

DOI:10.11918/j.issn.0367-6234.201807138

PAD 情感空间内人工情感建模及人机交互实验

吴伟国, 李虹漫

(哈尔滨工业大学 机电工程学院, 哈尔滨 150001)

摘 要: 针对未来仿人机器人与人类长期共存将会带来的机器人对人的心理影响以及个性化匹配问题,在 PAD(Pleasure、Arousal、Dominance)三维情感空间内,建立一种更具普遍性的人工情感计算模型. 人工情感模型总体框架分为外部事件检测及处理、情绪响应向量生成及修正和情绪离散化三部分. 提出一种有效的外界刺激三维标注方法;建立可对外界刺激进行自主情绪响应的情感计算模型,并将性格和心情模型引入其中,实现个性化的情绪响应;提出一种情绪响应向量离散化方法,并在具体情绪种类的基础上建立情绪强度计算式;根据情感模型所产生的情绪种类及强度,建立机器人的表情合成及语音回答模型,在 H&F robot-III 型仿人头像机器人平台上进行人-机器人情感交互实验. 语音对话和表情状态迁移实验结果表明:所建立的人工情感模型可针对外界刺激自主地产生个性化情绪响应,有效模拟人类情绪的变化过程.

关键词: PAD 情感空间;人工情感模型;特征选择;随机森林算法;仿人头像机器人;人-机器人交互

中图分类号: TP242.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 0367-6234(2019)01-0029-09

Artificial emotion modeling in PAD emotional space and human-robot interactive experiment

WU Weiguo, LI Hongman

(School of Mechatronics Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Aiming at the psychological impact on human and personalized matching problem, which are caused by the long-term coexistence between human and humanoid robot in the future, a more universal artificial emotion calculation model in the PAD (Pleasure, Arousal, Dominance) emotional space is proposed. The overall framework of the artificial emotion model consists of 3 sections: external event detection and processing, generation and correction of emotional response vectors and emotional discretization. Firstly, an effective external stimulus 3D annotation method is put forward, after that, according to the external stimuli, a computational model of emotion which can generate emotional response is proposed, and the personality and mood model are introduced to realize the personalized emotional response. Then, an emotional response vector discretization method is carried out, and the emotional intensity computational formula is proposed on basis of specific emotion types. Finally, the expression synthesis and voice response model is proposed according to the emotion generated by the emotion model. The speech dialogue and expression state migration experiment on the H&F robot-III humanoid head robot platform is carried out, and the results show that the artificial emotion model can generate personalized emotional response to external stimuli and simulate the process of human emotion changes effectively.

Keywords: PAD emotional space; artificial emotion model; feature selection; random forest algorithm; humanoid head portrait robot; human-robot interaction

情感计算是和谐人机交互中不可缺少的一个方面. 机器人适当的情感表达可使人类更易于接受具有高度自主性的机器人以及一些类人的功能. 机器人个性化的情感生成还可以迎合不同性格的人对机器人的个性化需求. Vikia 机器人^[1]的实验证明了情绪表达在人机交互中的有效性.

人工情感模型可分为基于规则和评价的情感模型、基于情绪维度理论的情感模型、基于统计学习的

情感模型以及其他类型的情感模型. 这些类别不是完全独立的,而是彼此之间有一定的交叉和联系. 最早的基于规则和评价的情感模型是 OCC 情感模型,该模型研究了 22 种人类情感的推理产生过程并给出了相应的情感产生规则^[2]. OCC 情感模型为以后的许多情感模型提供了基础,Ojha 等^[3]在其基础上进行量化,形成情感计算模型. 基于统计学习的模型包括基于隐性马尔可夫(HMM)的情感模型^[4]、基于神经网络的人工情感建模^[5]、扩展有限状态机情感模型^[6]、基于强化学习的情感模型^[7]等. 由于情绪维度理论便于情感量化,目前,在仿人头像机器

人上应用的人工情感模型多为在情绪维度理论基础上与规则评价理论相融合的情感计算模型,典型的有 Kismet 情感模型^[8]等. 此外,还有基于 PAD (Pleasure、Arousal、Dominance) 三维情感空间的情感模型,如基于 PAD 的个性化情感模型^[9]等. 还有一些其他类型的情感模型,如连续空间中机器人的情绪交互模型^[10]、基于 Gross 认知重评的情感模型^[11]、基于增量自适应的模糊情感推理^[12]、分层次自治的情感模型^[13]等.

另外,日本 Pepper^[14] 和美国汉森公司 Sophia^[15] 机器人的发布在人机交互领域引起了轰动,但对其情感生成的具体机制并不了解. 这些模型大多都是针对特定的平台或规则进行设计的,缺乏可移植性和可扩展性,如文献[1]、[4]、[8]、[9]等. 并且很多情感模型只停留在利用人工代理或者虚拟人仿真的阶段,如文献[5]、[7]、[9]等.

本文在 PAD 三维情感空间内,综合机器学习算法建立一种更具普遍性的人工情感计算模型,这种情感计算模型可对外界刺激进行一定的情感处理,拥有情绪决策和表达能力. 并将其集成到仿人头像机器人上,进行人机情感交互实验.

1 PAD 三维情感空间

情绪心理学中的 PAD 三维情感空间将情绪分为 3 个维度^[16]: 愉悦度 (Pleasure-displeasure), 即情绪状态的愉悦/不愉悦的程度, 积极/消极的程度; 激活度 (Arousal-nonarousal), 即情绪的生理激活水平和警觉性的高低; 优势度 (Dominance-submissiveness), 即情绪对他人和外界环境的控制力和影响力. 在 PAD 情绪空间中, 情绪状态用坐标或者向量 ($e = [P, A, D]$) 表示. (0,0,0) 点表示情绪的平静状态, 如图 1 所示.

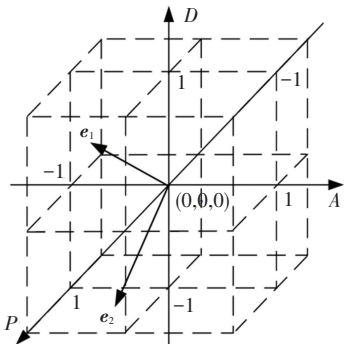


图 1 PAD 三维情感空间

Fig.1 PAD 3D emotional space

PAD 三维情感理论带有一套简化版的 PAD 情绪量表. 通过该量表, 可以测出情绪的基准 PAD 坐标值. 文献[17]介绍了中文简化版 PAD 情绪量表,

并且在相关研究中将其应用在北京大学生中, 测出了本土化的 14 种基本情绪的基准 PAD 值, 表 1 中为本文涉及到的 8 种情绪的基准 PAD 值 (数据未经归一化, 范围为 $[-4, 4]$).

表 1 8 种基本情绪在 PAD 空间中的映射

Tab.1 Mapping of 8 basic emotions in PAD space				
编号	情绪词	<i>P</i>	<i>A</i>	<i>D</i>
1	喜悦	2.77	1.21	1.42
2	惊奇	1.72	1.71	0.22
3	温和	1.57	-0.79	0.38
4	悲伤	-1.60	-0.80	-2.00
5	焦虑	-0.95	0.32	-0.63
6	厌恶	-1.60	0.80	0.40
7	愤懑	-2.04	2.36	1.00
8	失望	-1.20	0.40	-1.60

2 人工情感计算模型的建立

人工情感模型共分为 3 个部分: 1) 外部事件检测及处理部分, 主要负责外部情感刺激的检测及量化, 生成外界刺激向量, 输入到情感模型中. 2) PAD 情绪响应向量生成及修正部分, 采用情绪样本训练广义回归神经网络 (GRNN), 使其可对输入的外界刺激产生自主情绪响应, 即生成 PAD 情绪响应向量. 对性格和心情进行建模, 并以此对 PAD 情绪响应向量进行修正. 3) 情绪离散化部分, 运用随机森林分类算法将修正后的 PAD 情绪响应向量与基本情绪的基准 PAD 情绪向量进行对比分类, 得到具体的情绪种类并计算情绪强度. 模型总体框架如图 2 所示.

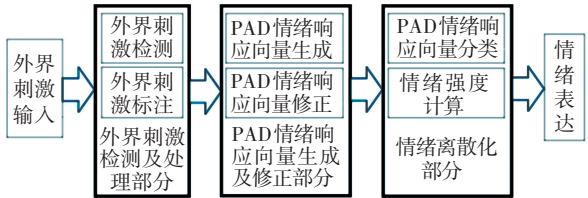


图 2 人工情感模型整体框架

Fig.2 Framework of artificial emotion model

2.1 外界刺激标注

模型将外界刺激分类, 根据不同的事件类型提取刺激强度和机器人内部特征. 本文选取夸奖/批评、问候、指令/任务 3 类事件进行标注, 其标注过程如图 3 所示. 外部刺激种类、外部刺激强度以及机器人内部特征这 3 个维度构成了一个三维的外界刺激向量:

$$s_{\text{outside}} = [C_{\text{outside}} \quad F_{\text{inside}} \quad I_{\text{outside}}].$$

式中: C_{outside} 、 F_{inside} 、 I_{outside} 分别为外界刺激种类、机器人内部状态和外界刺激强度.

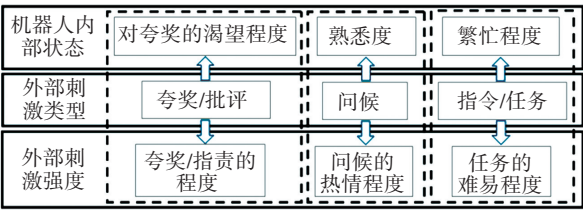


图 3 外界刺激情感标注

Fig.3 Emotional annotation of external stimuli

分别用 1、0、-1 来标注这 3 类事件的类别. 采用模糊词来描述机器人内部特征和外界刺激强度, 将其分为 5 级: 一般、比较、很、非常、极其, 分别对应的数值: 0、0.25、0.50、0.75、1.00.

渴望夸奖程度的计算: 假设机器人在之前的交互中得到的夸奖次数越多且程度越大, 其对夸奖的渴望越趋于一般水平. 第 k 次交互时, 机器人对夸奖的渴望程度 d_r^k ($0.5 \leq d_r^k \leq 1.0$) 如下:

$$d_r^k = \begin{cases} 0.5, & k = 1; \\ \frac{\sum_{j=1}^{k_r-1} (1 - r_j)}{2(k-1)} + 0.5, & k > 1. \end{cases}$$

式中: r_j 为机器人第 j 次所获得的夸奖 / 批评程度; $r_j \in [-1, 1]$, $r_j < 0$ 为批评, $r_j > 0$ 为表扬; k_r 为自开始工作到受到新的表扬 / 批评之间已经受到的赞美 / 批评次数.

忙碌程度 (疲劳程度) 的计算: 假设在之前的交互中, 机器人执行任务的时间越长, 任务的难度越大, 则机器人的忙碌程度越高. 第 k 次交互时, 机器人的忙碌程度 d_b^k ($0 \leq d_b^k \leq 1$) 如下:

$$d_b^k = \begin{cases} 1 - \sum_{j=1}^{k_b-1} (1 - c_j) t_j / (2\Delta t), & c_j < 0; \\ 1 - \sum_{j=1}^{k_b-1} c_j t_j / (2\Delta t), & c_j > 0. \end{cases}$$

式中: c_j 为第 j 次任务的难易程度, $c_j \in [-1, 1]$; t_j 为完成第 j 项任务所花费的时间; Δt 为自开始执行任务到接到新任务时的时间间隔; k_b 为自开始执行任务到接到新任务之间所执行的任务数量.

2.2 PAD 情绪响应向量生成

采用中文简化版 PAD 情绪量表作为情绪测量工具, 获取情绪样本原始数据. 每道问题保证有多人作答, 并收回多份有效回答数据. 采用多份回答数据的平均值为最终应用到模型中的样本数据. 可以粗略地认为, 经过处理得到的情绪样本不包括人的个性和心情对情绪的影响. 原始数据经过处理后得到的 PAD 情绪向量 $\mathbf{e}$, 和外界刺激标注向量 $\mathbf{s}_{\text{outside}}$ 组成一组 3 输入 3 输出的样本, 用于训练神经网络, 实现 PAD 情绪响应向量的自主生成.

PAD 情绪响应向量的生成本质上是一种非线性拟合问题. 广义回归神经网络 (generalized regression neural network, GRNN) 具有很强的非线性映射能力, 适用于小样本拟合, 适合本文中的研究对象. 训练好的 GRNN 网络, 可对外界刺激生成相应的情绪响应向量 $\hat{\mathbf{e}}$

$$\hat{\mathbf{e}} = [\hat{P} \quad \hat{A} \quad \hat{D}].$$

2.3 PAD 情绪响应向量的修正

2.3.1 个性对情绪的修正

广为学者们接受的性格理论是心理学学者 Goldberg 提出的“大五”人格因素理论^[18]. “大五”人格因素理论将人的性格分为 5 大类, 见表 2.

表 2 “大五”人格因素表

Tab.2 Big-Five personality factors table

大五人格因子	变量表示	解释
外倾性 (Extraversion)	E_x	外向、活跃
宜人性 (Agreeableness)	A_g	温和、宽容
尽责性 (Conscientiousness)	C_o	可靠、自律
神经质 (Emotional stability)	S_t	焦虑、被动
经验开放性 (Sophistication)	S_o	创造、智慧

Mehrabiana 运用统计学分析拟合, 得出了 PAD 情绪维度与不同性格特质之间的相关关系^[19]:

$$P = 0.21E_x + 0.59A_g + 0.19S_t,$$

$$A = 0.30A_g - 0.56S_t + 0.15S_o,$$

$$D = 0.60E_x - 0.32A_g + 0.25S_o + 0.17C_o.$$

将由“大五”人格量表得到的人群在各个维度上的平均分作为各维度的参考点, 以参考点的位置为中性点, 将超出中性点的部分作为影响 PAD 情绪的因子, 经性格修正后的情绪响应向量计算式为

$$\hat{\mathbf{e}}_p = \hat{\mathbf{e}} + \hat{\mathbf{e}}_p^*,$$

$$\Delta E_x = E_x - \bar{E}_x, \Delta A_g = A_g - \bar{A}_g, \Delta S_t = S_t - \bar{S}_t,$$

$$\Delta S_o = S_o - \bar{S}_o, \Delta C_o = C_o - \bar{C}_o,$$

$$\hat{\mathbf{e}}_p^* = \begin{bmatrix} 0.21 & 0.59 & 0.19 & 0 & 0 \\ 0 & 0.30 & -0.56 & 0.15 & 0 \\ 0.60 & -0.32 & 0 & 0.25 & 0.17 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta E_x \\ \Delta A_g \\ \Delta S_t \\ \Delta S_o \\ \Delta C_o \end{bmatrix}.$$

式中: $\hat{\mathbf{e}}_p$ 为经“大五”人格因子修正后得到的情绪响应向量; $\hat{\mathbf{e}}_p^*$ 为“大五”人格因子在 P 、 A 、 D 3 个维度上的修正值; $\bar{E}_x$ 、 $\bar{A}_g$ 、 $\bar{S}_t$ 、 $\bar{S}_o$ 、 $\bar{C}_o$ 为由“大五”人格量表得到的人群在 5 个维度上的平均分, 分别为 0.70、0.73、0.61、0.60、0.60, 以此作为机器人性格的中性水平.

2.3.2 心情对情绪的修正

如果一个人此时的心情很愉快,那么在同样的外界刺激下,产生的负面情绪响应会变弱,而正向的情绪响应会加强.第 k 次交互中,心情对情绪的修正计算式如下:

$$\hat{\mathbf{e}}_{\text{pm}} = \varphi \mathbf{m}_k + \hat{\mathbf{e}}_{\text{p}}.$$

式中: $\hat{\mathbf{e}}_{\text{pm}}$ 为在个性和心情修正下的情绪响应向量; $\mathbf{m}_k$ 为交互中机器人当前的心情状态; $\hat{\mathbf{e}}_{\text{p}}$ 为经个性修正后的情绪响应向量; φ 为影响系数, $\varphi = \cos(\hat{\mathbf{e}}_{\text{p}}, \mathbf{m}_k)$.

随着情绪的产生和积累,心情状态也会随之发生变化.心情状态修正情绪向量后,情绪状态也反过来影响心情,心情的更新过程如下:

$$\mathbf{m}_{k+1} = \begin{cases} \mathbf{m}_0, & k = 0; \\ \frac{\gamma}{\|\mathbf{e}_{\text{m}_0}\|} \hat{\mathbf{e}}_{\text{p}} + \left(1 - \frac{\gamma}{\|\mathbf{e}_{\text{m}_0}\|}\right) \mathbf{m}_k, & k > 0. \end{cases}$$

式中: γ 为 $\hat{\mathbf{e}}_{\text{p}}$ 对 $\mathbf{m}_k$ 的影响系数, $\gamma = 0.2$.

2.4 PAD 情绪响应向量的分类

2.4.1 分类样本集获取

在 PAD 三维情绪调查问卷中,被试者在根据情景提示填写情绪量表之前,还需将自己可能产生的情绪勾选出来.以 2.2 节中得到的 PAD 向量 ($\mathbf{e}$) 作为输入样本,以这些被勾选出来的情绪作为输出样本,构成了一组用于情绪分类的原始样本,即每一个原始的 PAD 情绪向量对应一个或多个情绪类别.经拆分后,每组原始样本可拆分为 9 组,即 9 个同样的输入样本分别对应 9 个不同的输出类别.输出的 9 类类别标签取值分别为 0、1~8(均为整数),其中 1~8 为情绪类别标签,分别对应温和、高兴、悲伤、惊讶、生气、厌恶、焦虑和失望 8 种情绪,其基准 PAD 值见表 1.如果某种情绪在该输入下出现,输出样本为其情绪类别标签对应的值;如果该种情绪没有出现,输出样本则为 0,表达式为

$$\mathbf{s}_{\text{input}}^{j \times i} = [P_o^j \quad A_o^j \quad D_o^j \quad l_{\text{class}}^i],$$

$$\mathbf{s}_{\text{output}}^{j \times i} = l_{\text{out}}^{j, i}.$$

式中: $\mathbf{s}_{\text{input}}^{j \times i}$ 为分类输入样本; P_o^j 、 A_o^j 、 D_o^j 为原始 PAD 情绪向量 $\mathbf{e}$ 在 P 、 A 、 D 三个维度上的值; j 为原始样本集中样本的数目, $j = 1 \sim 132$; l_{class}^i 为情绪类别标签, $i = 1 \sim 8$; $\mathbf{s}_{\text{output}}^{j \times i}$ 为分类输出样本; $l_{\text{out}}^{j, i}$ 为输出类别标签, $l_{\text{out}}^{j, i} = 0 \sim 8$.

原始样本的特征集合只包括 PAD 情绪向量和其对应的情绪类别标签,与 8 种基本情绪的基准 PAD 值关联不大,因此需要对原始样本中所包含的信息进行挖掘.为充分利用原始样本中的信息,将特征集从原始的 4 维扩充到 9 维:

$$\mathbf{s}_{\text{input}}^{j \times i} = [\mathbf{e}_o^j \quad l_{\text{class}}^i \quad \|\mathbf{e}_o^j - \mathbf{e}_s^i\| \quad \cos(\mathbf{e}_o^j, \mathbf{e}_s^i) \quad \mathbf{e}_o^j - \mathbf{e}_s^i].$$

式中: $\mathbf{e}_o^j$ 为第 j 个原始三维 PAD 情绪向量; $\mathbf{e}_s^i$ 为第 i 种基本情绪对应的基准 PAD 情绪向量,其每个维度对应的值为 P_s 、 A_s 、 D_s .

2.4.2 特征集选择

特征集经扩充后,可能出现对分类来说冗余或无关的特征.因此应用信息增益率对扩充后的特征集进行特征选择,优化分类特征集.

在进行信息增益率计算之前,先采用二分法^[20]对 $\cos(\mathbf{e}_o^j, \mathbf{e}_s^i)$ 、 $\|\mathbf{e}_o^j - \mathbf{e}_s^i\|$ 、 $P_o - P_s$ 、 $A_o - A_s$ 、 $D_o - D_s$ 这 5 个维度的特征进行离散化处理.经离散化处理,计算特征集中每一维度的信息增益率.之后将其按降序排列,依次增加特征数目,构成新的特征子集.用这些特征子集对分类器进行训练,得到分类准确率与特征集中特征数的关系曲线.选取促使分类准确率曲线上升的特征组成新的特征子集.应用此特征子集构成的输入样本作为最终的分类型本对分类器进行训练.

2.4.3 情绪响应向量分类

随机森林算法具有速度快、鲁棒性好、适合小样本训练等特点,因此选择其对 PAD 情绪向量进行分类.随机森林算法的输入为经特征选择后得到的优化后的输入样本,输出为对应的类别标签.该分类器经训练后用于 PAD 情绪响应向量的分类.

2.5 情绪表达

1) 情绪强度计算.由于 PAD 情感空间并不是各向均匀的欧氏空间,不能直接使用欧氏距离衡量情绪的强度.因此,本文提出一种适用于 PAD 情感空间的情绪强度计算式:

$$\hat{E}_{\text{pm}} = \begin{cases} \|\hat{\mathbf{e}}_{\text{pm}}\| \mid \cos \theta \mid / \|\hat{\mathbf{e}}_s\|, & \hat{E} > 0; \\ 0, & \hat{E} \leq 0. \end{cases}$$

式中: $\hat{E}_{\text{pm}}$ 为 $\hat{\mathbf{e}}_{\text{pm}}$ 对应的情绪强度, $\hat{\mathbf{e}}_s$ 为 $\hat{\mathbf{e}}_{\text{pm}}$ 经分类器分类后所对应的基准情绪向量, $\cos \theta$ 为 $\hat{\mathbf{e}}_s$ 与 $\hat{\mathbf{e}}_{\text{pm}}$ 之间夹角的余弦值.

2) 机器人表情强度计算.若人工情感模型所产生的情绪响应中包括多种情绪,则增大情绪强度最大的情绪的比例,并对情绪强度归一化后按比例将所有产生的情绪合成,合成后的情绪强度作为表情强度:

$$I_{\hat{E}_i} = \begin{cases} \left(1 + \left(1 - \hat{E}_{\text{max}} \left(\sum_{i=1}^n \hat{E}_i\right)^{-1}\right)\right) \frac{\hat{E}_{\text{max}}^2}{\sum_{i=1}^n \hat{E}_i}, & \hat{E}_i = \hat{E}_{\text{max}}; \\ (1 - I_{\hat{E}_{\text{max}}}) \frac{\hat{E}_i^2}{\sum_{i=1}^{n-1} \hat{E}_i}, & \hat{E}_i \neq \hat{E}_{\text{max}}. \end{cases}$$

式中: $I_{\hat{E}_{\max}}$ 为强度最大的情绪种类所对应的表情强度; $\hat{E}_i$ 为第 i 种情绪对应的表情强度, $i = 1 \sim n$, n 为在一次交互中, 机器人产生的所有情绪种类; $\hat{E}_{\max}$ 为出现的 n 种情绪中的最大情绪强度; $I_{\hat{E}_i}$ 为第 i 种情绪对应的表情强度, $I_{\hat{E}_i} \in [0, 1]$.

3) 语音问答实现. 采用深圳电子时代公司出产的 WEGASUN-M6 语音识别模块对语音进行识别和合成. 如要实现人机对话, 需要先行编辑好包含问答语句的语音库存储到 M6 模块中. 部分语音库见表 3. 目前的语音库规模为 45 条, 可扩展值至 2 000 条语句, 每句 75 个字以内, 可以满足一定的日常需要. 语音库分为 3 个部分: 问候部分、夸奖/批评部分以及指令/任务部分. 并对问题语句按外界事件类型、所表达的情绪种类以及所表达的情绪强度进行标注, 以上三者构成回答语句向量 $\mathbf{A}_w$:

$$\mathbf{A}_w = \begin{bmatrix} c_c & e_c & \hat{E}_F \end{bmatrix}.$$

式中: c_c 为所有产生的情绪中强度最大的情绪种类; e_c 为外界事件类型; $\hat{E}_F$ 为 $\hat{E}_{\max}$ 对应的模糊化结果, $\hat{E}_F = 1, 2, \dots, 5$.

用高斯分布隶属函数和最大隶属度原则对人工情感模型生成的情绪强度进行模糊化. 情感强度采用 5 个模糊集进行描述: 很弱、较弱、一般、较强、很强, 分别对应阿拉伯数字 1~5, 其对应的情绪强度分别为 0.1、0.3、0.5、0.7、0.9 (情绪强度的范围为 $[0, 1]$).

表 3 部分语音库

Tab.3 Segment of the speech library

外界刺激语句	标注	回答	标注
你好呀,大管家!	-1 / 0.500	你好呀	-1 2 3
			-1 2 2
大管家你完成的还可以	1 / 0.143	谢谢夸奖!	1 2 3
			1 2 4
大管家,能陪我下棋吗	0 / -1.000	可以	0 1 1
			0 1 2
			0 1 3
⋮	⋮	⋮	⋮

3 人工情感模型仿真

3.1 仿真数据获取

3.1.1 GRNN 网络训练

按 2.2 节中的方法分 3 类 (夸奖/批评、问候、任务) 设计调查问卷问题, 采用模糊化的语言, 如非常、比较、些许等来描述事件的程度. 每类事件在程度上共分成 5 级, 每级中所描述的刺激强度在正向和负向上又分为 9 级, 共 136 道问题. 每道问题保证

有 5 份有效回答数据, 采用这 5 份回答数据的平均值为最终应用到模型中的样本数据. 通过问卷的回答数据, 计算出 PAD 情绪向量 $\mathbf{e}$, 以问卷 6 为例, 其计算后的数据见表 4.

表 4 调查问卷 6 处理后数据

Tab.4 Processed data of questionnaire 6

题号	事件标注向量	P	A	D
1	(-1 0.75 1.00)	0	-0.11	0.13
2	(-1 0.75 -0.75)	-0.33	0.35	-0.35
3	(1 0.60 -0.25)	-0.46	0.20	-0.46
4	(0 0.75 -0.75)	-0.47	0.19	-0.39
5	(1 0.40 0.25)	0.43	0.24	-0.09
6	(1 0.40 0.75)	0.51	0.40	-0.19
7	(-1 0 -1.00)	-0.78	0.50	-0.45
8	(0 0.25 0)	0.58	0.41	0.08
9	(0 0.25 -0.50)	-0.15	-0.04	-0.06
10	(-1 0.25 -1.00)	-0.69	0.43	-0.41
11	(-1 0.25 1.00)	-0.27	0.14	0.02

对每道问题进行评分者信度检验, 共有 132 道题目获得的样本符合要求, 即共获取 132 组有效样本.

从样本中随机选取 125 组用于训练 GRNN 网络, 7 组用于检验网络拟合效果. 仿真中所应用到的 GRNN 网络输入层和输出层各包含 3 个神经元, 隐含层包括 1 个模式层和 1 个求和层, 径向基函数的扩展速度取为 0.2. 经检验网络的拟合误差在 PAD 每个维度上的平均值可达到 0.6 (± 0.3) 以下. 对比表 1 中数据, 0.6 (± 0.3) 的误差基本不会改变 PAD 各维度的趋势. 因此, 虽然拟合误差对模型的准确度有一定影响, 但影响不大, 可以认为该网络已经达到模型要求, 可实现对外界刺激的自主情绪响应.

3.1.2 随机森林分类器训练

按 2.4.1 中的方法和调查问卷中的得到的原始分类样本数据, 可以得到 132 组原始分类样本, 经拆分后得到共 1 056 组分类样本. 按 2.4.2 中的方法计算输入样本集中每维特征的信息增益率如表 5 所示. 其分类准确率与特征集中特征数的关系曲线如图 4 所示. 选取促使分类准确率曲线上升的特征, 即表 5 中序号 1、2、3、5、7 对应的特征组成新的特征子集, 此时的输入样本为:

$$\mathbf{s}_{\text{input}}^{(i)} = [P_o^i \quad l_{\text{class}}^i \quad \|\mathbf{e}_o^i - \mathbf{e}_s^i\| \quad P_o^i - P_s^i \quad \cos(\mathbf{e}_o^i, \mathbf{e}_s^i)].$$

应用此输入样本再次对分类器进行训练, 此时得到的分类准确率最高可达 87.50%.

随机森林算法的输入为经特征选择后得到的 5 维输入样本, 输出为对应的类别标签, 确定随机树棵数为 600 棵. 从 1 056 个样本中随机选出 1 000 个样

本对随机森林进行训练,其余的样本作为测试样本,对随机森林分类器的分类性能进行测试,得到其分类准确率. 经检验,随机森林分类器的分类准确率稳定在 85.71%.

表 5 各个特征信息增益率结果

Tab.5 Information gain ratio result of each feature

序号	特征	信息增益率
1	I_{class}^i	0.259
2	$\ e_o^j - e_s^i\ $	0.254
3	$\cos(e_o^j, e_s^i)$	0.227
4	$D_o^j - D_s^i$	0.111
5	$P_o - P_s$	0.102
6	$A_o - A_s$	0.078
7	P_o^j	0.055
8	A_o^j	0.041
9	D_o^j	0.038

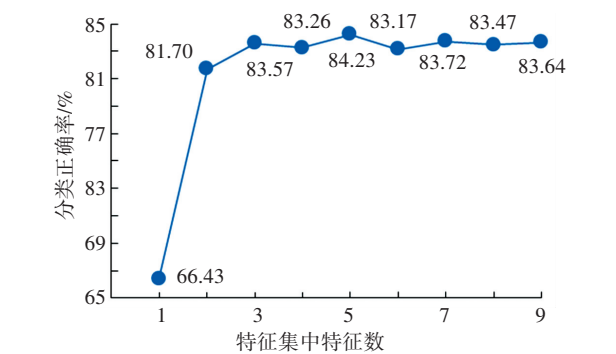


图 4 分类准确率与特征集中特征数的关系曲线
Fig.4 Relationship between classification accuracy and the number of features in feature set

3.2 仿真结果及分析

利用工具软件对本文所建立的人工情感计算模型进行编程仿真,图 5 为仿真程序流程图. 为模拟外界刺激,外界情感刺激的类型和强度通过手动直接输入到仿真程序中.

设定机器人的性格为中性,初始心情状态为 $[0.1,0,0]^T$,即基本可以认为其心情状态为中性. 选择有代表性的外界刺激事件进行 9 次连续交互,外界刺激标注向量及经情感模型计算得到的相关结果如表 6、表 7 所示.

可以看出,本文建立的人工情感计算模型很好地模拟了一些情况下人类的情绪变化. 机器人不仅能够产生单一种类的情绪,还能根据自身状态产生多种情绪混合的相对复杂的情绪(如表 7 中第 1、7、8 次交互). 机器人有时甚至具有一定的“小情绪”. (如表 7 中第 7、8 次交互).

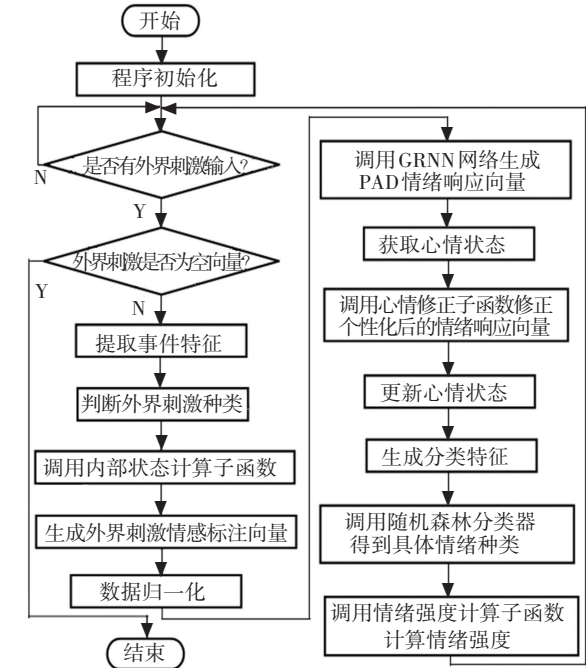


图 5 仿真程序流程

Fig.5 Simulation program flow chart

表 6 外界刺激标注向量及情绪响应向量

Tab.6 External stimulus annotation vector and emotion response vector

次序	外界刺激向量			修正后的情绪响应向量		
	种类	内部状态	强度	P	A	D
1	-1	0	0.80	1.01	0.43	0.33
2	0	1.00	0.56	0.39	-1.47	0.81
3	1	0.50	0.57	2.23	1.38	0.83
4	0	0.75	0.86	0.23	-1.28	0.84
5	1	0.55	-0.33	-1.63	1.30	0.11
6	0	0.72	-0.84	-0.30	1.28	-0.88
7	1	0.65	-0.78	-2.39	2.37	0.64
8	0	0.45	-0.43	-1.56	1.34	0.10
9	1	0.72	0.43	1.76	0.87	0.79

表 7 情绪种类及情绪强度

Tab.7 Emotion class and emotion intensity

次序	情绪种类	情绪强度	次序	情绪种类	情绪强度
1	1(温和)	0.122	6	7(焦虑)	0.719
	2(高兴)	0.266		4(惊讶)	0.819
	4(惊讶)	0.123	7	5(生气)	0.759
2	1(温和)	0.847		6(讨厌)	0.831
3	2(高兴)	0.691	8	4(惊讶)	0.660
4	1(温和)	0.824		5(生气)	0.583
5	5(生气)	0.588		9	2(高兴)

为考察个性等对机器人情绪响应的影响,设定机器人的性格因子分别为 0.80、0.83、0.72、0.62、

0.70,除神经质外均高于中性水平,即机器人应表现出乐观、积极的品质. 初始心情仍设置为中性. 个性

以及心情对 PAD 情绪响应向量在 3 个维度上的影响如图 6 所示.

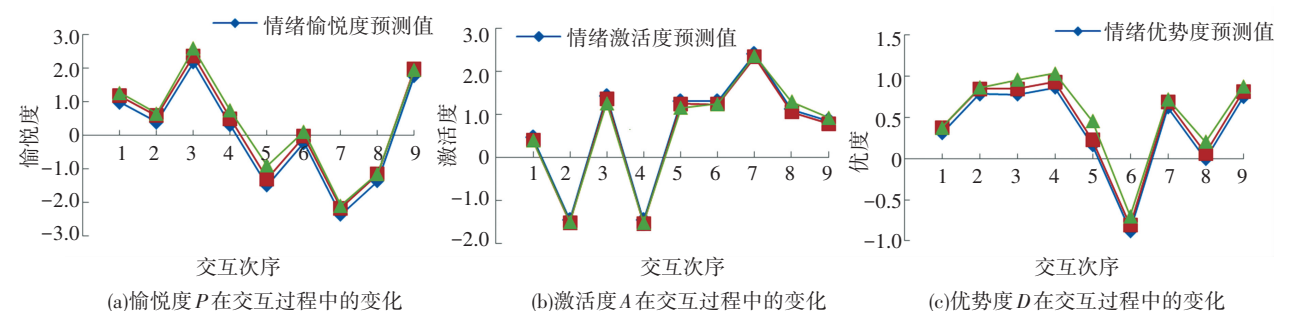


图 6 PAD 情绪响应向量各维度在交互过程中的变化

Fig.6 Changes of PAD emotional response vector in each dimension during interaction process

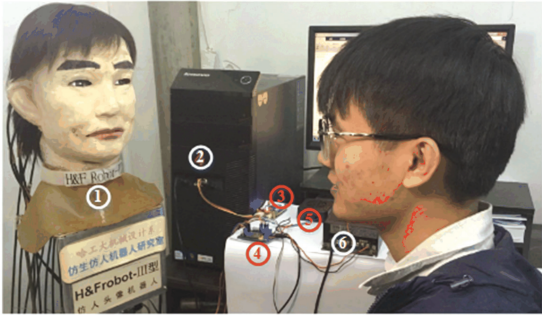
可以看出在性格的影响下, 愉悦度(P) 和优势度(D) 曲线较预测曲线明显上升, 即机器人对正向情绪的体验增强,对负向情绪的体验减弱,符合机器人的性格定位. 负向个性的仿真结果与此类似.

系统和语音合成模块的控制.

4 人机情感交互系统及实验

4.1 人机交互实验硬件及软件系统

利用本实验室现有的 H&F robot-Ⅲ型仿人头像机器人平台进行人机交互实验. 该机器人由舵机驱动 8 个自由度实现面部表情控制点的运动^[21]. 根据 Ekman 等^[22] 提出的面部行为编码系统 (FACS) 理论,机器人通过面部控制点的运动可以生成一些基本的表情:包括温和、高兴、惊讶、悲伤、愤怒、生气和焦虑 8 种表情,如图 7 所示.



1—H&F robot-Ⅲ型机器人; 2—主控器; 3—语音识别模块; 4—SSC-32 路舵机控制卡; 5—喇叭; 6—舵机电源

图 8 人-机交互硬件系统

Fig.8 Hardware of human-robot interaction system

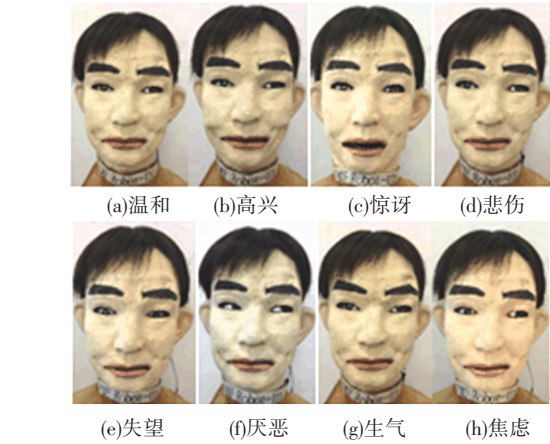


图 7 仿人头像机器人 8 种基本面部表情

Fig.7 Eight basic facial expressions of humanoid head robot

本实验中的外界刺激为语音信号,其硬件集成如图 8 所示. 图 9 为进行人机交互实验的软件流程. 由搭载了人工情感模型的上位 PC 机作为主控机对外界语音信号进行处理,并生成相应的情绪和语音回答向量. 上位机通过串行通信向舵机控制卡和语音识别模块发送控制信号,实现对机器人表情生成

4.2 实验结果及分析

实验中设定机器人的性格及心情状态为中性, 选择有代表性的外界刺激事件进行 9 次对话. 以人类发出的交互语句作为外界刺激,其对应的外界刺激标注向量如表 8 所示. 机器人的表情合成强度和回答语句及其相关结果如表 9 所示. 图 10 为在进行人机交互时,机器人的正面表情变化截图及对应音频波形. 交互时间一共持续了 70 s.

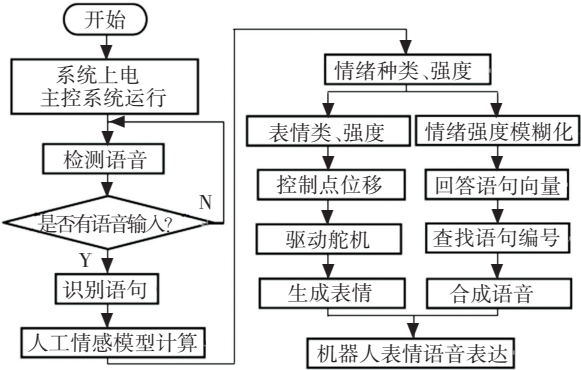


图 9 人机交互软件系统流程

Fig.9 Software of human-robot interaction system

表 8 外界刺激语句及其对应的外界刺激向量

Tab.8 External stimulus words and their corresponding external stimulus vectors

次序	由人发出的交互语句	外界刺激向量		
		刺激种类	内部状态	刺激强度
1	嘿 大管家 见到你很高兴	-1	0	0.80
2	大管家 能做个鬼脸吗	0	1.00	0.56
3	大管家 你做得非常好	1	0.50	0.57
4	大管家 能唱一首《五星红旗》吗	0	0.89	0.86
5	大管家你完成得很糟糕	1	0.55	-0.55
6	大管家能在做鬼脸的同时 背《古朗月行》吗	0	0.80	-0.8
7	大管家你做得真的很差劲	1	0.68	-0.78
8	大管家能唱一首英文歌吗	0	0.55	-0.43
9	大管家你做得很好	1	0.72	0.44

表 9 机器人表情强度和回答语句及其相关结果

Tab. 9 Strength of robot expressions and answer sentences and other related results

次 序	情绪 分类	情绪 强度	表情 强度	回答语句 向量	回答 语句
1	温和	0.183	0.087	-1,2,2	嘿 你好
	高兴	0.288	0.212		
	惊讶	0.123	0.039		
2	温和	0.847	0.847	0,1,5	没问题
3	高兴	0.700	0.700	1,2,4	谢谢夸奖
4	温和	0.859	0.859	0,1,5	好的
5	惊讶	0.521	0.521	1,4,3	怎么会呢 我完成的 明明不错呀
6	温和	0.516	0.516	0,1,3	我可以试一试
	惊讶	0.820	0.208		
	生气	0.759	0.178		
7	讨厌	0.236	0.017	1,8,5	哎呀 让你失望了
	失望	0.830	0.439		
8	惊讶	0.572	0.537	0,7,4	请让我试试
	焦虑	0.679	0.265		
9	高兴	0.604	0.604	1,2,4	真的吗 谢谢你

在初始时,机器人的表情为“温和”. 对这 9 次交互的解释是:(1)一个陌生人向机器人十分热情的问候,机器人内部同时产生了温和、高兴、惊讶 3 种情绪,其表情转变为“高兴”;(2)机器人首次受到任务类型的刺激,其疲劳程度很低,其内部产生的情绪是温和,表情转变为“温和”;(3)机器人得到了表扬,其情绪为高兴,表情转变为“高兴”;(4)机器人被请求唱歌,其内部产生的情绪为温和,表情转变为

“温和”;(5)机器人受到了较严重的批评,其内部产生的情绪为生气,表情也转变为“生气”;(6)由于此时机器人的忙碌程度不高,其内部产生的情绪是温和,表情转变为“温和”;(7)机器人受到了严厉的批评,其内部同时产生了惊讶、生气、讨厌、失望 4 种情绪,表情转变为“失望”;(8)机器人的疲劳程度已经很高,其内部产生的情绪是惊讶且焦虑,表情也转变为“焦虑”;(9)机器人得到了夸奖,它的情绪为高兴,表情也转变为“高兴”.

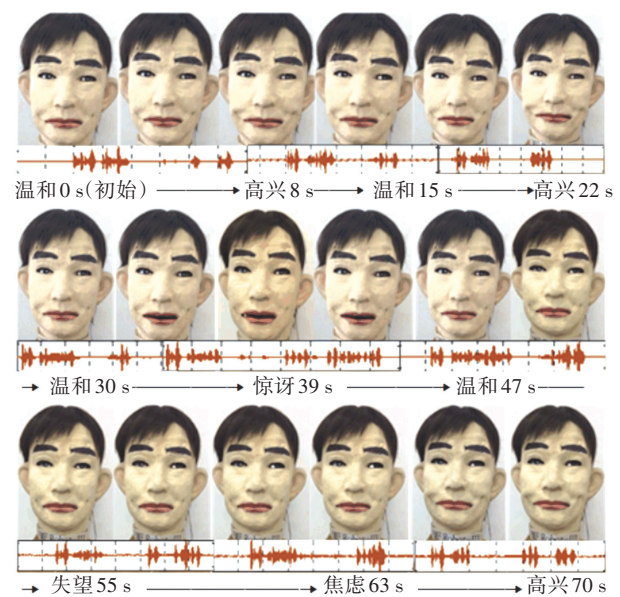


图 10 机器人表情迁移截图及音频波形

Fig.10 Screenshots of robot expression migration and audio waveforms

实验结果表明,搭载了人工情感计算模型的机器人可根据交互语句进行情绪响应,并且可根据所产生的情绪做出相应的表情变化和语音应答,实现语音和表情之间的协调,与人进行基本的交互,验证了模型的合理性和有效性.

5 结 论

- 1)在 PAD 三维情感空间中建立了考虑性格和心情的人工情感模型框架,提出了有效的外部情感刺激标注方法,并基于情绪响应样本训练广义回归网络,其拟合误差达到 0.6(±0.3),实现了对外界刺激输入的自主且个性化的情感响应.
- 2)应用信息增益率对扩充后的原始情绪分类样本进行特征选择处理,去除情绪分类样本中的冗余无关特征后,训练随机森林分类器实现了情绪分类,分类准确率达 85% 以上.
- 3)将引入了情绪与表情映射关系和语音问答规则的人工情感计算模型应用于自主研发的 H&F

robot-III 型仿人头像机器人系统,进行了人机交互实验. 结果表明, 机器人可以根据外界刺激产生相应的情绪,进行表情表达和对话,实现人机情感交互,验证了模型的有效性.

参考文献

[1] BRUCE A, NOURBAKSH I, SIMMONS R. The role of expressiveness and attention in human-robot interaction[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation Proceedings 2002. Washington DC: IEEE Press, 2002:4138

[2] ORTONY A, CLORE G L, COLLINS A. The cognitive structure of emotions[J]. Contemporary Sociology, 1988, 18(6):2147. DOI: 10.2307/2074241

[3] OJHA S, WILLIAMS M A. Emotional appraisal: a computational perspective[C]// 5th Conference on Advances in Cognitive Systems. Troy: [s.n.], 2017:1

[4] LIU Xin, XIE Lun, WANG Zhiliang, et al. Robot emotion and performance regulation based on HMM[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2013, 10(2):1. DOI: 10.5772/55607

[5] KESTEREN A J V, AKKER R O D, POEL M, et al. Simulation of emotions of agents in virtual environments using neural networks[J]. University of Twente, 2000, 18(11):137

[6] MENG Qingmei, WU Weiguo. Artificial emotional model based on finite state machine[J]. Journal of Central South University of Technology, 2008, 15(5):694. DOI: 10.1007/s11771-008-0129-1

[7] BROEKENS J, JACOBS E, JONKER C M. A reinforcement learning model of joy, distress, hope and fear[J]. Connection Science, 2015, 27(3):215. DOI: 10.1080/09540090

[8] BREAZEAL C. Emotion and sociable humanoid robots[J]. International Journal of Human-Computer Studies, 2003, 59(1/2):119. DOI: 10.1016/S1071-5819(03)00018-1

[9] 杨勇, 张志瑜. 基于 PAD 的个性化情感模型[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2012, 24(1):96.

YANG Yong, ZHANG Zhiyu. Personalized affective model based on PAD[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2012, 24(1):96 DOI: 10.3979/j.issn.1673-825X.2012.01.019

[10] 解仑, 刘欣, 贺苗, 等. 连续空间中机器人的情绪交互模型[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2016, 47(9):3050

XIE Lun, LIU Xin, HE Miao, et al. Robot emotional interaction model in continuous space[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2016, 47(9):3050. DOI: 10.11817/j.issn.1672-7207.2016.09.019

[11] 韩晶, 解仑, 刘欣, 等. 基于 Gross 认知重评的机器人认知情感交互模型[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2015, 45(2):270

HAN Jing, XIE Lun, LIU Xin, et al. Cognitive emotion interaction

model of robot based on Gross cognitive reappraisal[J]. Journal of Southeast University(Natural Science Edition), 2015, 45(2):270. DOI: 10.3969/j.issn.1001-0505.2015.02.014

[12] ZHANG Q, JEONG S, LEE M. Autonomous emotion development using incremental modified adaptive neuro-fuzzy inference system[J]. Neurocomputing, 2012, 86(4):33. DOI: 10.1016/j.neucom.2011.12.034

[13] ESTEBAN P G, INSUA D R. An affective model for a non-expensive utility-based decision agent[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2017, 11(8):1. DOI: 10.1109/TAFFC.2017.2737979

[14] PANDEY A K, GELIN R. A mass-produced sociable humanoid robot: Pepper: the first machine of its kind[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2018, 25(3):40. DOI: 10.1109/MRA.2018.2833157

[15] 谢玮. 网红机器人索菲亚何许“人”也? [J]. 中国经济周刊, 2018(5):84.

XIE Wei, Who is web celebrity robot Sophia? [J]. China Economic Weekly, 2018(5):84.

[16] MEHRABIAN A. Framework for a comprehensive description and measurement of emotional states [J]. Genet Soc Gen Psychol Monogr, 1995, 121(3):339

[17] 李晓明, 傅小兰, 邓国峰. 中文简化版 PAD 情绪量表在京大学生中的初步试用[J]. 中国心理卫生杂志, 2008, 22(5):327

LI Xiaoming, FU Xiaolan, DENG Guofeng. Preliminary application of the abbreviated PAD emotion scale to Chinese undergraduates[J]. Chinese Mental Health Journal, 2008, 22(5):327

[18] GOLDBERG L R. An alternative “description of personality”: the Big-Five factor structure[J]. Journal of Personality & Social Psychology, 1990, 59(6):1216

[19] MEHRABIAN A. Analysis of the Big-Five personality factors in terms of the PAD temperament model[J]. Australian Journal of Psychology, 1996, 48(2):86

[20] 蒋艳凤, 杨学军, 赵强利. 具有高可理解性的二分决策树生成算法研究[J]. 软件学报, 2003, 14(12):1996

JIANG Yanhuang, YANG Xuejun, ZHAO Qiangli. Constructing binary classification trees with high intelligibility[J]. Journal of Software, 2003, 14(12):1996. DOI:10.13328/j.cnki.jos.2003.12.003

[21] 鹿麟, 吴伟国, 孟庆梅. 具有视觉及面部表情的仿人头像机器人系统设计与研制[J]. 机械设计, 2007, 24(7):20

LU Lin, WU Weiguo, MENG Qingmei. Design and development of a humanoid robot system with visual and facial expressions[J]. Journal of Machine Design, 2007, 24(7):20. DOI:10.13841/j.cnki.jx-sj.2007.07.020

[22] EKMAN P, FRIESEN W V. Facial action coding system (facs): a technique for the measurement of facial actions [J]. Rivista Di Psichiatria, 1978, 47(2):126

(编辑 杨 波)