



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111429005 A

(43)申请公布日 2020.07.17

(21)申请号 202010213449.1

(22)申请日 2020.03.24

(71)申请人 淮南师范学院

地址 232001 安徽省淮南市洞山西路

(72)发明人 谭嵩 王刚

(74)专利代理机构 合肥汇融专利代理有限公司

34141

代理人 赵宗海

(51)Int.Cl.

G06Q 10/06(2012.01)

G06Q 50/20(2012.01)

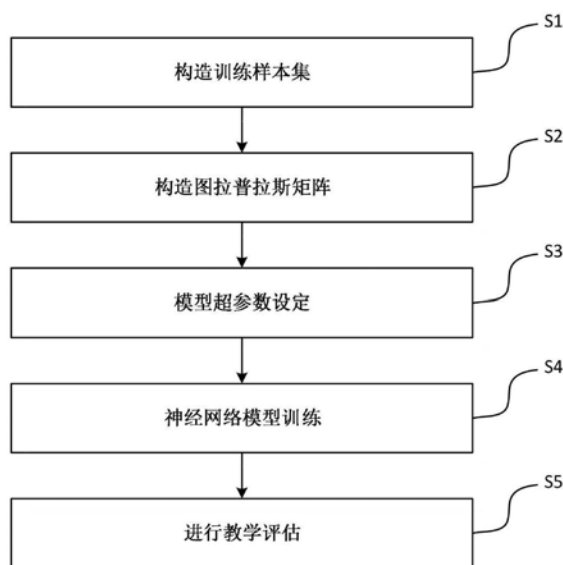
权利要求书2页 说明书4页 附图1页

(54)发明名称

一种基于少量学生反馈的教学评估方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于少量学生反馈的教学评估方法,属于教学技术领域,包括构造训练样本集、构造图拉普拉斯矩阵、模型超参数设定、神经网络模型训练、进行教学评估五个主要步骤。传统的教学评估方法主要是对几种输入进行线性加权平均得出,而非考虑学生的真实反馈。与这类传统的方法相比,本发明充分考虑了学生的真实反馈,用学生的评价作为已完成教学课程的最终评价,并从已有的数据中挖掘出适合做教学课程评估的数学模型。由于大部分学生不愿意在课后给教学打分,而且打分缺乏可信度,导致训练数据标签过少与不完整等问题,本发明提供的方法能够应对这类数据集存在缺陷的情况,从而训练出具有较高准确度的评估预测模型。



1. 一种基于少量学生反馈的教学评估方法,其特征在於,包括:

步骤S1、构造训练样本集:

从每个阶段的教学课程中抽取出一个样本 $x \in \mathfrak{R}^{1 \times d}$, 其中d为样本的维度,每个阶段的教学课程的综合评价结果作为标签,教学评价包含“好”与“不好”,将所有评价为“好”的样本集合定义为 $\{x_1, \dots, x_\ell\}$, 评价为“不好”或者缺少评价的样本集合定义为 $\{x_{\ell+1}, \dots, x_n\}$, 其中x的下标表示不同样本的序号, \mathfrak{R} 表示实数域, ℓ 为评价为“好”的样本数量、n为所有样本数量, $u=n-\ell$ 为评价为“不好”或者缺少评价的样本数量, d为样本维度, d, ℓ , n, u均为正整数;

步骤S2、构造图拉普拉斯矩阵:

构造图拉普拉斯矩阵 $L=D-A$, A为相似性矩阵, 其第i行第j列元素 A_{ij} 为:

$$A_{ij} = \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|_2^2}{2\sigma^2}\right)$$

其中, x_i 与 x_j 为样本, $i, j \in \{1, \dots, n\}$, $\sigma > 0$ 为高斯核宽, D为A的度矩阵, D为对角阵, D的第i个对角元素 $D_{ii} = \sum_j A_{ij}$;

步骤S3、模型超参数设定:

根据实际情况设定模型的超参数: $\phi, \lambda_1, \lambda_2 > 0$, 判定比 $\gamma \in (0, 1)$, 特征优化中间层节点数 N_1 与分类判定中间层节点数 N_2 , 其中 N_1 和 N_2 均为正整数;

步骤S4、神经网络模型训练:

步骤S401、构造特征优化网络模块,具体如下:

首先,随机产生 N_1 个特征优化输入权重 $a_1 \in \mathfrak{R}^{d \times 1}$ 与 N_1 个特征优化输入偏置 $b_1 \in \mathfrak{R}$, 得到 $a_1^1, \dots, a_1^{N_1}$ 与 $b_1^1, \dots, b_1^{N_1}$; 然后,对每个样本 x_i 计算特征优化中间向量 $m_1(x_i) = [\tau(a_1^1, b_1^1, x_i), \dots, \tau(a_1^{N_1}, b_1^{N_1}, x_i)] \in \mathfrak{R}^{1 \times N_1}$, 其中 $\tau(a, b, x)$ 为激活函数, x表示样本, a为输入权重, b为输入偏置;接着,生成特征优化中间矩阵 $M_1 = [m_1(x_1); \dots; m_1(x_n)] \in \mathfrak{R}^{n \times N_1}$;最后,计算特征优化输出权重 δ_1 , 当 $n < N_1$ 时, $\delta_1 = X^T \left(\frac{I_n}{\lambda_1} + M_1 M_1^T \right)^{-1} M_1$, 否则,

$\delta_1 = X^T M_1 \left(\frac{I_{N_1}}{\lambda_1} + M_1^T M_1 \right)^{-1}$, 其中 $X = [x_1; \dots; x_n]$, I_n 为n维单位阵, I_{N_1} 为 N_1 维单位阵, 上标T表示转置;

步骤S402、构造分类判定网络模块,具体如下:

首先,随机产生 N_2 个分类判定输入权重 $a_2 \in \mathfrak{R}^{d \times 1}$ 与 N_2 个分类判定输入偏置 $b_2 \in \mathfrak{R}$, 得到 $a_2^1, \dots, a_2^{N_2}$ 与 $b_2^1, \dots, b_2^{N_2}$; 然后,对每个经过特征优化的样本 $x_i \delta_1$ 计算分类判定中间向量 $m_2(x_i \delta_1) = [\tau(a_2^1, b_2^1, x_i \delta_1), \dots, \tau(a_2^{N_2}, b_2^{N_2}, x_i \delta_1)] \in \mathfrak{R}^{1 \times N_2}$;接着,生成分类判定中间矩阵 $M_2 = [m_2(x_1 \delta_1); \dots; m_2(x_n \delta_1)] \in \mathfrak{R}^{n \times N_2}$;最后,计算分类判定输出权重 δ_2 : 当 $n < N_2$ 时, $\delta_2 = M_2^T \left(\frac{I_n}{\lambda_2} + I_E M_2 M_2^T + \phi L M_2 M_2^T \right)^{-1} \psi$, 否则, $\delta_2 = \left(\frac{I_{N_2}}{\lambda_2} + M_2^T I_E M_2 + \phi M_2^T L M_2 \right)^{-1} M_2^T \psi$, 其中, $I_E = \text{diag}(I_\ell, O_u)$, $\text{diag}(\cdot)$ 表示对角阵, I_ℓ 为 ℓ 维单位阵, O_u 为u维零矩阵, ψ 为n维列向量, 其前 ℓ 个元素为1, 后u个元素为0;

步骤S403、计算判定阈值,具体如下:

计算样本距离 $\mu(x_i) = |m_2(x_i \delta_1) \delta_2 - 1|$,将 $\mu(x_1), \dots, \mu(x_n)$ 进行从大到小排列得到 $\mu_1 \geq \mu_2 \geq \dots \geq \mu_n$,令判定阈值 $\Gamma = \mu_{[\gamma n]}$;

步骤S5、进行教学评估:

当一个新的教学课程结束后,抽取出一个新的样本 x ,求取 $\mu(x)$,如果 $\mu(x) \leq \Gamma$,则评价为“好”,否则评价为“不好”或不作评价。

2.如权利要求1所述的一种基于少量学生反馈的教学评估方法,其特征在于,所涉及的激活函数 $\tau(a, b, x)$ 为: $\tau(a, b, x) = \frac{1}{1 + \exp(-a^T x - b)}$;且所涉及的输入权重 a 和输入偏置 b 从零均值的高斯分布中抽样生成。

一种基于少量学生反馈的教学评估方法

技术领域

[0001] 本发明属于教学技术领域,特别是涉及一种基于少量学生反馈的教学评估方法。

背景技术

[0002] 教学评估是教学过程中非常重要的一个环节,其评估的准确程度直接影响了教学内容、方式等方面的指定。传统的教学评估方法主要是对几种输入进行线性加权平均得出,而非考虑学生的真实反馈。这些工作相对较多。例如:CN201310113207.5旨在提供一种面向全过程的在线教育服务质量评估方法,以实际系统为依据提供全方位的评价指标和评估方法,实现了评估目标多元化、评价内容多态化、评价方式多样化,更加贴近用户需求。再例如,CN201610564845.2提供一种教学评估方法及系统,通过视频获取包含用户人脸表情的人脸图像,分析人脸表情中是否出现闭眼、点头、和打哈欠的动作,统计闭眼、点头、和打哈欠的动作出现频率,从而根据听课者的状态客观公正的评估教学效果。

[0003] 然而,一个现实问题是大部分学生不愿意在课后给教学打分,而且打分缺乏可信度。往往评价为高分的课程,其结果是真实的;而评价为低分的课程,其结果可能包含大量的主观情绪,因此可信度较低。本专利旨在解决该问题。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于克服现有技术存在的缺陷,以提高教学评估的准确性。

[0005] 为实现以上目的,本发明提供一种基于少量学生反馈的教学评估方法,包括如下步骤:

[0006] 步骤S1、构造训练样本集:

[0007] 从每个阶段的教学课程中抽取出一个样本 $x \in \mathfrak{R}^{1 \times d}$, 其中d为样本的维度,每个阶段的教学课程的综合评价结果作为标签,教学评价包含“好”与“不好”,将所有评价为“好”的样本集合定义为 $\{x_1, \dots, x_\ell\}$, 评价为“不好”或者缺少评价的样本集合定义为 $\{x_{\ell+1}, \dots, x_n\}$, 其中x的下标表示不同样本的序号, \mathfrak{R} 表示实数域, ℓ 为评价为“好”的样本数量、n为所有样本数量, $u = n - t$ 为评价为“不好”或者缺少评价的样本数量, d为样本维度, d, t, n, u均为正整数;

[0008] 步骤S2、构造图拉普拉斯矩阵:

[0009] 构造图拉普拉斯矩阵 $L = D - A$, A为相似性矩阵,其第i行第j列元素 A_{ij} 为:

$$[0010] \quad A_{ij} = \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|_2^2}{2\sigma^2}\right)$$

[0011] 其中, x_i 与 x_j 为样本, $i, j \in \{1, \dots, n\}$, $\sigma > 0$ 为高斯核宽, D为A的度矩阵, D为对角阵, D的第i个对角元素 $D_{ii} = \sum_j A_{ij}$;

[0012] 步骤S3、模型超参数设定:

[0013] 根据实际情况设定模型的超参数: $\phi, \lambda_1, \lambda_2 > 0$, 判定比 $\gamma \in (0, 1)$, 特征优化中间层

节点数 N_1 与分类判定中间层节点数 N_2 ,其中 N_1 和 N_2 均为正整数;

[0014] 步骤S4、神经网络模型训练:

[0015] 步骤S401、构造特征优化网络模块,具体如下:

[0016] 首先,随机产生 N_1 个特征优化输入权重 $a_1 \in \mathfrak{R}^{d \times 1}$ 与 N_1 个特征优化输入偏置 $b_1 \in \mathfrak{R}$,得到 $a_1^1, \dots, a_1^{N_1}$ 与 $b_1^1, \dots, b_1^{N_1}$;然后,对每个样本 x_i 计算特征优化中间向量 $m_1(x_i) = [\tau(a_1^1, b_1^1, x_i), \dots, \tau(a_1^{N_1}, b_1^{N_1}, x_i)] \in \mathfrak{R}^{1 \times N_1}$,其中 $\tau(a, b, x)$ 为激活函数, x 表示样本, a 为输入权重, b 为输入偏置;接着,生成特征优化中间矩阵 $M_1 = [m_1(x_1); \dots; m_1(x_n)] \in \mathfrak{R}^{n \times N_1}$;最后,

计算特征优化输出权重 δ_1 ,当 $n < N_1$ 时, $\delta_1 = X^T \left(\frac{I_n}{\lambda_1} + M_1 M_1^T \right)^{-1} M_1$,否则,

$\delta_1 = X^T M_1 \left(\frac{I_{N_1}}{\lambda_1} + M_1^T M_1 \right)^{-1}$,其中 $X = [x_1; \dots; x_n]$, I_n 为 n 维单位阵, I_{N_1} 为 N_1 维单位阵,上

标T表示转置;

[0017] 步骤S402、构造分类判定网络模块,具体如下:

[0018] 首先,随机产生 N_2 个分类判定输入权重 $a_2 \in \mathfrak{R}^{d \times 1}$ 与 N_2 个分类判定输入偏置 $b_2 \in \mathfrak{R}$,得到 $a_2^1, \dots, a_2^{N_2}$ 与 $b_2^1, \dots, b_2^{N_2}$;然后,对每个经过特征优化的样本 $x_i \delta_1$ 计算分类判定中间向量

$m_2(x_i \delta_1) = [\tau(a_2^1, b_2^1, x_i \delta_1), \dots, \tau(a_2^{N_2}, b_2^{N_2}, x_i \delta_1)] \in \mathfrak{R}^{1 \times N_2}$;接着,生成分类判定中间矩阵

$M_2 = [m_2(x_1 \delta_1); \dots; m_2(x_n \delta_1)] \in \mathfrak{R}^{n \times N_2}$;最后,计算分类判定输出权重 δ_2 :当 $n < N_2$ 时,

$\delta_2 = M_2^T \left(\frac{I_n}{\lambda_2} + I_E M_2 M_2^T + \phi L M_2 M_2^T \right)^{-1} \psi$,否则, $\delta_2 = \left(\frac{I_{N_2}}{\lambda_2} + M_2^T I_E M_2 + \phi M_2^T L M_2 \right)^{-1} M_2^T \psi$,其中,

$I_E = \text{diag}(I_\ell, O_u)$, $\text{diag}(\cdot)$ 表示对角阵, I_ℓ 为 ℓ 维单位阵, O_u 为 u 维零矩阵, ψ 为 n 维列向量,其前 ℓ 个元素为1,后 u 个元素为0;

[0019] 步骤S403、计算判定阈值,具体如下:

[0020] 计算样本距离 $\mu(x_i) = |m_2(x_i \delta_1) \delta_2 - 1|$,将 $\mu(x_1), \dots, \mu(x_n)$ 进行从大到小排列得到 $\mu_1 \geq \mu_2 \geq \dots \geq \mu_n$,令判定阈值 $\Gamma = \mu_{[m]}$;

[0021] 步骤S5、进行教学评估:

[0022] 当一个新的教学课程结束后,抽取出一个新的样本 x ,求取 $\mu(x)$,如果 $\mu(x) \leq \Gamma$,则评价为“好”,否则评价为“不好”或不作评价。

[0023] 其中,所涉及的激活函数 $\tau(a, b, x)$ 为: $\tau(a, b, x) = \frac{1}{1 + \exp(-a^T x - b)}$;且所涉及的输入

权重 a 和输入偏置 b 从零均值的高斯分布中抽样生成。

[0024] 与已有的技术方案相比,本发明充分考虑了学生的真实反馈,用学生的评价作为已完成教学课程的最终评价,并从已有的数据中挖掘出适合做教学课程评估的数学模型。同时,本发明提供的方法能够应对数据集存在缺陷的情况,从而训练出具有较高准确度的评估预测模型。

附图说明

[0025] 下面结合附图,对本发明的具体实施方式进行详细描述:

[0026] 图1为本发明方法流程示意图;

具体实施方式

[0027] 为了更进一步说明本发明的特征,请参阅以下有关本发明的详细说明与附图。所附图仅供参考与说明之用,并非用来对本发明的保护范围加以限制。

[0028] 如图1所示,本实施例公开了一种基于少量学生反馈的教学评估方法,包括如下步骤S1至S5:

[0029] 步骤S1、构造训练样本集:

[0030] 从每个阶段的教学课程中抽取出一个样本 $x \in \mathfrak{R}^{1 \times d}$, 其中d为样本的维度,每个阶段的教学课程的综合评价结果作为标签,教学评价包含“好”与“不好”,将所有评价为“好”的样本集合定义为 $\{x_1, \dots, x_\ell\}$, 评价为“不好”或者缺少评价的样本集合定义为 $\{x_{\ell+1}, \dots, x_n\}$, 其中x的下标表示不同样本的序号, \mathfrak{R} 表示实数域, ℓ 为评价为“好”的样本数量、n为所有样本数量, $u=n-\ell$ 为评价为“不好”或者缺少评价的样本数量, d为样本维度, d, ℓ , n, u均为正整数;

[0031] 步骤S2、构造图拉普拉斯矩阵:

[0032] 构造图拉普拉斯矩阵 $L=D-A$, A为相似性矩阵,其第i行第j列元素 A_{ij} 为:

$$[0033] \quad A_{ij} = \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|_2^2}{2\sigma^2}\right)$$

[0034] 其中, x_i 与 x_j 为样本, $i, j \in \{1, \dots, n\}$, $\sigma > 0$ 为高斯核宽, D为A的度矩阵, D为对角阵, D的第i个对角元素 $D_{ii} = \sum_j A_{ij}$;

[0035] 步骤S3、模型超参数设定:

[0036] 根据实际情况设定模型的超参数: $\phi, \lambda_1, \lambda_2 > 0$, 判定比 $\gamma \in (0, 1)$, 特征优化中间层节点数 N_1 与分类判定中间层节点数 N_2 , 其中 N_1 和 N_2 均为正整数;

[0037] 步骤S4、神经网络模型训练:

[0038] 步骤S401、构造特征优化网络模块,具体如下:

[0039] 首先,随机产生 N_1 个特征优化输入权重 $a_1 \in \mathfrak{R}^{d \times 1}$ 与 N_1 个特征优化输入偏置 $b_1 \in \mathfrak{R}$, 得到 $a_1^1, \dots, a_1^{N_1}$ 与 $b_1^1, \dots, b_1^{N_1}$; 然后,对每个样本 x_i 计算特征优化中间向量 $m_1(x_i) = [\tau(a_1^1, b_1^1, x_i), \dots, \tau(a_1^{N_1}, b_1^{N_1}, x_i)] \in \mathfrak{R}^{1 \times N_1}$, 其中 $\tau(a, b, x)$ 为激活函数, x表示样本, a为输入权重, b为输入偏置;接着,生成特征优化中间矩阵 $M_1 = [m_1(x_1); \dots; m_1(x_n)] \in \mathfrak{R}^{n \times N_1}$; 最后,计算特征优化输出权重 δ_1 , 当 $n < N_1$ 时, $\delta_1 = X^T \left(\frac{I_n}{\lambda_1} + M_1 M_1^T \right)^{-1} M_1$, 否则, $\delta_1 = X^T M_1 \left(\frac{I_{N_1}}{\lambda_1} + M_1^T M_1 \right)^{-1}$, 其中 $X = [x_1; \dots; x_n]$, I_n 为n维单位阵, I_{N_1} 为 N_1 维单位阵, 上标T

表示转置；

[0040] 步骤S402、构造分类判定网络模块，具体如下：

[0041] 首先，随机产生 N_2 个分类判定输入权重 $a_2 \in \mathfrak{R}^{d \times 1}$ 与 N_2 个分类判定输入偏置 $b_2 \in \mathfrak{R}$ ，得到 $a_2^1, \dots, a_2^{N_2}$ 与 $b_2^1, \dots, b_2^{N_2}$ ；然后，对每个经过特征优化的样本 $x_i \delta_1$ 计算分类判定中间向量 $m_2(x_i \delta_1) = [\tau(a_2^1, b_2^1, x_i \delta_1), \dots, \tau(a_2^{N_2}, b_2^{N_2}, x_i \delta_1)] \in \mathfrak{R}^{1 \times N_2}$ ；接着，生成分类判定中间矩阵 $M_2 = [m_2(x_1 \delta_1); \dots; m_2(x_n \delta_1)] \in \mathfrak{R}^{n \times N_2}$ ；最后，计算分类判定输出权重 δ_2 ：当 $n < N_2$ 时， $\delta_2 = M_2^T \left(\frac{I_n}{\lambda_2} + I_E M_2 M_2^T + \phi L M_2 M_2^T \right)^{-1} \psi$ ，否则， $\delta_2 = \left(\frac{I_{N_2}}{\lambda_2} + M_2^T I_E M_2 + \phi M_2^T L M_2 \right)^{-1} M_2^T \psi$ ，其中， $I_E = \text{diag}(I_\ell, O_u)$ ， $\text{diag}(\cdot)$ 表示对角阵， I_ℓ 为 ℓ 维单位阵， O_u 为 u 维零矩阵， ψ 为 n 维列向量，其前 ℓ 个元素为1，后 u 个元素为0；

[0042] 步骤S403、计算判定阈值，具体如下：

[0043] 计算样本距离 $\mu(x_i) = |m_2(x_i \delta_1) \delta_2 - 1|$ ，将 $\mu(x_1), \dots, \mu(x_n)$ 进行从大到小排列得到 $\mu_1 \geq \mu_2 \geq \dots \geq \mu_n$ ，令判定阈值 $\Gamma = \mu_{[n]}$ ；

[0044] 步骤S5、进行教学评估：

[0045] 当一个新的教学课程结束后，抽取出一个新的样本 x ，求取 $\mu(x)$ ，如果 $\mu(x) \leq \Gamma$ ，则评价为“好”，否则评价为“不好”或不作评价。

[0046] 优选地，所涉及的激活函数 $\tau(a, b, x)$ 为： $\tau(a, b, x) = \frac{1}{1 + \exp(-a^T x - b)}$ ；且所涉及的输入权重 a 和输入偏置 b 从零均值的高斯分布中抽样生成。

[0047] 具体实施中，样本特征可以包括教学科目、深入程度、是否板书、是否有多媒体、教学考核方式、教师性别、教师年纪、教师学历、作业平均用时、应到人数、互动程度、缺勤率、平均分、上课语言等作为特征。

[0048] 以上所述仅为本发明的较佳实施例，并不用以限制本发明，凡在本发明的精神和原则之内，所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本发明的保护范围之内。

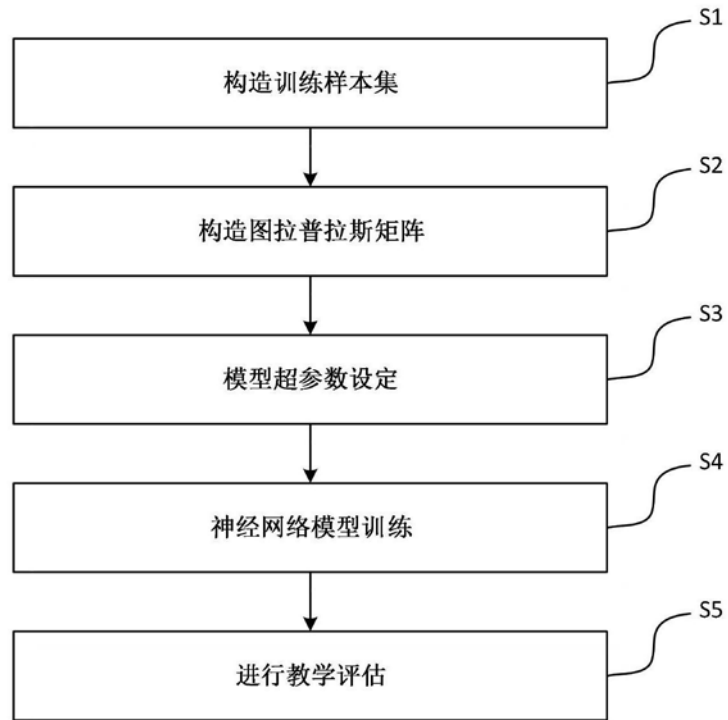


图1