

在线学习参与度的Markov模型及其长期预测

钱学明

无锡科技职业学院物联网与人工智能学院, 江苏 无锡

收稿日期: 2023年10月21日; 录用日期: 2023年11月14日; 发布日期: 2023年11月21日

摘要

在线学习参与度是评估线学习教学质量的重要指标。本文拟借助Markov链, 通过引入激活函数, 构建一种新的更新矩阵, 从而获得在线学习参与度的数学模型, 以便在不同阶段对在线学习参与度进行评估。进一步, 利用Z变换获得转移矩阵的极限向量, 实现对教学活动参与度的长期预测。该研究是实现在线教学的诊断与干预的有效途径之一。最后, 通过实例分析, 说明了理论模型的有效性。

关键词

在线学习参与度, Markov模型, 长期预测, 更新矩阵, Z变换

Markov Modeling of the Participation Level in Online Learning and Its Long-Term Prediction

Xueming Qian

School of Internet of Things and Artificial Intelligence, Wuxi Vocational College of Science and Technology, Wuxi Jiangsu

Received: Oct. 21st, 2023; accepted: Nov. 14th, 2023; published: Nov. 21st, 2023

Abstract

The participation level of online learning is an important index for evaluating the teaching quality of online learning. In this paper, we develop a mathematical model of online learning participation level based on Markov chain. By introducing an activation function, a new update matrix is con-

structured in order to evaluate the online learning participation level at different stages. Moreover, the limit vector of the transfer matrix is obtained by using Z transform to realize the long-term prediction of participation level in teaching activities. This study is one of the effective ways to realize the diagnosis and intervention of online teaching. Finally, the effectiveness of the theoretical model is illustrated through example analysis.

Keywords

Online Learning Participation Level, Markov Modeling, Long-Term Prediction, Update Matrix, Z Transform

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着信息技术的深度发展，“互联网+”正在引领一场新的创新革命。网络时代，传统课堂的教育形式受到了挑战，“互联网+学堂”教学模式应运而生。新模式的核心在于依托互联网环境开展的开放式自适应教育。互联网教育的核心特征是开放性和自适应。一方面，学习者的自主学习突破了教育的空间限制，课堂不在局限于学校、教室，其触角可以伸向任何具有网络环境的地方，例如家、咖啡店、公交车、高铁等。另一方面，互联网教育突破了教育的时间限制，学习不再是朝八晚四的固定时间，而可以是学习者任何的空闲时间。时间和空间的碎片化，使互联网在线学习成为适于几乎所有人的开放性学习，同时，又能够通过教育平台为学习者私人订制实现学习的自适应。

近年来，网络在线教学受到了越来越多专家学者的关注[1] [2]。美国出现了 Academic Earth、Codecademy、edX、Coursera 等在线教学平台。国内众多学者也在积极探索网络环境下的课程改革，北京大学、清华大学、北京师范大学、高等教育出版社等都相继开通了在线教学平台。在线情境下，学习者通过网络探索发现、互动交流、协作竞争，学习活动开放而高效。随着微处理器技术的升级，网络平台的载体，也从最初的 PC 端，转向了手机移动端。基于手机端的移动学习业已成为“互联网+学堂”模式的主要载体，正逐渐融入现代教育，并成为自主学习的主流趋势。

然而，在线教育在蓬勃发展的同时，也面临着各种困境和挑战。例如，如何保证学习者在线学习的参与度，如何保持学习者在线学习的积极性，如何保有学习者在线学习的合格率？事实上，不论是激发学习积极性，还是强调教学质量，其基础的问题是学习者必须参与其中。因此，研究在线学习的参与度已成为互联网教育领域的重要课题。

2018 年，李克强总理明确指出“实施大数据发展行动，运用新技术、新业态、新模式，大力改造提升传统产业”。大数据技术与在线学习[3] [4]的融合，为全面分析学习者现在或未来学习过程的评价提供了支持和服务，成为提高在线学习教学质量的关键。

本文从在线学习参与度的角度，设计在线学习参与度的评价模型及长期参与度预测，为在线学习教学质量诊断提供科学的依据，适当干预，优化教学。

2. 在线学习参与度的 Markov 模型

利用学习者产生的数据和分析模型对学生的学习给予诊断和建议，这是学习分析的目的。为此，美

国学者布朗提出了分析的五个要素[5]: (1) 数据收集, (2) 数据分析, (3) 学习者学习, (4) 数据反馈, (5) 干预。

针对该分析框架, 对学习者的在线学习参与度建模分析, 可以为教师选取最有效的教学方式, 提供更多指导与反馈。不难发现, 对于学习活动而言, 一是具有阶段性, 二是具有延续性。整个学习过程可以划分阶段, 而前、后阶段通常步步相连, 有很强的连贯性。从长期的学习活动来看, 教师、学习者及外部环境条件下, 整个学习过程将趋于稳定。这种通过相邻两阶段的学习参与度来推测后面变化情况的过程, 可以引入 Markov 随机过程建模分析[6] [7]。

在随机过程理论中 Markov 链是一种利用随机数学模型分析现在状态和状态转移的统计方法。它用于在线学习参与度评估时, 可以考虑在线学习参与度初始情况, 列出转移矩阵对其进行运算、分析, 从而使评估更趋合理。

在线学习参与度评估步骤如下:

(1) 数据采集, 对学生参与次数进行分级。将评价对象(线上课堂成员)的前一阶段的课堂上线参与次数按高低分别分为 N 个等级区间, 然后计算出各个等级区间的学生人数占总人数之比并作为状态向量, 用 Q 表示。

$$Q = \left[\frac{n_1}{n}, \frac{n_2}{n}, \dots, \frac{n_N}{n} \right],$$

其中 n 为学生总人数, n_i 为第 i ($i=1,2,\dots,N$) 个等级的学生人数。

(2) 经过一个时间段教学后, 再次统计新的学生上线学习次数, 将此次上线次数也按高低划分为 N 个等级, 计算获得各等级学生上线学习的频数。仍用 n_i 表示第 i 等级中的成员数, 用 n_{ij} 表示经过一个时间段后原属于第 i 等级的成员转变为第 j 等级的成员数, 以此求出一步转移矩阵 $P = (p_{ij})_{N \times N}$, 其中

$$p_{ij} = \frac{n_{ij}}{n_i}, \text{ 且 } \sum_{j=1}^N p_{ij} = 1, \quad 0 \leq p_{ij} \leq 1, \quad i, j = 1, 2, \dots, N.$$

$$P = \begin{bmatrix} \frac{n_{11}}{n_1} & \frac{n_{12}}{n_1} & \dots & \frac{n_{1N}}{n_1} \\ \frac{n_{21}}{n_2} & \frac{n_{22}}{n_2} & \dots & \frac{n_{2N}}{n_2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{n_{N1}}{n_N} & \frac{n_{N2}}{n_N} & \dots & \frac{n_{NN}}{n_N} \end{bmatrix}$$

(3) 建立“更新度”模型。一个阶段的教学后, 第 i 等级变成了第 j 等级, 若 $i > j$, 则表明参与度改善了。若 $i < j$, 则表明参与度更差了。

令 $s_{ij} = \tanh(i - j) \cdot p_{ij}$ ($i, j = 1, 2, \dots, N$), 即 $s_{ij} = \tanh(i - j) \cdot \frac{n_{ij}}{n_i}$, s_{ij} 称为 p_{ij} 的转移更新度, $\tanh(i - j)$ 为 p_{ij} 的权重, $i - j$ 值的大小和正负表示改善或变差的程度, 激活函数“ $\tanh(\cdot)$ ”是用来调节正负和权重大小的。

以 s_{ij} 为元素的矩阵 $S = (s_{ij})_{N \times N}$, 即 $S = \left(\tanh(i - j) \cdot \frac{n_{ij}}{n_i} \right)_{N \times N}$, 称为转移矩阵 P 的更新矩阵。

考虑 $E\{s\} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N s_{ij} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \tanh(i - j) \cdot \frac{n_{ij}}{n_i}$ 。 $E\{s\}$ 称为转移矩阵 P 的效率度。显然, $E\{s\}$ 可作为评价

参与度高低的数字特征, $E\{s\}$ 越大, 表明属于 $i > j$ 转化的越多, 从而参与度越高。

3. 在线学习参与度的长期预测

参与度的长期预测是以具有延续性的在线学习现阶段的参与度为基础, 在成员、教师等客观条件相对不变的情况下, 对该类在线学习参与度的长期或最终效果的评估。参与度的长期预测的意义在于, 可以课程内容调整、教学方法改进等提供依据。同时, 可以对在线学习成员的学习状态给予干预, 从而使他们能积极投入课程学习, 获得最佳的学习效果。

由于假设教学各种条件相对不变, 所以在整个线上教学过程中, 虽然各个阶段参与度中各个等级成员的频数在不断变化, 但各个等级的成员的转移比例将趋于稳定, 因而各个阶段可近似视为具有相同的一步转移矩阵。整个在线学习过程为 Markov 链, 且该 Markov 链, 是非周期不可约的。于是, 可以利用 Markov 链的遍历性定理建立在线学习参与度的长期预测数学模型。

长期预测方法如下:

(1) 根据最近两阶段的在线学习成员参与度, 构建初始状态向量 Q 和一步转移矩阵 $P(0)$ 。

(2) 利用 Z 变换, 求出 k 步转移矩阵 $P(k)$, 进而计算其极限。即先求出 $P(k) = Z^{-1} \left[(I - z^{-1}P(0))^{-1} \right]$, 则可得 $R = \lim_{k \rightarrow \infty} P(k)$ 。

(3) 设 k 步状态向量为 $Y(k) = [p_1(k), p_2(k), \dots, p_N(k)]$, 而 $Y(k) = QP(k)$ 。进一步, 可得状态极限向量 $Y = QR$, 其中 $Y = [p_1, p_2, \dots, p_N]$ 。

(4) 根据最大概率原则, 取 $\max\{p_1, p_2, \dots, p_N\}$, 作为对在线学习参与度的等级评估。

在线学习参与度的长期预测可以为实施个性化干预策略提供科学的依据, 避免可能出现的在线学习中不参与或很少参与的情形。

在干预策略中, 主要包括电子邮件提醒、在线奖品激励、弹出窗口警示以及在线同伴监督等方式。电子邮件可以按时提醒学习者参与学习的进度, 合理安排学习时间和学习任务。在线奖品的激励是促使学生积极参与在线学习的有效途径。同时, 还可以引入电子证书作为学习任务的认证方式。从而, 有效地激发学习者的参与热情, 并得到长时间的维持。弹出窗口警示可以告知学习者面临的学习风险, 并为其推荐合适的个性化学习路径和策略。在线同伴的影响不容忽视。学习者可以通过线上平台, 了解同伴的学习进度, 激励自己, 从而更好地规划学习, 提高学习效果。

4. 实例分析

现考虑某网络平台有 1、2 两个班(各 45 人)。在第一阶段中各参与等级的学习者人数统计见表 1。

Table 1. Number of learners at each level of participation in stage 1

表 1. 第一阶段中各参与等级的学习者人数

	40-30	30-20	20-10	10-0
1 班	9	21	10	5
2 班	11	26	6	2

于是, 初始状态向量为: $Q_1 = \left[\frac{9}{45}, \frac{21}{45}, \frac{10}{45}, \frac{5}{45} \right]$, $Q_2 = \left[\frac{11}{45}, \frac{26}{45}, \frac{6}{45}, \frac{2}{45} \right]$ 。

经过一段时间后, 第二阶段各参与等级的学习者转移人数情况见表 2。

Table 2. Number of learners transferred at each level of participation in stage 2

表 2. 第二阶段各参与等级的学习者转移人数

1 班		第二阶段参与等级			
		40-30	30-20	20-10	10-0
第一阶段参与等级	40-30	4	5	2	0
	30-20	7	9	5	0
	20-10	2	4	3	1
	10-0	0	0	1	0

2 班		第二阶段参与等级			
		40-30	30-20	20-10	10-0
第一阶段参与等级	40-30	5	3	0	1
	30-20	4	6	2	0
	20-10	1	2	3	2
	10-0	0	0	1	0

由此，可得 1 班和 2 班的一步转移矩阵，分别为

$$P_1 = \begin{bmatrix} \frac{4}{11} & \frac{5}{11} & \frac{2}{11} & 0 \\ \frac{7}{21} & \frac{9}{21} & \frac{5}{21} & 0 \\ \frac{2}{10} & \frac{4}{10} & \frac{3}{10} & \frac{1}{10} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, P_2 = \begin{bmatrix} \frac{5}{9} & \frac{3}{9} & 0 & \frac{1}{9} \\ \frac{4}{12} & \frac{6}{12} & \frac{2}{12} & 0 \\ \frac{1}{8} & \frac{2}{8} & \frac{3}{8} & \frac{2}{8} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

设每一阶段参与 40-30 次为优秀，30-20 次为中等，20-10 次为一般，10-0 次为不合格。于是，等级状态向量[优秀，中等，一般，不合格]，可用向量[1,2,3,4]来表示。

P_1 ， P_2 的更新矩阵分别为

$$S_1 = \begin{bmatrix} 0 & -0.3462 & -0.1753 & 0 \\ 0.2539 & 0 & -0.1813 & 0 \\ 0.1928 & 0.3046 & 0 & -0.0762 \\ 0 & 0 & 0.7616 & 0 \end{bmatrix}, S_2 = \begin{bmatrix} 0 & -0.2539 & 0 & -0.1106 \\ 0.2539 & 0 & -0.1269 & 0 \\ 0.1205 & 0.1904 & 0 & -0.1904 \\ 0 & 0 & 0.7616 & 0 \end{bmatrix}$$

于是， $E(S_1)=0.7340$ ， $E(S_2)=0.6446$ 。由此可见，1 班的线上学习参与度明显优于 2 班。

以下对两个班的长期参与度进行预测。

$$R_1 = e \cdot [0.2996 \quad 0.4180 \quad 0.2567 \quad 0.0257], R_2 = e \cdot [0.3214 \quad 0.3367 \quad 0.2449 \quad 0.0969],$$

其中 $e=[1 \ 1 \ 1 \ 1]^T$ 。因此，状态极限向量为 $Y_1 = Q_1 R_1 = [0.2996 \quad 0.4180 \quad 0.2567 \quad 0.0257]$ ，

$Y_2 = Q_2 R_2 = [0.3214 \quad 0.3367 \quad 0.2449 \quad 0.0969]$ 。

在等级状态向量中，取中值，可得等级中值矩阵 $G = [35 \ 25 \ 15 \ 5]$ 。

结合所求得的状态极限向量，可得两个班的预期参与度为 $Z_1 = \langle G, Y_1 \rangle = 24.9162$ ， $Z_2 = \langle G, Y_2 \rangle = 23.8265$ 。

这说明，从长期的整体效果看，可以预测 1 班和 2 班的在线参与度都将达到“中等”。

5. 结论

本文提出了一种在线学习参与度的 Markov 模型及其长期预测方法。通过引入激活函数,利用 Markov 转移矩阵构建一种新的“更新矩阵”,从而获得在线学习参与度的 Markov 链模型,实现了对阶段性在线学习参与度的评估。同时,利用 Z 变换获得转移矩阵的极限向量,实现了对教学活动参与度长期效果的预测。不难发现,基于 Markov 链模型的在线学习参与度评价模型,综合考虑了学习者的现状,比单纯用参与次数作为标准的评估更为科学合理。该研究可广泛应用于在线教学的诊断与干预。最后,通过实例及其分析,说明了本文提出的理论模型的有效性。

基金项目

本研究得到全国高等院校计算机基础教育研究会计算机基础教育教学研究项目(编号:2021-AFCEC-580)、江苏高校“青蓝工程”项目(中青年学术带头人(2022),优秀教学团队(2020))、2022年无锡科技职业学院教改研究课题(编号:JG2022103)的资助。

参考文献

- [1] 龙虎,李娜. 大数据背景下网络教学中的智能学习诊断研究[J]. 凯里学院学报, 2017, 35(6): 87-91.
- [2] 郭玲,郭泽睿. 基于大数据分析的在线课程学习过程测评和优化[J]. 深圳职业技术学院学报, 2017, 16(1): 45-51.
- [3] 上超望,韩梦,杨梅. 基于大数据的在线学习过程性评价设计研究[J]. 现代教育技术, 2018, 28(10): 94-99.
- [4] 黄领. 大数据时代背景下大学生碎片化学习习惯与教学设计研究[J]. 中国成人教育, 2016(23): 15-17.
- [5] 杨雪,姜强,赵蔚,李勇帆,李松. 大数据时代基于学习分析的在线学习拖延诊断与干预研究[J]. 电化教育研究, 2017, 38(7): 51-57.
- [6] 彭玉忠. 基于马尔可夫链的教学阶段性评价和长期预测模型[J]. 安庆师范学院学报(自然科学版), 2009, 15(4): 92-95.
- [7] 冯年发. 马尔可夫链模型在教学定量评价中的应用[J]. 考试周刊, 2017(28): 59-61.