

基于 OCC 模型的 E-learning 系统情感建模

乔向杰¹ 王志良¹ 王万森²

(北京科技大学信息工程学院 北京 100083)¹ (首都师范大学信息工程学院 北京 100037)²

摘要 根据 OCC 模型理论,提出一种在 e-learning 系统中基于认知评价的学生情感识别模型。采用模糊推理方法实现学生对学习事件的期望度推理,并通过构建动态贝叶斯网络对所构建的模型进行了计算机仿真测试和评估,结果验证了模型的合理性和有效性,从而为构建具有情感智能的 e-learning 系统提供了一种新的情绪识别模型和架构。

关键词 OCC 模型,认知评价,动态贝叶斯网络,情感缺失,情感建模

Emotional Modeling in an E-learning System Based on OCC Theory

QIAO Xiang-jie¹ WANG Zhi-liang¹ WANG Wan-sen²

(School of Information Engineering, University of Science & Technology Beijing, Beijing 100083, China)¹

(School of Information Engineering, Capital Normal University, Beijing 100037, China)²

Abstract According to OCC model, an emotional recognition model based on cognition and appraisal theory was proposed. The expectation probability of events in the educational environment was determined by reasoning with a fuzzy way. A dynamic bayesian network was also built to evaluate and simulate the learning process and the result shows the model's validity and rationality. Thus this paper's work has provided a novel emotion recognition model and frame to make e-learning systems more emotional intelligent.

Keywords OCC model, Cognition appraisal, Dynamic Bayesian network, Emotional lacking, Emotional modeling

目前,全球涌动的数字化教育浪潮伴随着信息技术飞速发展,基于网络的学习——数字化学习正以其全新的教育方式冲击着传统的教学模式,并不断得到广泛应用。E-Learning 即是通过因特网进行的学习与教学活动,它充分利用现代信息技术所提供的、具有全新沟通机制与丰富资源的学习环境,实现一种全新的学习方式。这种学习方式弥补了时空分离的缺陷,有效地实现了“任何时间(Whenever)、任何地点(Wherever)”的学习。然而 e-learning 学习过程中师与生分离的特点一方面为学生个性化学习提供了充分的空间,另一方面从积极意义上说是自主学习的远程学习也可能在一部分学生那里演变成孤立学习。学习者与计算机之间的交互依靠的只有键盘和鼠标,计算机不仅“盲”(不具备视觉功能)、“哑”(不具备语言功能),并且“聋”(不具备听觉功能),更谈不上具备“善解人意”的能力,即理解和适应人的情绪或心境的能力^[1]。当学习者长时间面对这样一台没有情感的冷漠电脑屏幕而感受不到交互的乐趣和情感的激励时,就会引起反感,从而影响学习效果。因此,“情感缺失”和“情境缺失”已成为 e-learning 系统中急需解决的问题。为了解决这一问题,就需要机器首先能识别出学生的学习情感,从而使学生在学习过程中出现负向情感时有效地提供情感调控策略以改善学生当前的情感状态,尽量减少负向情绪的影响,进而提高学习效

率。

1 已有的研究

许多教育学家和心理学的研究表明,情绪在人的认知过程中很大程度上影响着知觉选择、记忆及思维活动^[2]。因此,我们的目标即是在 e-learning 系统中建立情绪识别和调节的框架,使教学系统不仅是基于认知(cognitive)的,而且是情绪的(emotional)^[3]。目前,应用在教学系统中的情感识别方法主要可以分为以下几种:基于表情识别的方法、基于生理信息的方法^[4,5]、基于认知评价的方法^[6]及多模态识别方法^[7]。其中表情识别又包括面部表情识别^[8,9]、姿态识别^[10,11]及语音识别^[12,13]等,识别率平均都在 80%~90% 以上。

以上这些方法中,面部表情识别方法虽然直观且应用广泛,但这种方法一方面本身存在着识别时受光照等外界因素影响而使识别率降低,另一方面仅靠表情识别方法去判断一个学习者的学习情感状态也是不充分的。比如,当识别出学习者皱眉的表情时,很可能会认为这是一种负向表情,而实际上可能是出于学习者正在努力思考,这时反而不能对他进行情感干涉,否则会打断学生的思路。另外,每个人由于受自身控制力及个性等因素的影响,不同的人对相同刺激的反应也

到稿日期:2009-06-19 返修日期:2009-09-02 本文受国家自然科学基金项目(60573059),北京市自然科学基金重点项目(KZ200810028016)资助。

乔向杰(1977-),女,博士,主要研究方向为人工智能、人工心理、智能教学系统等,E-mail: qxj7711@163.com;王志良(1956-),男,教授,主要研究方向为人工心理、服务机器人与数字机器人技术等;王万森(1953-),男,教授,主要研究方向为不确定性推理、概率逻辑、智能教学系统、人工情感等。

不尽相同。A. R. Abbasi^[14]等人所做的两个实验表明,在学习过程中,有时认为应该表现的情绪却没有表现,或者表情和行为有时并不能一一对应。而且,外在的情感表现往往不能被很细微地检测到(比如细微的脸部表情或声调的变化)。

姿态及语音等识别方式也都存在着同面部表情识别相似的问题。利用生理信号进行识别虽然在一定程度上能够准确地反映学习者内在的情绪体验,但往往来自单个生理指标的信息对于识别特定的情感也是不充分的,比如皮肤电反应对于确定唤醒水平很有效,但不能识别引起唤醒的情感正向状态;心率的增加可能更主要的是由于负向情感,但心率对于识别特定的情感几乎不能提供什么信息^[15]。另一方面,生理信号的识别方法往往需要一些物理设备,而且需要接到学生的身体上,这样可能会引起学生的不适,学生会感到是一种侵犯,因而基于生理信号的识别方法一般用作辅助识别方式。基于认知评价的方法实现起来相对比较简单,但也存在着对学生的目标取向同 e-learning 学习过程中的学习活动对应困难、只能限于预测一些简单的情感等弊病。

2 情绪模型构建

2.1 OCC 模型基础

Ortony, Clore 和 Colins 建构了一个情感的认知理论,即通过描述引发情感的认知过程解释情感的诱因^[16]。OCC 模型是这一理论的重要成果,也因其良好的可计算性而成为目前情感计算领域广泛应用的情感模型。它是第一个以计算机实现为目的而发展起来的模型。他们假设情绪是作为一个称为评价的认知过程的结果而产生的。评价取决于 3 种成分:事件、主体和对象。客观世界中的事件根据主体的目标被评价为满意的(pleased)或不满意的(displeased);主体自身或其他主体的行为根据一组标准的集合被评价为赞成的(approved)或不赞成的(disapproved);对象则根据主体的态度被评价为喜欢的(liked)或不喜欢的(disliked)。

OCC 模型不是采用基本情感集或一个明确的多维空间来表达情感,而是用一致性的认知导出条件来表述情感。特别是,在该模型中,假定情感是对事件(愉快与否)、Agent(满意与否)和对象(喜欢与否)构成情势的倾向(正面或负面的)反应。通过不同认知条件推导归纳,大约规范出 22 种情感类型,其中包括用来产生这些情感类型的基本构造规则。应该说,OCC 是第一个易于计算机实现的认知型情感产生模型。

2.2 情绪定义

Conati^[15]指出,在计算机系统里应该被识别的用户情感状态应该是“那些显著影响用户在系统中行为的情感”。在本研究中,主要关注学生的 8 种情感:愉快(joy)/难过(distress)、满足(satisfaction)/失望(disappointment)、感激(gratitude)/生气(anger)、羞愧(shame)/骄傲(pride)。根据图 1 所列出的规则,分别给出各种情绪的识别模式。

Emotion	Rule
Joy	occurrence of a desirable event
Sad	occurrence of an undesirable event
Disappointment	occurrence of a disconfirmed desirable event
Relief	occurrence of a disconfirmed undesirable event
Hope	occurrence of an unconfirmed desirable event
Fear	occurrence of an unconfirmed undesirable event
Pride	action is done by the agent and is approved by standards

Shame	action is done by the agent and is disapproved by standards action is done by the other and is not approved
Reproach	by the agents standards action done by the other and is approved by
Admiration	the agents standards
Anger	Complex emotion; sad+reproach
Gratitude	Complex emotion; joy+admiration
Gratification	Complex emotion; joy+pride
Remorse	Complex emotion; sad+shame

图 1 OCC 模型的情绪产生规则

愉快(joy)/难过(distress)

根据 OCC 模型,当一件希望发生的事情发生时将会触发愉快情绪,反之将会触发不愉快,即难过的情绪。如图 2 所示,学生如果成功解决一个问题,由于这是他所期望的事件,因此会产生愉快情绪;而如果未能成功解决问题,即一个不希望发生的事情发生了,则会产生难过情绪。

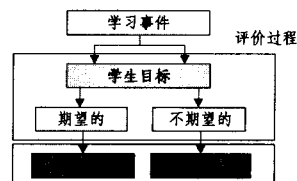


图 2 愉快/难过情绪的识别

满意(satisfaction)/失望(disappointment)

根据 OCC 模型,当一件希望发生的事情发生了,将会触发满意情绪;而当一件希望发生的事情没有发生,则会触发失望情绪,如图 3 所示。

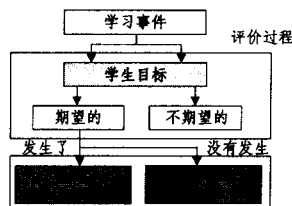


图 3 满意/失望情绪的识别

感激(gratitude)/生气(anger)

根据 OCC 模型,感激和生气是复合情绪。感激是愉快和尊敬两种情绪的复合,即是当自己希望发生的事情发生,且他人的行为符合自己的社会行为准则时所触发的;生气是难过和责备两种情绪的复合,即是在当希望发生的事情没有发生,且他人的行为不符合自己的社会行为准则时所触发的,如图 4 所示。比如,学生在学习过程中非常希望有人能帮他,而此时教学 agent 正好为他提供了恰当而正确的帮助,这时学生将会产生感激的情感;而如果学生正在努力思考,想独立完成任务,而教学 agent 此时进行了提示,这时学生将会生气。

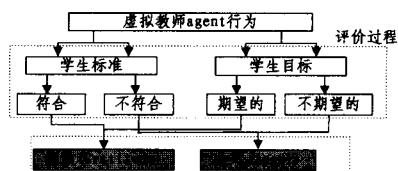


图 4 感激/生气情绪的识别

骄傲(pride)/羞愧(shame)

根据 OCC 模型,骄傲和羞愧两种情绪是用户对自己行为的评价而产生的。若自己的行为符合自己的社会行为准则,则触发骄傲情绪;反之则触发羞愧情绪,如图 5 所示。比如,

学生经常成功完成学习任务将会触发骄傲情绪,而经常请求帮助(反映自己能力不足)则可能触发羞愧情绪等。

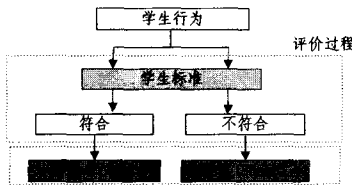


图5 骄傲/羞愧情绪的识别

一个人会被触发哪种情感取决于其所处情境的解释以及对情境关注的重点。OCC模型理论指出,在不同的时刻从不同的侧面来考虑一个情境,某个人可能会体验到多种情感的混合,并且这些不同的情感可能会同时发生,也可能陆续发生。因此情感的触发具有非常明显的复合性和动态性特征。比如,满意在一个期望发生的事情发生的情况下会被触发,而这一情景同时也符合愉快这一情感触发的条件,因此同一情景就会触发两种情感。对于这类两种情感同时发生的情景,OCC模型认为,强度高的情感会更能影响到一个人所能意识到的感受。在通常情况下,如果对事件的期望程度不是很高,满意相对会更易于被触发。因此,认为被期望发生的事情发生时,将会引发满意和愉快的复合情感,属于正向情感;反之则会出现失望和难过的复合情感,属于负向情感。

2.3 学习事件定义

学习事件主要是指学生在 e-learning 学习环境中通过与系统的交互而产生的学生行为及教学 agent 的行为。而事件的主体将很大程度上影响到学生的情绪。由学生引发的学习事件包括回答问题的正确/错误、学生放弃/完成当前的学习任务、请求/拒绝教学 agent 的帮助等。

2.4 事件期望度推理模型

由于学生情感模型是基于 OCC 理论的认知评价模型,该模型主要是通过对事件期望度的评估来确定事件主体的情绪,且期望度越高,产生相应的情绪的强度也越高,因此对事件期望度的确定显得尤为重要。这里,采用 Mamdani 推理模型对事件期望度进行模糊推理与实现。

2.4.1 模糊推理模型

根据 Mamdani 推理模型^[17],系统首先对输入变量进行模糊化处理,推理引擎负责从知识库中匹配相应的规则,然后使用 MIN-MAX 方法进行规则评估并聚合输出结果,最后对结果进行逆模糊化输出。

对事件期望度(输出变量)的评估主要考虑两个因素,即两个输入变量:事件对目标的影响度及目标的重要性。目标重要度包含 3 个模糊级:不重要(NotImportant)、有些重要(SlightlyImportant)、非常重要(ExtremelyImportant),其隶属函数如图 6(a)所示;事件对目标的影响度采用 5 个模糊级:高度正面影响(HighlyPositive)、有些正面影响(SlightlyPositive)、无影响(NoImpact)、有些负面影响(SlightlyNegative)及高度负面影响(HighlyNegative),其隶属函数如图 6(b)所示;事件期望度有 5 个模糊级:高度不期望(HighlyUndesired)、有点不期望(SlightlyUndesired)、无所谓(Neutral)、有点期望(SlightlyDesired)、高度期望(HighlyDesired),其隶属函数如图 6(c)所示。

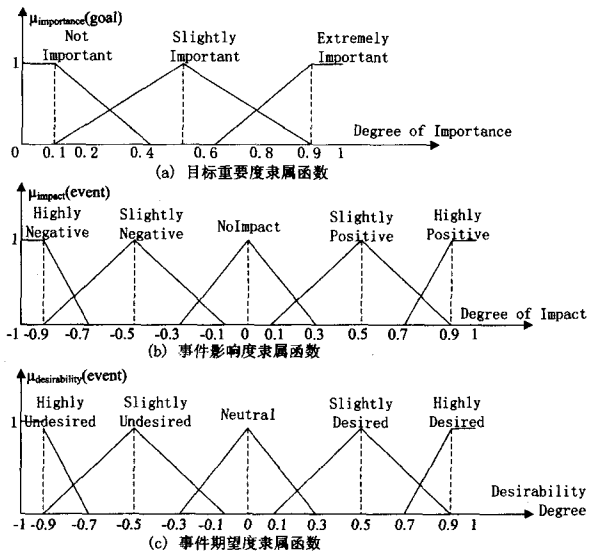


图6 隶属函数

2.4.2 模糊规则

建立如下所示的模糊规则:

```
IF Impact(G1, E) is A1
AND/OR Impact(G2, E) is A2
...
AND/OR Impact(Gk, E) is Ak
AND/OR Importance(G1) is B1
AND/OR Importance(G2) is B2
...
AND/OR Importance(Gk) is Bk
THEN Desirability(E) is C
```

其中, k 是目标的数量, A_i, B_j 和 C 分别代表影响度、重要度和期望度的模糊集。上面规则的含义为:如果目标 $G1$ 受事件 E 的影响度为 $A1$, 而且/或者目标 $G2$ 受事件 E 的影响度为 $A2$, 依此类推, 直到而且/或者目标 Gk 受事件 E 的影响度为 Ak ; 而且/或者目标 $G1$ 的重要度为 $B1$, 而且/或者目标 $G2$ 的重要度为 $B2$, 依此类推, 直到而且/或者目标 Gk 的重要度为 Bk 。于是, 对事件 E 的期望度则为 C 。

2.4.3 实现实例

假设当前学生请求帮助对于成功解决问题的影响度为 0.6, 而目前成功解决问题的重要度为 0.8, 则规则库中对应的规则如下。

规则 1:

```
IF Impact(成功解决问题, 请求帮助) is 高度正面
OR Importance(成功解决问题) is 非常重要
THEN
Desirability(请求帮助) is 高度期望
```

规则 2:

```
IF Impact(成功解决问题, 请求帮助) is 有些正面
AND Importance(成功解决问题) is 有些重要
THEN
Desirability(请求帮助) is 有些期望
```

(1) 模糊化

μ (影响度=0.6 为高度正面) = 0;
 μ (影响度=0.6 为有些正面) = 0.75;
 μ (重要度=0.8 为非常重要) = 0.667;

$\mu(\text{重要度}=0.8 \text{ 为有些重要}) = 0.25$ 。

(2) 规则评估

对于规则 1, 由于是 OR 操作符, 因此使用 MAX 模糊运算, 得到 $\mu(\text{期望度为高度期望}) = 0.667$ 。

对于规则 2, 由于是 AND 操作符, 因此使用 MIN 模糊运算, 得到 $\mu(\text{期望度为有些期望}) = 0.25$ 。

(3) 聚合规则的输出

根据(2)的结果, 可以绘出聚合后的期望度隶属函数, 如图 7 所示。

$$g = \frac{\sum_{i=0.1}^1 x_i \cdot \mu(x_i)}{\sum_{i=0.1}^1 \mu(x_i)} = \frac{0.1 \times 0 + (0.2 + 0.3 + 0.4 + 0.5 + 0.6 + 0.7) \times 0.25 + 0.8 \times 0.5 + (0.9 + 1) \times 0.667}{0 + 0.25 \times 6 + 0.5 + 0.667 \times 2} = 0.702$$

3 DBN 模型构建与评估

由于在 e-learning 学习过程中学生的情感状态往往受多方面因素影响, 如其已有知识、个性、目标等, 因此在诊断学生的情感状态时存在很大的不确定性。且学生的情感状态是随着时间的变化而不断变化的, 因而具有一定的时序特征。因此, 通过构建动态贝叶斯网络模型 DBN 来对学生的情感进行诊断和分析, 并预设学生学习汉诺塔(Hanoi)为教学情境(如图 8 所示)来说明 DBN 的构建。

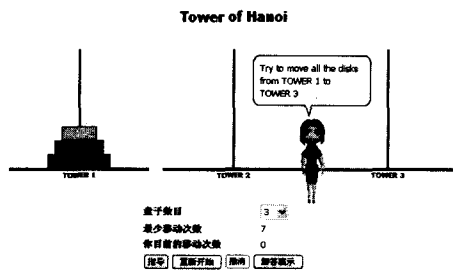


图 8 汉诺塔教学界面

DBN 的构建仍是以前述的 OCC 模型理论为基础。用户的目的是 OCC 模型的关键因素, 但确定用户的目标却是不容易的。因此在构建 DBN 模型时, 加入了一些证据节点来间接推断学生的目标。学生具有什么样的目标, 往往同学生的品性有关, 如个性、领域知识等^[18], 如图 9 (a) 中目标同学生个性之间的连线。而且, 学生的目标将直接影响学生如何进行界面交互, 即目标和交互模式之间的连线。反过来, 交互模式将在每个时间步中由具体的学生行为来推断。于是, 对学生相关品性及交互行为的观察将为确定学生目标提供非直接的证据。

学生行为或 Agent 的行为都会创建一个时间片, 在任意时刻只需维护两个时间片, 之前的时间片的结果可作为 t_i 时间片中相应节点的先验概率。图 9 (b) 给出了 DBN 结构中每个影响因素的详细分解结构及其关系。

为了对相应的概率节点进行计算, 对两个时间片的 DBN 结构图节点进行相关定义。用 $P(X_t | X_{t-1})$ 表示已知任一变量前一个时刻状态时当前状态发生的概率。 X_t^i 表示第 i 个变量 t 时刻取值, 表示其父节点。 N 表示有 N 个变量存在。当只有两个时间片段(2TBN)时, 有

$$P(X_t | X_{t-1}) = \prod_{i=1}^N P(X_t^i | P_a(X_t^i))$$

同样可以计算出 DBN 中任一节点的联合概率分布概率:

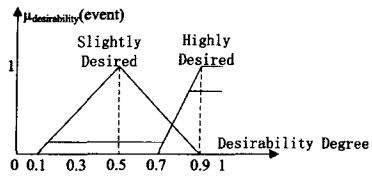


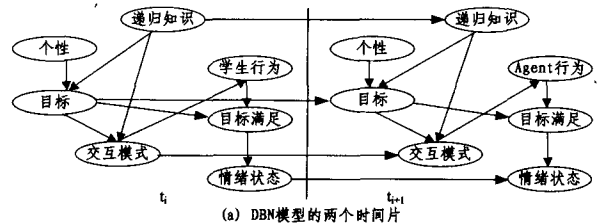
图 7 聚合输出隶属函数

(4) 逆模糊化

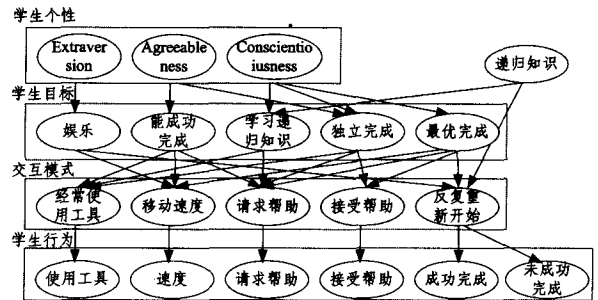
采用重心法, 对推理结果进行清晰化, 具体计算如下:

$$P(X_1^i; N) = \prod_{i=1}^N P_{B_0}(X_1^i | P_a(X_1^i)) \times \prod_{i=2}^N \prod_{j=1}^N P_{B_{-}}(X_i^j | P_a(X_i^j))$$

为检测模型的可行性, 我们模拟一个简单的交互过程来说明对模型的评估。假设在这个交互中, 学生 a) 移动得很快; b) 经常重新开始; c) 总是成功完成。Agent 让学生反馈他移动盘子的成果而学生进行了忽略。



(a) DBN 模型的两个时间片



(b) DBN 一个时间片的层次结构

图 9 DBN 模型结构

假设我们对学生的个性不了解, 因为学生反复忽略 agent 的建议, 于是交互模式中的“接受帮助”的概率就减小, 相应的“独立完成”的概率增加。目标“娱乐”的概率也增加, 因为这个目标同学生移动快的证据相关(如图 10(a)所示)。中间的图显示了相应的学生情感状态的评估。anger 情感的概率在每次 agent 打扰的时候都会增加一点, 因为打扰干扰了“独立完成”的目标, 于是它就会随着时间的推移逐渐减少, 直到 agent 不再打扰。尽管有 4 次 agent 打扰, 但目标“独立完成”在大多数时间片中还是得到了满足, 因为学生经常在没有 agent 帮助的情况下成功完成, 且“成功完成”目标也得到了满足。由于学生经常重新开始, 因此“最优完成”目标的概率也增加, 这样 pride 的概率就会持续增加, 而 joy 也会持续增加, 除了在 agent 干扰的时候有所下降(如图 10(b)所示)。

目标节点的概率变化也会进行传播进而影响对学生个性的评估。学生的个性类型 disagreeableness 会增加, 因为它受到目标“独立完成”和“最优完成”的影响; 而 extraversion 会增加, 因为它受到目标“娱乐”的影响(如图 10(c)所示)。

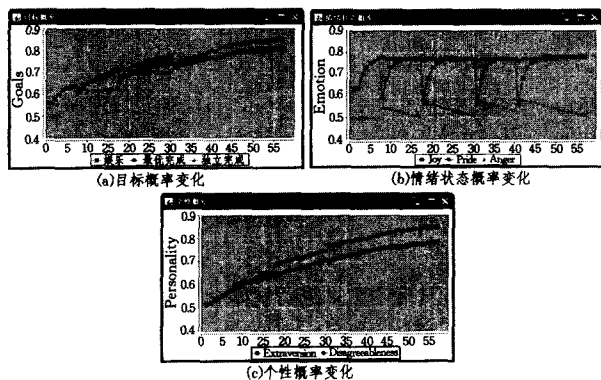


图 10 DBN 实验概率曲线图

对情感模型的评价还要考虑学生的学习评估,以使 agent 能提高学生的学习而不影响他的表现。比如上面的例子,情感模型很清晰地暗示了学生对 agent 反复建议反馈的行为而感到 anger,这意味着 agent 应该避免再打扰学生。但是,4 次 agent 干扰可能也是合理的,因为 agent 可能会认为学生的成功并不是因为对递归知识的掌握,agent 也就可能认为导致学生 reproach 对学生表现的影响不会太大,因为 joy 和 pride 的概率高也表示学生享受当前的学习。

结束语 学习情感的识别一方面对实时性要求较高,另一方面它不像其它单纯的表情识别,只需要识别出基本的情绪,因为在学习过程中的情绪由于掺杂着认知过程与探索过程的因素而表现得略微复杂。本文提出了一种基于 OCC 模型的学生情感识别方法,并通过实例教学的动态贝叶斯网络模型的构建对该方法进行了验证和评估,结果表明学生情感、个性等概率的变化是符合实际需求的。本文提出的模型实现起来比较简单,不像表情识别需要复杂的计算及算法支持,也不像生理信号感应方法对硬件设备要求较高,因而具有较高的实用性,并为构建具有情感智能的教学系统提供了一种新的可实践的理论方法模型。

参考文献

[1] 许远理,郭德俊. 浅谈情绪智力与人工智能中的感情计算[J]. 心理科学进展,2004(2):209-214
 [2] 孟昭兰. 情绪心理学[M]. 北京:北京大学出版社,2005
 [3] Picard R W, Papert S, Bender W, et al. Affective Learning - A Manifesto[J]. BT Technology Journal,2004,22(4):253-269
 [4] Burselson W. Affective Learning Companions; Strategies for Empathetic Agents with Real-time Multimodal Affective Sensing to Foster Meta-Cognitive and Meta-affective Approaches to Learning, Motivation and Perseverance[D]. Massachusetts Institute of Technology, 2006

[5] Lisetti C L, Nasoz F. MAUI: A Multimodal Affective User Interface[C]//Proceedings of the 10th ACM International Conference on Multimedia. New York, NY, USA: ACM Press, 2002: 161-170
 [6] Bercht M, Viccari R. Pedagogical agents with affective and cognitive dimensions[C]//Proceedings of the Congreso Iberoamericano de Informatica Educativa. Vina del Mar, 2000
 [7] Kapoor A, Picard R W, Ivanov Y. Probabilistic Combination of Multiple Modalities to Detect Interest[J]. ICPR, 2004(3):969-972
 [8] Neji M, Ben Ammar M. Agent-based Collaborative Affective e-Learning Framework[J]. The Electronic Journal of e-Learning, 2007,5(2):123-134
 [9] Ben Ammar M, Neji M, Alimi A M. The integration of an emotional system in the Intelligent Tutoring System[C]//Computer Systems and Applications, The 3rd ACS/IEEE International Conference. 2005:145
 [10] Mota S. Automated posture analysis for detecting learner's affective state[D]. MIT, 2002
 [11] Abbasi A R. A Bayesian Network Approach to Interpret Affect-An Application to Affective Tutoring[C]//Proceedings of Doctoral Consortium in 2nd Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction. Lisbon, Portugal, Sep. ,2007
 [12] Graesser A C, D'Mello S K, Craig S D, et al. The Relationship between Affective States and Dialog Patterns during Interactions with AutoTutor[J]. Journal of Interactive Learning Research, 2008,19(2):293-312
 [13] Litman D J, Forbes-Riley K. Predicting student emotions in computer-human tutoring dialogues [C] // Proceedings of the 42nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. East Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2004:352-359
 [14] Abbasi A R, Uno T, Dailey M N, et al. Towards Knowledge-based Affective Interaction; Situational Interpretation of Affect [C]//Proc. 2nd Int. Conf. on Affective Computing and Intelligent Interaction. Lisbon, Portugal, 2007
 [15] Conati C. Probabilistic Assessment of User's Emotions in Educational Games[J]. J. Applied Artificial Intelligence, 2002,16(7/8):555-575
 [16] Ortony A, Clore G L, Collins A. The Cognitive Structure of Emotions[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1988
 [17] 张文修,梁广锡. 模糊控制与系统[M]. 西安:西安交通大学出版社, 1998
 [18] Costa P T, McCrae R R. Four ways five factors are basic[J]. Personality and Individual Differences, 1992,13(1):653-665

(上接第 154 页)

[17] 徐永东. 多文档自动文摘关键技术研究[D]. 哈尔滨哈:哈尔滨工业大学, 2007
 [18] 王永成,许慧敏. OA 中文文献自动摘要系统[J]. 情报学报, 1997,16(2):128-132
 [19] 徐永东,徐志明,王晓龙. 基于信息融合的多文档自动文摘技术[J]. 计算机学报, 2007,30(11):2049-2054
 [20] 王继成,武港山,周源远,等. 一种篇章结构指导的中文 Web 文档自动摘要方法[J]. 计算机研究与发展, 2003,40(3):398-405
 [21] 张奇,黄萱菁,吴立德. 一种新的句子相似度度量及其在文本自

动摘要中的应用[C]//第一届全国信息检索与内容安全学术会议. 2004:261-268

[22] 王萌. 基于向量空间模型的中文自动文摘研究[D]. 武汉:华中师范大学, 2005
 [23] Zhou Xiaohua, Zhang Xiaodan, Hu Xiaohua. Dragon Toolkit: Incorporating Auto-learned Semantic Knowledge into Large-scale Text Retrieval and Mining [C]//Proceedings of the 19th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI). 2007:29-31