots, n_k$ 个用户。

同时,假定某个特征属性下有 $c$ 个类别,如:参与讨论情况的特征属性分为积极参与讨论、讨论较积极、讨论频度一般、极少参与讨论四个类别。则在该特征属性下聚类簇 $i$ 的信息熵公式如下:

$$e_i = - \sum_{j=1}^c \frac{n_{ij}}{n_i} \log_2 \frac{n_{ij}}{n_i} \quad (3)$$

同时, 该特征属性下聚类的整体熵值公式如下:

$$e = \sum_{i=1}^k \frac{n_i}{n} e_i \quad (4)$$

其中,  $n_{ij}$  表示聚类簇  $i$  中的用户属于类别  $j$  的个数,  $n_i$  表示聚类簇  $i$  中所有用户的个数,  $n$  表示参加聚类的所有用户的个数。

接下来计算层次聚类的纯度, 对于某特征属性来说, 纯度的计算公式如下:

$$p_i = \max \left( \frac{n_{ij}}{n_i} \right) (j = 1, \dots, c) \quad (5)$$

根据各个类别的纯度, 计算出该特征属性下的整体纯度, 为:

$$p = \sum_{i=1}^k \frac{n_i}{n} p_i \quad (6)$$

特征名称:	Content	Video	Homework	Test	noSubmit	OnlineHours	Gender	Discussion	Supplemental
41	29	2	6	9	1297	2	14	7	
113	40	7	9	16	1617	1	8	4	
94	9	5	7	12	3203	2	50	12	
71	44	7	9	16	2724	1	9	22	
102	55	6	9	15	3794	2	11	11	
92	26	6	9	15	3002	1	6	7	
61	15	7	9	16	2192	2	8	3	
100	51	9	9	18	3365	1	8	4	
63	15	7	8	15	1365	2	12	5	
105	109	8	9	17	417	1	8	4	
75	9	8	9	17	3377	1	69	5	
56	9	6	9	15	1967	1	6	7	
35	14	6	8	14	2227	2	11	7	

图 1 在线信息原始数据

通过计算聚类结果的熵值来衡量特征属性与不同成绩的学生群体之间的相互关系。其中基于某一特征属性计算出聚类结果的熵值越小, 混乱程度越低, 该特征属性下的类别分散程度就越低。

### 3 实验与分析

研究选取人工智能课程在线学习平台的学生活动信息作为数据集, 包括两个教学班级共 79 名学生的在线活动数据。其中的学习行为包含学生在各学习模块的活动时长、行为次数, 也包括成绩评价等学习结果, 数据形式如图 1 所示。

首先计算方差膨胀因子 VIF 并进行共线性处理。通过计算, 各关键特征属性的 VIF 值如表 1 所示。

可以看出, Homework、Test 和 noSubmit 这三个特征的 VIF 值过高, 存在显著的共线性问题, 需要进行剔除。其余特征的 VIF 值介于 1~10 之间, 可以保留。

接下来对关键特征进行逻辑回归分析, 得到各关键属性特征对学习结果的影响因子, 计算得到的权重结果见表 2。

可以得到各学习活动对学习成绩的重要程度, 影响最大的前三项依次为: Video、Discussion 和 OnlineHours; 影响程度较低的是 Content 和 Supplemental。即对学习效果影响最大的是观看教学视频的行为, 其次是课堂讨论和在线学习时长特征。

而阅读电子课件的时长和学习课外补充材料的行为对学习结果影响较小。

表 1 主要特征的 VIF 结果

特征	VIF 值
Video (观看教学视频时长)	3.89
Content (学习电子课件时长)	8.66
Homework (课后作业提交次数)	406.06
Test (测验提交次数)	88.13
noSubmit (未交作业次数)	720.41
OnlineHours (在线学习时长)	9.83
Gender (性别)	1.86
Discussion (参加讨论次数)	1.98
Supplemental (补充资料学习时长)	3.66

为进一步了解各学习活动在不同学生群体中的混乱度, 分别对五个特征进行层次聚类, 并计算聚类结果中各特征的熵和纯度。使用  $k=4$  进行聚类, 计算得到的熵和纯度如表 3 所示。

表 2 关键特征的权重因子

特征	Coef 权重
Video	1.51
Discussion	1.33
OnlineHours	1.18
Content	0.77
Supplemental	0.03

基于特征的熵值与纯度如图 2(a)~(e) 所示, 展示了不同学习群体的熵和纯度值, 簇 1~簇 4 分别对应成绩不合格、中、良和优的学生群体。

再将熵/纯度与逻辑回归的权重结果进行组合, 得到结果如图 2(f) 所示。可以发现观看视频、在线学习时长两个特征表现更为显著。

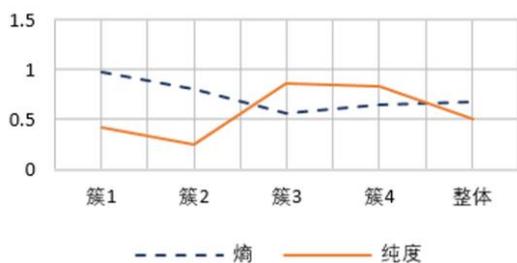
由图 2(a) 可以看出, 课堂讨论行为中, 成绩优和良的学生所具有的熵更低、纯度更高; 再结合回归权重系数, 可知成绩优良的学生相比成绩中低档的学习群体参与更为积极; 由图 2(b) 可以看出, 在观看视频行为中, 成绩优良的学生相对其他三个群体的熵更低, 纯度更高。

将五个维度的特征综合对比, 可以得到图 3 中的熵对比图和纯度对比图。

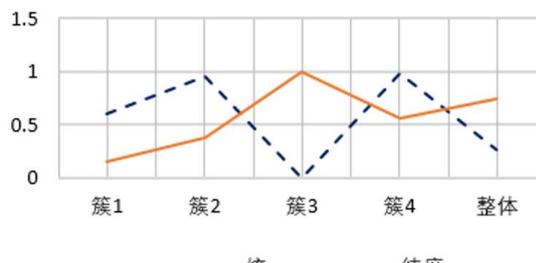
可以看出, 熵比较低的为在线学习时长、观看教学视频、教材课件学习等行为; 纯度较高的有课堂讨论、观看教学视频、教材课件学习等活动。结合回归分析的结果, 可以得知学生成绩良好与认真观看教学视频、在线学习时间长有密切关系。同时, 也可以根据各个成绩段学生的群体特征, 进行针对性的教学设置。

表 3 层次聚类的熵与纯度结果

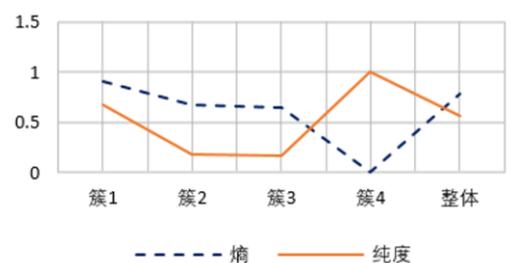
特征	熵					纯度				
	簇1	簇2	簇3	簇4	整体	簇1	簇2	簇3	簇4	整体
Discussion	0.98	0.81	0.57	0.65	0.68	0.42	0.25	0.87	0.83	0.51
Video	0.61	0.96	0	0.99	0.26	0.15	0.38	1	0.56	0.74
Content	0.91	0.67	0.65	0	0.79	0.68	0.17	0.17	1	0.56
OnlineHours	0.79	0.72	0.65	0.63	0.41	0.24	0.2	0.17	0.16	0.64
Supplemental	0.97	0.96	0.81	0.98	0.79	0.6	0.61	0.25	0.41	0.52



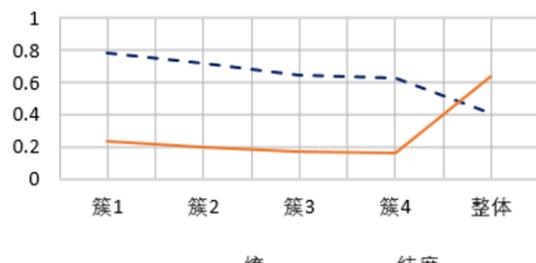
(a) Discussion 特征



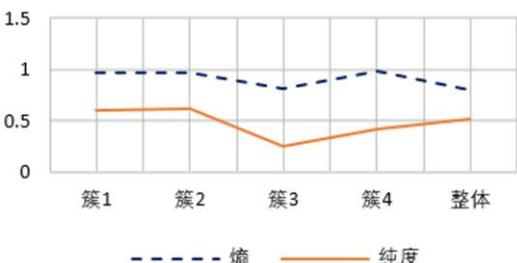
(b) video 特征



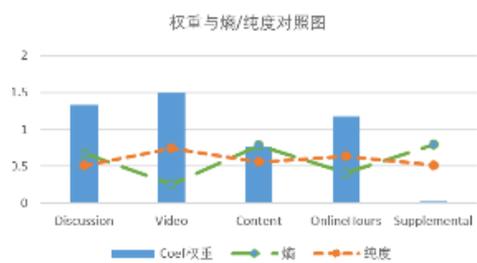
(c) Content 特征



(d) OnlineHours 特征

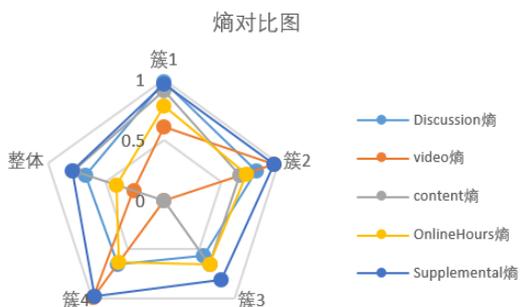


(e) Supplemental 特征

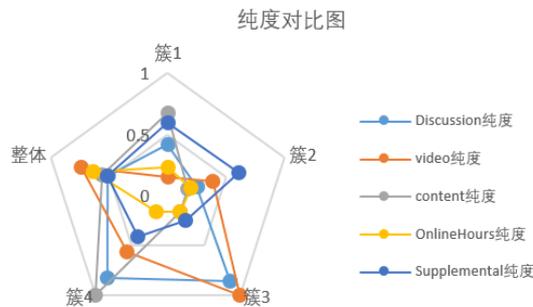


(f) 整体熵/纯度与权重对照

图 2 各维度特征的权重及熵/纯度值



(a) 基于特征的熵值对比图



(b) 基于特征的纯度对比图

图 3 基于特征的熵值和纯度对比图

## 4 结束语

混合式教学改革快速发展,在线学习是其中的重要环节。分析影响在线学习效果的因素,并据此对不同学生群体进行教学引导具有重要意义。根据在线学习活动信息的数据,先剔除多重共线性信息,再使用回归分析挖掘出关键学习行为,找到对学习结果产生影响的关键因素。

分层聚类算法的使用能够有效地对特征进行划分,聚类结果的熵值和纯度值能够综合反映出关键学习活动在不同学生群体中的聚合程度。

目前数据集中的学习活动来自于教学平台提供的信息,在以后的工作中,还考虑加入用户的更多行为和信 息进行分析,如对学习风格进行分析、对学习路径进行引导、对学业进行预警等。

在线学习研究是一个重要的教学辅助手段,提出的学习活动分析方法也可以用于其他课程平台,将学生学习数据反馈于教学过程,提高混合式教学效果。

## 参 考 文 献

- [1] Astin A W, Antonio A L. Assessment for Excellence: the Philosophy and Practice of Assessment and Evaluation in Higher Education[M]. Maryland: Rowman & Littlefield, 2012.
- [2] 刘宇,解月光. 大学生深度学习的过程研究及思考[J]. 中国电化教育, 2014(7): 56-62.
- [3] 张浩,吴秀娟. 深度学习的内涵及认知理论基础探析[J]. 中国电化教育, 2012(10): 7-11.
- [4] 马彦利,胡寿平. 当今美国高等教育质量评估的焦点: 学生学习成果评估[J]. 复旦教育论坛, 2012(4): 78-84.
- [5] 刘洋,赵东伟. 教育软件对学习效果的影响[J]. 中国远程教育, 2020(3): 58-64.
- [6] 高子砚,王冠,段鑫星. 高职院校学生深度学习的影响因素研究[J]. 黑龙江高教研究, 2020(7): 155-160.
- [7] 郭玉栋,左金平,王溢琴. K-Means 聚类算法在线上学习效果测评中的应用[J]. 晋中学院学报, 2020, 37(3): 63-67.
- [8] 魏署光,杜鑫,陈敏. 研究型大学本科生就读经验及学习效果差异的类型学分析[J]. 中国高教研究, 2020(1): 49-56.
- [9] 陈翔,程德华,陈祖芬. 疫情防控期间学生在线学习效果及其影响因素探究[J]. 中国现代教育装备 2020(6): 14-21.