

6-3-2020

E-Learner's Emotion Regulation Model with Undirected Gaussian Graphical Model

Jiwei Qin

1. Center of Network and Information Technology, Xinjiang University, Urumqi 830046, China; ;2. Xinjiang Laboratory of Multi-Language Information Technology, Xinjiang University, Urumqi 830046, China; ;

Turgun· Ibragim

2. Xinjiang Laboratory of Multi-Language Information Technology, Xinjiang University, Urumqi 830046, China; ;

Huiguo Zhang

3. College of Mathematics and System Sciences, Xinjiang University, Urumqi 830046, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

E-Learner's Emotion Regulation Model with Undirected Gaussian Graphical Model

Abstract

Abstract: Based on the absence of emotion in the background, e-Learner's emotion regulation model with simple variable can't fit the sparse and complex data in e-Learning, *an e-Learner's emotion regulation model was proposed by Undirected Gaussian Graphical Model, which emphasized on many kinds of factor influences in emotion regulation. Correlation analysis, statistics, Gaussian undirected graph model fit the data to understand the relationship between data variables by using Chow-Liu algorithm, which searched for the smallest BIC forests and built e-learner's emotion regulation model based on the e-Learner's log. This model gives a basis for emotion regulation in e-Learning.*

Keywords

emotion, emotion regulation, e-Learner, Undirected Gaussian Graphical Model

Recommended Citation

Qin Jiwei, Turgun-Ibragim, Zhang Huiguo. E-Learner's Emotion Regulation Model with Undirected Gaussian Graphical Model[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(5): 935-940.

一种基于高斯无向图的 e-Learner 情感调节模型

秦继伟^{1,2}, 吐尔根·依布拉音^{2*}, 张辉国³(1. 新疆大学网络与技术中心, 新疆 乌鲁木齐 830046; 2. 新疆多语种信息技术实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046;
3. 新疆大学数学与系统科学学院, 新疆 乌鲁木齐 830046)

摘要: 以 e-Learning 中学习者情感缺失问题为应用背景, 针对目前已有情感调节模型中变量单一, 对实际 e-Learning 环境中影响学习者情感变化的变量复杂、数据稀疏等适应能力支持不足的问题, 提出基于高斯无向图的 e-Learner 情感调节模型, 强调综合考虑影响学习者情感调节的多种属性, 建立 e-Learner 的情感调节模型。在获取 e-Learner 实时学习日志的基础上, 对影响 e-Learner 情感的主要因素, 进行相关性分析、统计, 利用高斯无向图模型拟合数据, 理解数据变量间的相互关系, 运用 Chow-Liu 算法搜索最小 BIC 森林, 得到 e-Learner 情感调节模型, 为确定 e-Learner 情感调节的资源提供依据。

关键词: 情感; 情感调节; e-Learner; 高斯无向图

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2017) 05-0935-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201705001

E-Learner's Emotion Regulation Model with Undirected Gaussian Graphical Model

Qin Jiwei^{1,2}, Turgun-Ibragim^{2*}, Zhang Huigu³

(1. Center of Network and Information Technology, Xinjiang University, Urumqi 830046, China;

2. Xinjiang Laboratory of Multi-Language Information Technology, Xinjiang University, Urumqi 830046, China;

3. College of Mathematics and System Sciences, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

Abstract: Based on the absence of emotion in the background, e-Learner's emotion regulation model with simple variable can't fit the sparse and complex data in e-Learning, an e-Learner's emotion regulation model was proposed by Undirected Gaussian Graphical Model, which emphasized on many kinds of factor influences in emotion regulation. Correlation analysis, statistics, Gaussian undirected graph model fit the data to understand the relationship between data variables by using Chow-Liu algorithm, which searched for the smallest BIC forests and built e-learner's emotion regulation model based on the e-Learner's log. This model gives a basis for emotion regulation in e-Learning.

Keywords: emotion; emotion regulation; e-Learner; Undirected Gaussian Graphical Model

引言

Picard 提出“情感计算”概念, 赋予计算机以情



收稿日期: 2016-03-23 修回日期: 2016-08-29;
基金项目: 国家自然科学基金(61402392, 61331911),
中国博士后科学基金(2016M592867), 国家重点基础
研究规划项目(2014CB340506);
作者简介: 秦继伟(1978-), 女, 河南, 博士后, 研
究方向为智能网络学习, 情感计算。

感, 并强调任何问题的解决都要结合情感^[1-3]。在教学活动中, 情感作为一种重要的非智力因素, 它与认知紧密相连, 既可以直接对学习者的认知行为产生重要影响, 也可以通过影响学习动机而间接地影响学习者的认知行为^[4]。然而, e-Learning 系统因时空分离使得师生-生生之间难以感受对方情感和心智状态, 缺乏必要的情感交流, 存在严重的“重知轻情”现象, 从而导致 e-Learner 情感缺失、学习

<http://www.china-simulation.com>

热情减退,严重影响 e-Learner 学习效率。因此,在 e-Learning 中有必要研究影响学习者情感变化的因素及其相关关系,建立 e-Learner 情感调节模型,为其进行情感调节提供依据。

由于影响情感变化的因素很多,如何从繁杂较为稀疏的数据中提取出影响 e-Learner 的情感调节因素,并能用清晰明确的方式描述,建立 e-Learner 的情感调节模型,一直是研究 e-Learner 情感调节分析的学者们关注的热点。

在情感模型方面,文献[5]基于心理学中动机、情感、行为三者个体间的体系结构,提出 Cathexis 模型;假设情感是作为一个称为评价的认知过程的结果而产生的,建构了 OCC 模型;在 OCC 模型基础上,整合了性格因素,由两者建立一个映射空间来计算情感^[6];REP 模型旨在建立一个计算机可执行的学习伙伴,由它根据学习者学习的过程来跟踪学习者的情感状态^[7];也有研究者提出使用非线性模糊方法、欧式空间距离、信息熵来描述情感的状态空间、情感的概率值等^[8-9]。

在情感调节方面,尽管心理学、社会学的研究者已经在性格和情感调节策略、情感调节的方法、性格和情感等相关性方面做了大量研究^[10-12],然而,这些领域中对情感调节的研究偏重的是两个因素之间的相关关系,变量较为单一,在情感调节分析中会变得非常局限;并且现有的情感调节模型无法解释:两因素(如个性与音乐)之间不存在任何相关关系,但在情感作用条件下,两个因素之间具有条件相关性。在 e-Learner 情感调节的分析过程中,我们需要分析影响 e-Learner 情感变化因素之间的关联性,建立其情感调节模型。

近年来发展的图模型理论是处理多因素之间关系的重要方法,它利用网络描述变量之间的相互关系,展现多个变量间的独立关系,并在一个统一的框架下给出解释。一般而言,图模型分为,有向图与无向图,前者突出因果关系,后者突出关联性。

鉴于以上分析,在前期工作基础上^[13],为了分析影响引起情感变化的因素之间的相关性,本文

提出一种基于高斯无向图模型的 e-Learner 情感调节建模方法,从获取 e-Learner 实际的日志数据中,分析影响 e-Learner 情感变化的变量之间的相关性,强调从情感调节角度综合考察影响 e-Learner 情感变化的多种因素,利用高斯无向图模型拟合数据,理解数据变量间的相互关系,同时运用 Chow-Liu 算法,得到 e-Learner 情感调节模型。

1 相关概念与定义

1.1 情感调节相关定义

定义 1. 情感是用于描述 e-Learning 环境下学习者情感状态的信息,可以表示为 E_1, E_2, \dots, E_Q , 其中 Q 是情感类别的数目。

定义 2. 情感调节是管理和改变情感的过程,在 e-Learning 中根据学习者的个性、学习评价、所处情感不同而采取不同的策略和机制,使学习者情感向有利于学习的方向发生变化,通过以下六元组表示: $O = (U, M, W, E, R, K)$, 其中: U 为学习者全体集合; M 为学习者个性特征属性集合; W 为学习者情感调节策略集合; E 为学习者情感状态; R 为学习者调节具体措施, K 为学习评价集合。

1.2 无向图

图模型(Graphical Model)是用图(即点和边)来表示概率分布的一类技术,主要优点是把概率分布中的条件独立性(如: $x \perp w | (y, z)$, $x \perp z | y$)以图的形式(图 1 所示)极其直观地表示出来,尤其无向图用于研究多变量系统的关联性很便利。

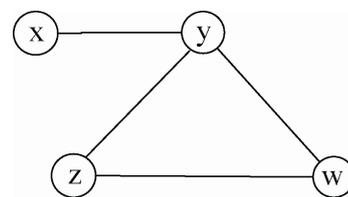


图 1 图模型示例

Fig. 1 Example of Graph Model

定义 3. 用 $G_V = (V, E_V)$ 表示一个图,其中 V 为结点集, E_V 由 $V \times V$ 上的一些有序对组成,表示

边集。若 $(a,b) \in E_V$ 且 $(b,a) \in E_V$, 则称 (a,b) 为无向边, 在图中用 $a-b$ 表示。若 $(a,b) \in E_V$ 且 $(b,a) \notin E_V$, 则称 (a,b) 为有向边, 图中用 $a \rightarrow b$ 表示。

定义 4. 如果每一条边都是无向边, 则称 $G_V = (V, E_V)$ 为无向图。

定义 5. 在无向图 $G_V = (V, E_V)$ 中, 若 $(a,b) \in E_V$, 则称 a, b 互为邻居。记 a 的邻居结点集为 NE_a 。

定义 6. 在无向图 $G_V = (V, E_V)$ 中, 如果点集 $S \subseteq V$ 分离结点 $a \in A, b \in B$, 且 a, b 间的每一条路径都经过 S 中的点, 则称 S 分离结点集 A, B 。

1.3 高斯无向图模型

高斯(正态)无向图(Undirected Gaussian Graphical Model, UGGM)^[14-15]中的一些定义和性质使得正态假设成为分析变量的最基本假设, 其相关定义和性质如下:

定义 7. 设 $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)'$ 为 p 维随机变量, $V = \{1, 2, \dots, p\}$ 代表无向图中相应的结点, 如果边集 E 中不包含 (i, j) , 当且仅当 $X_i \perp X_j | X_{V \setminus \{i, j\}}$, 则无向图 $G_V = (V, E)$ 被称为 X 的条件独立图。

定义 8. 如果 X 的一族分布与无向图 G 的独立性相适应, 则称 G 及这族分布为 X 的无向图模型。如果这族分布是多元正态分布, 则称为 X 的高斯无向图模型。

正态分布下, 条件分布与最小二乘估计相一致:

性质 1. 如果 X 服从多元正态分布, (X_A, X_B) 是 X 的一个划分, 则给定 $X_A = x_A$ 后 X_B 的条件分布的均值与给定 $X_A = x_A$ 后 X_B 的最小二乘估计相同, 且条件方差与偏方差(即最小二乘估计残差的方差)相等。

性质 2. 正态分布下, 相关系数为零与边缘独立等价, 条件不相关与条件独立等价。

性质 3. 如果总体的协方差矩阵为 Σ , 其逆矩阵 $D = \Sigma^{-1}$, D^* 为矩阵 D 标准化后的结果, 则 D^* 的任意非对角元 D_{ij}^* 等于给定所有其他变量后, i, j 间偏相关系数的相反数。

根据上面的 3 条性质, 我们可以得到一个高斯无向图模型中关于成对独立性的检验准则:

性质 4. 如果 X 服从多元正态分布, 则对任意 $i, j, X_i \perp X_j | X_{V \setminus \{i, j\}}$, 当且仅当 $D_{ij} = 0$, 其中 $D = \Sigma^{-1}$ 。

性质 5. X, Y, Z 是一维随机变量, 则偏相关系数满足:

$$\text{corr}(Y, Z | X) = \frac{\text{corr}(Y, Z) - \text{corr}(Y, X)\text{corr}(X, Z)}{\sqrt{(1 - \text{corr}^2(Y, X))(1 - \text{corr}^2(Z, X))}}$$

由上相关定义和性质可知, 高斯无向图可以通过协方差矩阵逆阵中的零元素来刻画, 因此对高斯无向图的学习等价于对协方差逆矩阵的学习。

2 实验与分析

以实际 e-Learning 网络学习环境“个性化课程学习网站”为平台, 西安交通大学计算机系 90 名大三学生在此平台上学习《计算机网络原理》课程。焦虑作为学习者在学习过程中出现最频繁的负面情感, 这里将其作为重点进行分析。通过挖掘他们的学习日志数据(8 136 条), 并通过调查问卷获取其个性、情感调节策略、学习评价的数据, 采用 Pearson 相关系数检验、用从 Chow-Liu 条件算法建立的结果树建立图模型分析他们之间的关联性, 建立 e-Learner 情感调节模型。

2.1 数据收集

对日志数据进行挖掘分析, 以学号为依据, 最终选取 90 组观测值作为样本, 其中可以分为个性数据(v01~v05)、当前情感状态(v06)、情感调节策略数据(v07~v08)、网络学习评价数据(v09~v23), 这 23 个变量, 如表 1 所示。特别说明, 在我们以前研究的基础上, 可将 16PF 采集的数据聚类成五类, 对应于大五性格的尽责性、外向性、神经质、开放性和随和性。

2.2 数据分析

利用 Pearson 相关系数检验上述 23 个变量间

两两线性相关性是否显著，重点在于寻找在性格、焦虑、情感调节策略和网络学习评价之间显著线性相关的变量。设显著水平取值为 0.1，即 Pearson

相关系数检验值 $p \leq 0.1$ 就认为相关系数显著不为零，存在显著的正或负相关性，反之，相关关系不显著。分析结果如图 2 所示。

表 1 观测样本的变量
Tab. 1 Observed Sample Variables

变量名	变量说明
v01	尽责性
v02	外向性
v03	神经质
v04	开放性
v05	随和性
v06	焦虑
v07	认知重评
v08	压抑表达
v09	我对计算机网络原理这门课程感兴趣
v10	此学习平台第一次接触，很新颖
v11	此平台下提交作业以及老师批改作业的方式我很喜欢
v12	希望能把更多的学习资源整合到此平台上
v13	通过使用 e-Learning 学习工具，有助于我加深理解课堂上学到的内容
v14	在相同时间内，我采用学习工具学习“电路交换与分组交换”会获得更多内容
v15	我会主动利用这种学习工具，学习计算机网络中的其他概念
v16	如果对某门课程感兴趣，我会考虑借助这种学习工具进行学习
v17	课程复习的时候，我更愿意采用这种学习工具
v18	如果提供新的课程资源，我愿意继续使用它学习新的课程
v19	学习过程中，如果能和同学进行交流，我将更愿意使用此学习工具
v20	学习过程中，如果有教师的指导，我将更愿意使用此学习工具
v21	由于网络学习中障碍使我感到焦虑时，我愿意求助老师
v22	我认为用音乐作为背景，可以有效缓解学习中的焦虑情感
v23	如果在网络学习工具中加上音乐作为背景，会提高我的学习热情

	v01	v02	v03	v04	v05	v06	v07	v08	v09	v10	v11	v12	v13	v14	v15	v16	v17	v18	v19	v20	v21	v22	v23	
v01	v01																							
v02	0.306**	v02																						
v03	0.435**	-0.062	v03																					
v04	0.110	0.488**	-0.061	v04																				
v05	0.556**	0.486**	-0.233*	0.327**	v05																			
v06	0.294**	-0.043	0.416**	-0.198	-0.096	v06																		
v07	0.332**	0.299**	0.345**	0.093	0.278*	-0.326**	v07																	
v08	0.017	-0.054	0.280*	0.060	0.066	-0.180	0.324**	v08																
v09	0.036	0.051	-0.060	-0.108	-0.018	-0.068	0.025	0.040	v09															
v10	0.167	0.230*	0.036	-0.011	0.207	-0.124	0.200	-0.030	0.129	v10														
v11	0.161	0.178	-0.085	0.118	0.303**	-0.170	0.283*	0.016	0.347**	0.391**	v11													
v12	0.166	0.073	-0.174	-0.127	0.261*	-0.190	0.346**	0.054	0.296**	0.451**	0.639**	v12												
v13	0.047	-0.028	0.051	-0.048	0.027	0.076	0.005	-0.017	0.126	0.352**	0.204	0.200*	v13											
v14	0.000	0.000	0.093	-0.139	0.078	0.007	-0.015	0.042	0.066	0.377**	0.105	0.221*	0.660**	v14										
v15	0.003	0.017	0.179	-0.018	-0.039	-0.028	0.131	0.034	-0.138	0.094	0.107	0.161	0.463**	0.507**	v15									
v16	0.155	0.067	0.023	-0.040	0.069	-0.058	0.232*	0.159	0.068	0.282*	0.160	0.111	0.494**	0.626**	0.612**	v16								
v17	0.037	-0.035	0.196	-0.027	0.018	0.017	-0.004	-0.010	-0.141	0.146	0.047	0.067	0.528**	0.579**	0.658**	0.600**	v17							
v18	0.251**	0.002	-0.076	-0.067	0.168	-0.111	0.226*	0.029	0.016	0.247**	0.190	0.296**	0.526**	0.486**	0.332**	0.661**	0.483**	v18						
v19	0.185	0.025	-0.120	-0.010	0.173	-0.058	0.332**	-0.098	-0.173	0.235*	-0.189	0.396**	0.302**	0.358**	0.312**	0.475**	0.322**	0.589**	v19					
v20	0.158	0.090	-0.065	-0.014	0.177	-0.087	0.336**	-0.126	0.298**	0.292**	0.420**	0.501**	0.223**	0.307**	0.283**	0.375**	0.201	0.503**	0.717**	v20				
v21	0.316**	0.226*	-0.112	0.008	0.260*	-0.129	0.313**	-0.023	0.340**	0.364**	0.254*	0.360**	0.087	0.140	-0.006	0.213	-0.005	0.184	0.320**	0.443**	v21			
v22	0.171	0.173	0.126	0.070	0.079	0.033	-0.022	0.340**	0.043	0.140	0.056	0.078	0.166	0.060	0.029	0.027	0.200	0.195	0.077	-0.011	0.087	v22		
v23	0.196	0.183	0.114	0.011	0.072	0.004	-0.047	0.287**	-0.078	0.140	-0.082	-0.040	0.131	0.103	0.032	0.003	0.243*	0.152	0.021	-0.030	0.064	0.859**	v23	

** Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

* Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

绿色单元格 $P \leq 0.01$

橙色单元格 $0.01 < P \leq 0.05$

黄色单元格 $0.05 < P \leq 0.1$

其它单元格相关性不显著

图 2 变量间两两相关性的统计显著性检验

Fig. 2 Statistical Significance Test of Correlations Among Variables

<http://www.china-simulation.com>

2.3 算法

在 e-Learner 情感调节模型建立的过程中, 首先, 我们需要确定与情感变化相关的因素, 尤其是在情感条件下, 可能存在条件相关的因素; 进一步, 我们需要考量的是影响 e-Learner 的情感因素, 分析其关联特性。鉴于此, 运用 Chow-Liu 算法^[16]的结果树结构开始, 利用高斯无向图模型理解数据变量间的相互关系, 得到 e-Learner 情感调节图模型。

2.3.1 Chow-Liu 算法

算法步骤:

输入: 域 V

输出: T

1) 对所有节点对, 计算经验分布:

$$\hat{p}(x_i, x_j) = \frac{N(x_i, x_j)}{N}, \quad \forall i, j \in V;$$

计算互信息:

$$\hat{I}(X_i, X_j) = \sum_{x_i, x_j} \hat{p}(x_i, x_j) \log \frac{\hat{p}(x_i, x_j)}{\hat{p}(x_i) \hat{p}(x_j)}, \quad \forall i, j \in V;$$

3) 将 x_i, x_j 之间的边的权重设为:

$$E_T = \text{Weight}(\{I(x_i, x_j)\})$$

4) $T(x_i, x_j) = P(x_i, x_j), \forall (i, j) \in E_T$ 。

2.3.2 高斯无向图算法

如果 Y^1, Y^2, \dots, Y^n 是来自于参数为 (μ, Σ) 的多元正态分布的独立同分布样本, 则样本协方差

$$S = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y^i - \bar{Y})(Y^i - \bar{Y})^T \text{ 服从 Wishart 分布,}$$

其中 $Y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y^i$, 且是 Σ 的相合估计。

高斯无向图算法如下:

算法步骤:

输入: 样本方差矩阵 S

输出: 无向图 G

1) 利用样本协方差矩阵 S 估计总体协方差 Σ ;

2) 计算 S^{-1} , 并标准化, 得到样本偏相关系数

$$\text{corr}(X_i, X_j | X_{\text{rest}});$$

3) 按照所得的相关性产生样本高斯无向图 G 。

这里 ε 的选择通过 Whittaker(1990)中定理确定, 即 X 服从参数为 (μ, Σ) 的多元正态分布,

(X_A, X_B, X_C) 是其的一个划分, 分别为 p, q, r 维向量, 如果在 X 的独立图中, A 分离 B, C , 则偏差

$$\text{dev}(X_B \perp X_C | X_A) = -N \log \frac{|S| |S_{AA}|}{|S_{A \cup B, A \cup B}| |S_{A \cup C, A \cup C}|}。$$

渐近服从自由度为 qr 的卡方分布, 其中 N 是样本量, S 是样本协方差。特别的, 当 $q = r = 1$ 时,

$$\text{dev}(X_i \perp X_j | X_A) = -N \log(1 - \text{corr}^2(X_i, X_j | X_A))$$

渐近服从自由度为 1 的卡方分布。

2.4 实验结果

利用高斯无向图模型拟合数据, 帮助理解数据变量间的相互关系, 并运用条件 Chow-Liu 算法搜索最小 BIC 森林(Minimal BIC Forest)^[17], 其中参数个数 $n=68$, BIC=5 317.711, 得到 e-Learner 情感调节模型, 如图 3 所示。

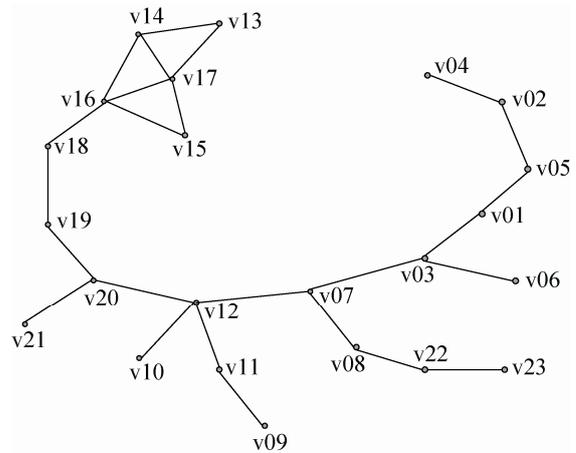


图 3 e-Learner 情感调节模型
Fig. 3 The Emotion Regulation Model of e-Learner

根据拟合数据得到的概率图, 给出以下集合:
 $A1=\{v01, v02, v04, v05\}$, $A2=\{v03\}$, 此为 5 个性格变量;

$B1=\{v06\}$, 此为焦虑量表得分变量;

$C1=\{v07\}$, $C2=\{v08\}$, 此为情感调节策略, 认知重评与压抑表达;

$D1=\{v09, v10, v11\}$, $D2=\{v12\}$, $D3=\{v13, v14,$

v15, v16, v17}, D4={v18, v19, v20, v21}, D5={v22, v23}, 此为网络学习 15 项调查的变量。

对图解释分析, 得出以下结论:

性格、焦虑变量与其它变量的关系:

给定 A2={v03} 条件下, A1={v01, v02, v04, v05} 与其它所有变量独立, 记为:

A1 X {其它所有变量}|A2

B1 X {其它所有变量}|A2

由此可见, v03 在性格、焦虑变量中地位特殊。

音乐有关变量 D5 与情感调节策略以及性格、焦虑的关联:

{C2, D5} X {其它所有变量}|C1

D5 X {其它所有变量}|C2

认知重评 v07 是关联性格、网络学习评价的重要结点; 另外, 情感调节策略的压抑表达 v08 与音乐缓解焦虑 v22 直接相关。

网络学习调查题目:

{D1, D3, D4} X {其它所有变量}|D2

15 个调查题目的目标似乎确实可分为 4 类, 而整合更多资源 v12 联结着情感调节策略 v07。

考虑到研究重点, 再以 {v07, v08} 与 {v22, v23} 在上述概率图中的位置为例分析二者的关系。给定 v08 条件下, v09 与 D5={v22, v23} 独立, 即关于 v08 条件独立, 这意味着有如下概率等式成立:

$P(v07, D5|v08) = P(v07|v08) \times P(D5|v08)$ 或 $P(v07, v08, D5) = P(v07, v08) \times P(D5, v08)$

根据上述图模型给出的概率条件独立性, 结合变量含义, 揭示出 e-Learning 环境下情感调节策略与音乐是相关的, 音乐作为调节的资源, 在 e-Learning 环境下可以引起学习者情感的变化。

3 结论

针对目前 e-Learning 中学习者情感调节模型中变量简单, 对实际学习环境获取数据稀疏、复杂变化的适应能力支持不足的问题, 本文提出基于高

斯无向图的 e-Learner 情感调节模型, 强调综合考虑影响情感调节的多种属性, 针对情感调节关系进行有重点的建模。并通过高斯无向图确立各种因素之间的关联关系, 从而使情感调节模型更具有实用价值。

下一步的工作重点是, 基于人类对情感调节关系认知过程的深入研究, 对本文的模型进一步完善, 并结合人工智能、机器学习等方法, 继续探索情感调节的普适模型。

参考文献:

- [1] 耿钦涛, 刘箴. 基于情绪驱动的虚拟人行走模型研究 [J]. 系统仿真学报, 2013, 25(10): 2454-2459. (Geng Qintao, Liu Zhen. Study on Emotion Based Walking Model for Virtual Human [J]. Journal of System Simulation, 2013, 25(10): 2454-2459.)
- [2] Lun Xie, Xin Liu, Xiujun Yang, et al. Cognitive regulation and emotion modeling for micro-expression International [J]. Journal of Control and Automation (2005-4297 IJCA), 2016, 9(2): 361-372.
- [3] 张国锋, 王牛, 熊虎. 情绪博弈的行为计算原理 [J]. 系统仿真学报, 2015, 27(1): 29-36. (Zhang Guofeng, Wang Niu, Xiong Hu. Principle of Behavior Computing on Emotional Game [J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(1): 29-36.)
- [4] You J W, Kang M. The role of academic emotions in the relationship between perceived academic control and self-regulated learning in online learning [J]. Computers & Education (S0360-1315), 2014, 77(8):125-133.
- [5] Squez J D. Modeling emotions and other motivations in synthetic agents[C]//Fourteenth National Conference on Artificial Intelligence and Ninth Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence. USA: AAAI Press, 1997:10-15.
- [6] Gebhard P. ALMA:a layered model of affect[C]//International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems. July 25-29, 2005, Utrecht, Netherlands, Proceedings of the AAMAS-05, 2005:29-36.
- [7] Kort B, Reilly R, Picard R W. An affective model of interplay between emotions and learning: reengineering educational pedagogy-building a learning companion[C]//Advanced Learning Technologies, IEEE International Conference on. USA: IEEE, 2001:43-46.
- [8] 王志良. 人工情感 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2009. (Wang Zhiliang. Artificial Emotion [M]. Beijing, China: Machine Press, 2009.)

(下转第 949 页)