

LS-Pre: 在开放式学习环境中自适应地预测学习者学习风格

杨 娟 张养力

(四川师范大学计算机科学学院 成都 610101)

摘 要 学习者根据其不同的认知过程通常可以分为不同类型的学习风格,而自动获取学习者学习风格的方式相较问卷来说可以得到更为准确的信息。现有的学习风格自动识别手段都有无法跨学习风格模型进行预测以及当学习环境发生改变时无法自适应动态调整等问题。提出了一种利用学习者学习行为表象来预测学习者学习风格的方法——LS-Pre。LS-Pre 使用非线性动态规划法构建预测学习风格的数学模型并使用模拟退火算法优化目标函数。通过 LS-Pre 预测的学习风格不仅包括在环境中可以通过具体行为观测到的维度,还包括那些无法观测到的以及跨模型的学习风格维度。实验验证了该方法的有效性。

关键词 学习风格,学习风格维度,行为表象矩阵

中图分类号 TP391.7 **文献标识码** A

LS-Pre: Forecast the Learners' Learning Styles Adaptively in an Open Learning Environment

YANG Juan ZHANG Yang-li

(College of Computer Science, Sichuan Normal University, Chengdu 610101, China)

Abstract Learners always have their learning style preferences according to their different cognitive processes. Automatically modeling the learners' learning style can get the more accurate information compared with the questionnaires which is free from the problem of inaccurate self-conceptions of the learners. There are many problems in the current LS detecting methods, like only can detect the LS dimensions in a specific model, can not adaptively adjust the LS preferences in a different learning environment. We provided a new method to forecast the learners' LSs which is called LS-Pre. In LS-Pre, non-linear dynamic programming is used to construct the mathematic model while simulated annealing algorithm is used to optimize the goal function. We illustrated the effectiveness of LS-Pre in part 4 of this paper.

Keywords Learning style(LS), Learning style dimension, Behavior matrix

1 引言

学习者根据其不同的认知过程通常可以分为不同类型的学习风格(Learning Style, LS)。许多教育理论学者和研究者将学习风格作为学习过程中的一个重要因素,并一致认为将其整合进教育可以更好地促进学习者学习。大量相关的教育学理论均支持这一论点,例如 Bajraktarevic, Hall, and Fullick^[1], Graf and Kinshuk^[2] 都证明并支持了这一结论。学习风格的研究领域非常复杂,通常受多方面因素的影响,因此产生了许多不同的概念和观点。现已存在许多学习风格模型,例如 Kolb^[3], Honey and Mumford^[4], Felder and Silverman^[5] 等。虽然关于学习风格依然存在一些开放性的问题,但是所有的学习风格模型都一致认为学习者在他们学习的偏好上有不同的方式。

获得学生学习风格途径有两种^[6], 协作方式(问卷调查)以及自动获取方式(通过学习者使用 LMS 的行为, 系统自动判别)。相比问卷调查方式, 自动获取方式可以得到更为准确的信息, 因为它将一个特定时间所获得的数据来做当时的分

析, 而问卷调查法获得的 LS 则是在一个特定情景下获得的数据, 其使用却是在另一个特定的情景中。因为学习行为通常是强依赖于某种学习场景, 当场景改变时, 学习者的学习风格偏向性会发生相应的偏差。一些传统的自适应教育超媒体系统(AEHS)已经实现了多种学习风格的建模, 目的是为了使学生获得更适应自己的学习资源^[7]。在他们之中, AES-CS^[8] 实现了使用 Witkin 的 FD/FDI 模型在多媒体技术系统(Multimedia Technology System)中对控制、引导支持、导航工具以及评估问题的反馈的自适应。INSPIRE^[9] 应用 Honey and Mumford 模型来支持教育素材网页中多种类型教育资源的自适应。IWeaver^[10] 使用 Dunn and Dunn 模型支持导航和内容呈现的自适应。最后, TANGOW/WOTAN^[11], WHURLE^[12], CS383^[13] 以及我们前期所做工作^[14] 都使用 Felder and Silverman 模型支持了对学习者内容呈现的自适应。

自动侦测学习者学习风格有多种方式, 现已实现的侦测手段主要是通过人工智能领域的相关技术来实现学习者风格的自动识别, 其中包括神经网络^[15]、贝叶斯网络^[16, 17]、基于规

到稿日期: 2011-05-18 返修日期: 2011-08-02 本文受到四川省教育厅重点项目(10ZA009)资助。

杨娟(1979—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为语义网, E-mail: hopper1979@gmail.com; 张养力 男, 硕士, 讲师, 主要研究方向为资源组织。

则的推理^[18]、模糊逻辑^[19]以及机器学习^[20]等。其中 P. Garcia^[16]还对贝叶斯网络预测的有效性进行了深入的分析。但是这些现有的学习风格识别手段都具有以下方面的缺陷:(1)都是在已有的成功案例基础上匹配用户行为,因此必须在分析学习风格时自动舍弃掉很多在环境中无法观测的学习风格类型;(2)当学习环境发生改变时,这些成功的案例可能出现大量不适用的情况,这时需要重新建立新的案例集,并据此重新计算学习者学习风格。若学习环境频繁变化,则这时对学习风格进行预测几乎是不可能的;(3)只能对某种学习风格模型中的学习风格进行预测,设定好了就不能改变,更无法进行跨模型的风格预测。

针对上述情况,本文提出了一种利用学习者学习行为表象来预测学习者学习风格的方法——LS-Pre。LS-Pre 为学习者的学习行为建立表象矩阵,为学习者的学习风格偏向性建立关联矩阵,将表象矩阵和偏向性关联矩阵的相似度作为非线性规划的目标函数,通过优化目标函数预测学习者可能的学习风格偏向。通过这种方法预测的学习风格动态自适应的,它可以使得预测的学习风格与当前学习环境保持一致,当学习环境变化时,所预测的学习风格总是最满足当前学习者的行为表象,即随着学习场景的转变(已有学习者学习风格关联图的变化)而计算不同维度的学习风格。同时,预测出来的学习风格组合不仅包括在环境中可以通过具体行为观测到的维度,还包括那些无法观测到的以及跨模型的学习风格维度。本文的第 4 部分通过实验验证了其有效性。

2 学习风格(Learning Style, LS)

学生在学习认知过程中有不同的学习风格,即他们吸收和处理知识的特点及偏向性均各有不同,这一理论已得到教育学和心理学研究领域的支持。下面介绍 4 种已有效运用于教育领域的 LS 模型。

Myers-Briggs 模型:这个模型是根据从卡尔·金所设计的心理类型分类所衍生出来的 LS 类型分类,分别从 4 个维度上来对学习者的 LS 进行描述,它们是 extraverts/introverts(外向型/内向型),sensors/intuitors(传感型/直觉型),thinkers/feelers(思考型/感触型),judgers/perceivers(判断型/感知型)。

Kolb 模型:分别从两个维度上对学习者的 LS 进行描述,分别是 concrete experience/abstract conceptualization(具体经验型/抽象概念型),active experimentation/reflective observation(主动试验型/思考观察型)。

Herrmann 模型:主要根据人大脑的具体功能分区来确定学生的 LS 类型。Herrmann 将学习者的 LS 分为 4 个主要类型,分别是“左脑,思考型”,“左脑,肢体型”,“右脑,肢体型”,“右脑,思考型”。

Felder-Silverman 模型:是迄今为止使用最为广泛的一种 LS 模型,它从 5 个维度上对学习者的 LS 进行描述,分别是 sensing/intuitive(传感型/直觉型),visual/verbal(视觉型/语言型),inductive/deductive(归纳型/演绎型),active/reflective(主动型/思考型),sequential/global(顺序型/全局型)。

每一个学习者都不是绝对的某种类型,而是介于两个极端之间,但是每一个学习者在不同的 LS 维度上都有自己的偏向性。因此,学习者的 LS 在不同模型的不同维度上可以

用一个介于 0 到 1 之间的数字来表示其在该学习风格维度上的偏向性。

3 LS-Pre 模型

3.1 在 LS-Pre 中构建 LS 的数学模型

无论这些 LS 模型如何构建,始终是将学习者的 LS 从不同维度上进行类型划分,学习者的 LS 不仅可以从一个模型的角度进行描述,甚至可以从多个模型的角度进行 LS 的勾画。而且很少有学习者会绝对对应于一种 LS 类型,大部分学习者都是介于多种 LS 类型之间,关键在于其偏向性如何。因此,我们可以将每种 LS 类型抽象成一种语义关系,学生 i 与学生 j 之间可以通过这种语义关系关联起来,语义关联的权重 α_{ij} 表示他们在这个 LS 维度上的相似性。

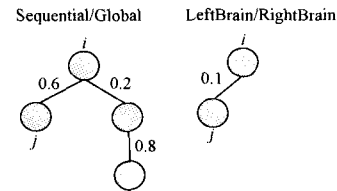


图 1 不同 LS 类型所对应的语义图

设已知 n 个学生的 LS 类型值,为其每种 LS 语义关联图中的权重值建立映射矩阵 M' , M' 为 $n \times n$ 矩阵。 α'_{ij} 是矩阵 M' 中的元素, α'_{ij} 取值定义如下:

$$\alpha'_{ij} = e^{-e^{\sqrt{|p'_i - p'_j|}} / (e-1)} \quad (1)$$

式中, $p'_i \in [0, 1]$ 表示学生 i 在 LS 类型 t 上的倾向性。式(1)表示学生 i 与学生 j 若在某种 LS 类型(如类型 t)上具有的倾向性越相似,那么其在对应的语义图 G' 中关联的可能性就越大,反之则关联可能性越小。例如当学生 i 为绝对顺序型学习者,而学生 j 为绝对全局型学习者时,那么 $p'_i^{\text{sequential/global}} = 0$, $p'_j^{\text{sequential/global}} = 1$,此时 $\alpha'_{ij}^{\text{sequential/global}} = 0$,表示两者不可能产生关联。若学生 i 与学生 j 在 sequential/global 维度上均是绝对顺序型学习者时,则有 $p'_i^{\text{sequential/global}} = p'_j^{\text{sequential/global}} = 0$,此时 $\alpha'_{ij}^{\text{sequential/global}} = 1$ 。如果两个学习者在 sequential/global 维度上的偏向性 > 0.5 ,则其关联的可能性 < 0.5 。

3.2 在 LS-Pre 中预测 LS

假设现有 l 个学生的 LS 完全未知。从已知的 n 个学生中随机替换掉 l 个学生,加入未知 LS 的 l 个学生,构成新的学生群体,这时建立这新的 n 个学生的学习行为矩阵 M , M 中每个元素 m_{ij} 定义如下:

$$m_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{若学生 } i \text{ 与 } j \text{ 具有相同的行为序列} \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases}$$

行为序列定义为 $A = \{a | a \in L \cup B\}$,集合 $L = \{LO_1, LO_2, \dots\}$ 是学习对象 LO 的集合,而集合 $B = \{b_1, b_2, \dots\}$ 则是行为集合,行为包括:打开一个 LO ,进入讨论论坛,做习题等等。很显然,当 LO 数量够多时, A 的变化是多样的,因此为了使矩阵不至于过于稀疏,我们主动为用户产生一些不具备代表意义的可行行为序列,让用户选择能使其学习效果最好的行为序列。我们将 M 看作是表象矩阵,若要预测这 l 个学生的 LS,那么现在需要做的是首先发现 M 中各种学习风格类型所起的作用,然后根据已有的学习风格关联矩阵确定最接近表象矩阵的组合方式。因此这个预测问题可以抽象成非线性规划问题的求解。给定向量 $X = (x_1, x_1, \dots, x_l)$, t 是 LS

的类型数。设定目标函数：

$$\min f(X), \sum_{i=1}^l x_i^2 = 1 \quad (2)$$

$$f(X) = \text{var}(M, \sum_{i=1}^l x_i \cdot M^i) \\ = (\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n (m_{ij} - \sum_{h=1}^l x_h \cdot a_{ij}^h)^2)^{1/2}, \sum_{i=1}^l x_i^2 = 1 \quad (3)$$

式(2)是抽象的非线性规划问题的目标函数，即最小化两个矩阵的差别。 $\sum_{i=1}^l x_i^2 = 1$ 是其约束条件，目的是将向量 X 取值范式化，保证 $\forall x_i \in [0, 1]$ 。因为 M 与 M^i 是对称矩阵，因此 $\text{var}()$ 函数可设为求两个 $n(n-1)/2$ 维向量的相似性，而目标函数则等价于这两个向量的相似度最大。因此式(3)实际上是求两个向量的欧几里得距离。

式(2)在最优情况下，有：

$$M = \sum_{i=1}^l x_i \cdot M^i \quad (4)$$

若式(4)有解，则 X 有唯一解。否则必须用启发式搜索算法求目标函数的近似最优解。这里选用模拟退火算法来优化的原因是模拟退火算法总能以概率 1 收敛，并且在解空间不是特别大的情况下，其收敛时间是能令人满意的。使用 $f(X)$ 作为评价函数，当新解没有优于原解时，以概率 $e^{(-df/T)}$ 接受该解。

3.3 预测未知学生的 LS

预测的前提是根据假设，即有相同学习行为序列的学生，其在对应的学习风格上有相同的偏向性。因此根据表象矩阵 M ，以及计算出来的近似最优解向量 X (X 中每个分量表示各种学习风格对表象矩阵形成的影响程度)，设这 l 个学生在各个维度上的学习风格偏向性为 $p_i^t, 0 < i \leq l$ ，则按如下公式计算预测值：

$$p_i^t = \frac{p_i^t}{\sum_{m_{ij}=1}^l} \quad (5)$$

式(5)表示将所有与学生 i 具有相同行为序列的学生 j 在学习风格维度 t 上的 LS 值求均值，但是为了表示这种关系在行为表象矩阵中的影响力，该预测结果必须以概率 x_i 接受，这意味着，若某种学习风格 t 在表象矩阵中起着决定性的作用 (x_i 接近于 1)，则在这个维度上的学习风格可以通过其同聚类的学习者预测得出，且其结果接受的可能性很高，反之，则可能不会接受预测值。这样得到的 LS 预测值更接近当前的学习环境，并且每当学习环境发生改变时，都可能得到不同维度的学习风格预测值，这种自适应的学习风格预测，比单纯做日志分析具有更好的准确性。

4 实验

在这个试验中，试验用的 LS 是跨模型的，我们假设已知部分学生在 Herrmann 模型的左/右脑维度上的学习风格取值、在 Felder-Silverman 模型的顺序/全局维度上的学习风格取值，以及随机设置的两个维度的学习风格取值 (因为没有充分的证据表明不同的学习风格维度之间会相互影响，因此假设他们之间完全独立)。我们抽取了 50 个工科大二学生在 Herrmann 学习风格模型中的左右脑取值，取值分布如图 2 所示。

从图 2 中可以看出，抽样的 50 个学生中，绝大部分的 Herrmann 学习风格模型的左右脑取值都偏向于左脑，即取值靠近 1，这很容易理解，在中国的教育体制下，学生一般考取

工科专业的前提是其必须在高中接受了近 3 年时间的理工科类学习思维训练，而缺乏这一类能力的学生 (即右脑主导，取值偏向于 0) 则被分化为另一类人群。抽样学生在该学习风格维度上的偏向性关联抽象为矩阵 M_1 (图 4 左图)。抽样学生在 Felder-Silverman 模型的顺序/全局维度上的取值分布则如图 3 所示。学生们在这个维度上的偏向性关联抽象为矩阵 M_3 (图 5 左图)。另外两个学习风格维度则假设为未知，且取值随机。其对应的关联矩阵为 M_2 (图 4 右图) 和 M_4 (图 5 右图)。

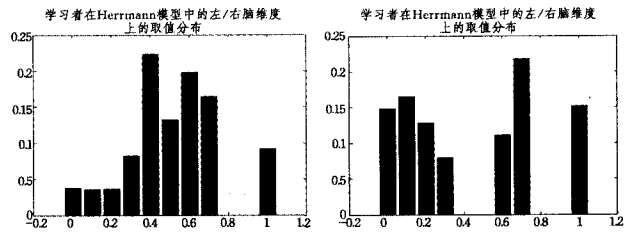


图 2 左/右脑维度上的取值分布 图 3 顺序/全局维度上的取值分布

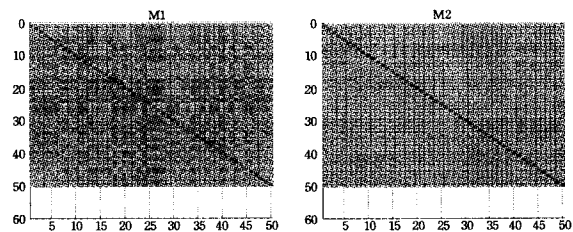


图 4 学习风格关联矩阵 M_1 和 M_2

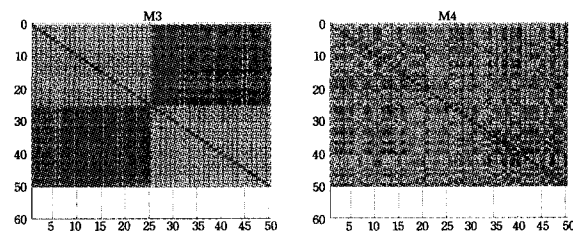


图 5 学习风格关联矩阵 M_3 和 M_4

矩阵图中的点越亮代表矩阵中数 M_{ij} 越大，反之则点越暗。比较行为表象矩阵 M (图 6 的左图)，其中替换了 5 个学生 (替换率 10%)，我们发现只有学习风格关联矩阵 M_3 与之最相似，根据学习风格偏向性越相似，其学习行为越相似的假设前提，可以得知 Felder-Silverman 模型的顺序/全局学习维度在本次学习行为中起主导作用，因此可以据此预测新加入学生在这个维度上的学习风格偏向性值。相似度比较矩阵 $M_x = M - \sum_{i=1}^4 x_i \cdot M^i$ ，其中 x_i 是 X 的最优解。在图 6 的右图中， x_i 取值分别为 (0 0 0.9990 0.0447)。从图中可以看到 M_x 矩阵的颜色整体很暗，存在少数亮点，这实际上表示 x_i 取值使得行为表象矩阵与关联矩阵间有较大的相似度。

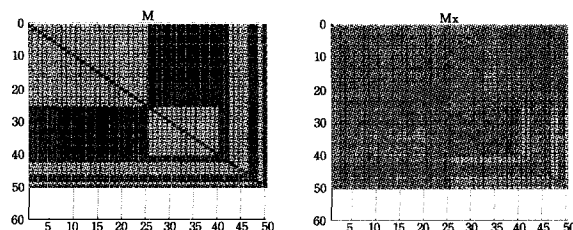


图 6 行为表象矩阵 M 及相似度比较矩阵 M_x

在使用模拟退火算法寻找目标函数的最优解时,设置初始温度为 5000,最小温度为 0,衰减系数为 0.05,劣解连续不被接受的次数为 500,可以保证程序在 0.5s 内收敛。因为在行为表象矩阵中,Felder-Silverman 模型的顺序/全局维度起着决定性的作用,因此以概率 0.993 接受在这个维度上的预测值,而其他维度上的预测值则以接近 0 的概率或以概率 0 来接受它们,这样,在获得的背景知识不全的情况下,依然对跨模型的学习风格进行了预测。而当学习环境发生变化时,行为表象矩阵也相应发生改变,这时预测的结果也会发生改变,例如在不同环境下相同的学习者其学习行为会发生改变,这也许并不是因为其在特定学习风格维度上的偏向发生了改变,而是因为另外的学习风格维度在其学习行为中起了主导作用,那么我们通过发现这种潜在的学习风格,可以对其做出准确的判断,而不用时时修改其学习风格偏向值。

结束语 提出了一种可动态自适应预测学习者学习风格的计算模型 LS-Pre。通过 LS-Pre 建立的学习者动态行为表象矩阵和已知的部分学习风格维度的偏向性关联矩阵可以充分地反映当前各种学习风格维度之间的关系,并且不同种类的学习风格是可以跨模型的。试验证明了通过非线性动态规划法建立的目标函数以及模拟退火算法搜索最优解的有效性。

在试验中,将要预测的学生数控制在 10% 以内,可以取得很好的预测效果,如果想要更准确地预测更多学生的学习风格,可以将 LS-Pre 放在更开放的环境中使用。LS-Pre 的另外一个重要功能就是挖掘未知学习风格,即当已知关联矩阵的属性未知时,而它又能对学习者的行为表象矩阵产生影响,那么我们希望发掘出这种学习风格的意义,这是正在进行的工作。

参 考 文 献

- [1] Barjaktarevic N, Hall W, Fullick P. Incorporating Learning Styles in Hypermedia Environment; Empirical Evaluation[C]// Proceedings of the workshop on adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems. Nottingham, UK, 2003; 41-52
- [2] Graf S, Kinshuk. Providing Adaptive Courses in Learning Management Systems with Respect to Learning Styles[C]// Proceedings of the World Conference on E-Learning in Corporate, Government, Healthcare, and Higher Education. AACE, 2007; 2576-2583
- [3] Kolb D A. Experiential Learning: Experience as the Source of Learning and Development[Z]. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1984
- [4] Honey P, Mumford A. The Manual of Learning Styles[Z]. Peter Honey, Maidenhead, 1982
- [5] Felder R M, Silverman L K. Learning and teaching styles in engineering education[Z]. Engineering Education, 1988; 674-681
- [6] Brusilovsky P. Methods and techniques of adaptive hypermedia [J]. User Modeling and User-Adapted Interaction, 1996(6): 87-129
- [7] Brusilovsky P, Millan E. User Models for Adaptive Hypermedia and Adaptive Educational Systems[C]// The Adaptive Web: Methods and Strategies of Web Personalization, LNCS4321. 2007; 3-53
- [8] Triantafillou E, Pomportsis A, Demetriadis S. The design and the formative evaluation of an adaptive educational system based on cognitive styles[J]. Computers & Education, 2003, 41: 87-103
- [9] Papanikolaou K A, Grigoriadou M, Kornilakis H, et al. Personalizing the inter-action in a Web-based educational hypermedia system: the case of INSPIRE[J]. User-Modeling and User-Adapted Interaction, 2003, 13(3): 213-267
- [10] Wolf C. iWeaver: Towards Learning Style-based e-Learning in Computer Science education[C]// Proceedings of the 5th Australasian Computing Education Conference. 2003; 273-279
- [11] Paredes P, Rodriguez P. The Application of Learning Styles in Both Individual and Collaborative Learning[C]// Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies. 2006; 1141-1142
- [12] Brown E, Stewart C, Brailsford T. Adapting for Visual and Verbal Learning Styles in AEH[C]// Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies. 2006; 1145-1146
- [13] Carver C A, Howard R A, Lane W D. Enhancing Student Learning Through Hypermedia Courseware and Incorporation of Student Learning Styles[J]. IEEE Transactions on Education, 1999, 42(1): 33-38
- [14] Yang J, Liu H T, Huang Z X. Snap: To Generate the Personalized Learning Paths for Different Learning Style Learners[C]// Proceedings of the 5th International Conference on E-learning and Games. 2010; 13-22
- [15] Zatarain-Cabada R, Barron-Estrada M L, Angulo V P, et al. A framework for Creating, Training, and Testing Self-Organizing Maps for Recognizing Learning Styles[C]// Proceedings of the 5th International Conference on E-learning and Games. 2010; 53-64
- [16] Garcia P, Amandi A, Schiaffino S, et al. Evaluating Bayesian networks' precision for detecting students' learning styles[J]. Computers & Education, 2007, 49: 794-808
- [17] Carona C, Castillo G, Millan E. Designing a Dynamic Bayesian Network for Modeling Student' Learning Styles[C]// Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies. 2008; 346-350
- [18] Jeremic Z, Devedzic V. Design patterns ITS: Student model implementation[C]// Proceedings of the 4th IEEE International conference on advanced learning technologies. 2004; 864-865
- [19] Xu D, Wang H, Su K. Intelligent student profiling with fuzzy models[C]// Proceedings of the 35th Annual Hawaii international conference on system sciences. 2002; 8-9
- [20] Orriols-Puig A, Casillas J, Bernado-Mansilla E. Fuzzy-UCS: A Michigan-Style Learning Fuzzy-Classifer System for Supervised Learning[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(2)