

# 基于 BPSO 的四种生理信号的情感状态识别<sup>\*</sup>

杨瑞请<sup>1</sup> 刘光远<sup>2</sup>

(西南大学计算机与信息科学学院 重庆 400715)<sup>1</sup> (西南大学电子信息工程学院 重庆 400715)<sup>2</sup>

**摘要** 通过生理信号来识别人的情感状态越来越引起人们的关注。如何提取有效的生理信号特征进行情感状态的分类,是情感识别的关键。本文采用离散二进制粒子群优化算法(BPSO)进行特征选择,以提高情感状态分类的效果。通过四种生理信号来识别四种情感状态,用最近邻法进行分类,总体识别率达到 85%。仿真实验结果表明,将 BPSO 方法用于生理信号的特征选择是可行的。

**关键词** 生理信号,二进制粒子群算法,特征选择,情感识别

## Emotion Recognition Using Four Physiological Signals Based on BPSO

YANG Rui-Qing<sup>1</sup> LIU Guang-Yuan<sup>2</sup>

(Faculty of Computer & Information Science, Southwest University, Chongqing 400715)<sup>1</sup>

(Faculty of Electronic Information Engineering, Southwest University, Chongqing 400715)<sup>2</sup>

**Abstract** Recently, more and more people pay attention to emotion recognition through physiological signals. How to select effective physiological signals' features to classify emotions, is a key step towards emotion recognition. This paper presents with feature selection algorithm based on discrete binary particle swarm optimization(BPSO) to improve the correct rate of emotional classification. Through four physiological signals to recognition four emotional state with nearest classifier, the whole recognition rate is up to 85%. It is feasible to select physiological signals' features with BPSO algorithm.

**Keywords** Physiological signal, Binary particle swarm optimization(BPSO), Feature selection, Emotion recognition

## 1 引言

情感计算已成为计算机科学界研究的热点。通过记录和分析情感状态所对应的生理信号来识别情感状态,已逐渐成为情感计算和人机界面的重要研究领域。情感识别研究的内容包括面部表情、语音、姿势、文本和生理信号等方面,其中生理信号方面的研究是最困难的。面部表情、语音等方面的情感识别比较直观,都是以身体和行为方式表现出来的自愿或不自愿信号的复杂模式,而无法观测到潜在的情感状态。生理信号<sup>[1]</sup>需要用特殊的测量仪器才能检测出来,通过分析生理信号,可以识别出内在的情感和情绪。近年来,关于情感状态识别的研究主要集中在面部表情、情感语音等方面,而关于生理信号的研究才刚刚起步。通过生理信号进行情感状态分类需要选出一组最优特征组合,使分类错误率最小。目前,用于生理信号的特征选择的方法有 Fisher<sup>[2~4]</sup>、SFFS<sup>[3]</sup>、ANOVA<sup>[4]</sup>、SFS、SBS 等,识别率均达到 80% 以上。这些方法都是一些传统的方法,计算速度比较慢。

特征选择的任务<sup>[5]</sup>是从一组数量为  $D$  的特征中选择出数量为  $d(D > d)$  的一组最优特征,是一个组合优化问题,因此可以使用解决优化问题的方法来解决特征选择问题。常用的方法有分支定界法、顺序前进法、顺序后退法、增 1 减  $r$  法等,也可以使用模拟退火、遗传算法、禁忌搜索和粒子群优化等智能化启发式算法。目前,还没有看到有人将智能算法应用于情感生理信号的特征选择问题。

粒子群优化 PSO (particle swarm optimization) 算法是最近出现的一种模拟鸟群捕食行为的仿生算法,是智能优化算法中的一种,由 Eberhart 与 Kennedy 在 1995 年提出<sup>[6]</sup>。该算法具有个体数目少、计算速度快、容易理解、易于实现等特点。最初的 PSO 用来解决连续优化问题,后来 Mohan 等又提出了离散二进制 PSO 用来解决工程实际中的组合优化问题<sup>[7,8]</sup>。本文采用离散二进制粒子群优化算法进行情感生理信号的特征选择。仿真实验结果表明,该方法用于生理信号的特征选择是可行的。

## 2 基于 BPSO 的特征选择方法

### 2.1 基本 PSO 算法

PSO 算法源于对鸟群觅食行为的模拟<sup>[5]</sup>。它与遗传算法(GA)等进化算法很相似,同样基于群体和适应度的概念。假设在一个  $D$  维的目标搜索空间中,有  $m$  个粒子组成一个群落,其中第  $i$  个粒子表示为一个  $D$  维的向量  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ,  $i=1, 2, \dots, m$ , 即第  $i$  个粒子在  $D$  维的搜索空间中的位置是  $X_i$ 。换言之,每个粒子的位置就是一个潜在的解。将  $X_i$  带入一个目标函数就可以计算出其适应值,根据适应值的大小衡量  $X_i$  的优劣。第  $i$  个粒子的“飞翔”速度也是一个  $D$  维的向量,记  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})^T$ 。记第  $i$  个粒子迄今为止搜索到的最优位置为  $pbest_i = (pbest_{i1}, pbest_{i2}, \dots, pbest_{iD})$ , 整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置为  $gbest_g = (gbest_1, gbest_2, \dots, gbest_D)$ 。粒子在找到上述两个极值后,就根据下

<sup>\*</sup> 本文受重庆市科委项目资助(CSTC-2006BB2028)。杨瑞请 硕士研究生,主要研究方向为智能信息处理与情感计算;刘光远 博士后,教授,主要研究方向为计算智能与情感计算。

面两个公式来更新自己的速度和位置<sup>[9]</sup>:

$$V_{id} = w \times V_{id} + c1 \times rand() \times (p_{id} - x_{id}) + c2 \times rand() \times (p_{gd} - x_{id}) \quad (1)$$

$$x_{id} = x_{id} + V_{id} \quad (2)$$

其中: $V_{id}$ 代表第*i*个粒子第*d*维的速度。为了防止粒子远离搜索空间,粒子的每一维速度限制为 $V_{id} \in [-V_{max}, V_{max}]$ , $V_{max}$ 是常数,由用户设定。 $x_{id}$ 代表第*i*个粒子第*d*维的位置, $rand()$ 为在 $[0,1]$ 间均匀分布的随机数, $c1$ 和 $c2$ 是学习因子,通常 $c1=c2=2$ ; $w$ 是加权系数,一般取值在 $0.4 \sim 0.9$ 之间。粒子通过不断学习更新,最终飞至解空间中最优解所在的位置,整个搜索过程结束。最后输出的 $g_{best}$ 就是算法找到的全局最优解。

## 2.2 离散二进制 PSO 算法

在离散二进制 PSO 算法中,粒子的每一维 $x_{id}$ 限制为0或1,而速度不做这种限制。速度表示位置改变的概率。迭代过程中 $V_{id}$ 的计算同连续形式的 PSO,用速度的 Sigmoid 函数表示位置状态改变的可能性:

$$s(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

而位置的计算公式变为:

$$\begin{cases} x_{id} = 1, r < S(V_{id}) \\ x_{id} = 0 \text{ 其它} \end{cases} \quad (4)$$

式中 $r$ 为区间 $[0,1,1.0]$ 上的随机数。

## 2.3 离散二进制 PSO 算法描述

在离散二进制 PSO 算法中,特征向量可以用一个二进制向量来表示粒子 $X = (x_1, x_2, \dots, x_D)^T$ , $x_i \in \{0,1\}$ , $D$ 表示原始特征的数量。如果 $X$ 的第*i*位为1,则此特征被选中;如果为0,则此特征未被选中。速度表示特征被选中的概率。

离散二进制 PSO 算法步骤:

步 1:设置群体大小 $m$ 、最大迭代次数、迭代阈值 $t$ 和最小误差阈值;

步 2:初始化粒子群的位置和速度,计算每个粒子的适应值,将其作为初始个体极值 $p_{best}$ ,将所有 $p_{best}$ 中的最小值赋给 $g_{best}$ 作为初始全局极值, $V_i$ 的初始值设为0;

步 3:对粒子群进行性能评价;

步 4:根据式(1)和式(4)更新粒子的速度和位置;

步 5:用海明距离判断粒子的相似性;

步 6:判断是否达到最小误差阈值或最大迭代次数,如果达到,执行步 7;否则转向步 3;

步 7:输出最优目标值和粒子,该粒子即为找到的最优特征组合。

## 3 基于 BPSO 的特征选择结果

本文所使用的数据来源于德国奥森堡大学的多媒体与信号处理实验室<sup>[10]</sup>。这些数据采自一个人在四种不同情感状态(Joy、Anger、Sadness、Pleasure)下分别对应的四种生理信号(SC、EMG、RSP、ECG)。计算出每种信号的各种统计值作为原始特征,如均值、中值、标准差、一阶差分、二阶差分、最小值、最大值、最小最大值比率等。皮电信号提取了21个特征,肌电信号提取了21个特征,呼吸信号提取了67个特征,心电信号提取了84个特征,共提取了193个特征。测量了四种情感状态对应的四种生理信号,即四个类别的数据,每个类别25个样本,总共有100个样本。

仿真实验中,做如下的参数设置:群体大小为30,学习因

子 $c1=c2=2$ , $w$ 取值为 $0.9 \sim 0.4$ ,线性递减。用 BPSO 方法进行特征选择,用最近邻法进行分类,四种情感的总体识别率达到85%。

表 1 四种情感的总体识别结果(运行 50 次)

特征/识别率	特征数量	最优特征子集数量	最好识别率	最差识别率	平均识别率
生理信号					
SC	21	4	47%	40%	45.88%
EMG	21	4	68%	66%	67.72%
RSP	67	5	73%	67%	69.86%
ECG	84	8	67%	57%	62.94%
SC,EMG,RSP,ECG	193	8	85%	62%	70.10%

从表 1 可以看出,用单一生理信号识别四种情感状态时,RSP 的识别效果最好,SC 的识别效果最差;用四种生理信号来识别四种情感时,总体识别率最高达到85%,得到八个特征的组合:肌电信号的一阶差分和二阶差分的最小比率、呼吸信号的最大值比率、呼吸信号一阶差分的最大值比率、呼吸信号脉冲的中值、呼吸信号二阶差分的最小比率、呼吸信号幅度的二阶差分的最小比率以及皮电信号的均值;平均识别率是程序连续运行50次的平均结果,四种生理信号识别四种情感的平均识别率较差,这是因为 PSO 算法易陷入局部极小点,下一步的工作将放在增强算法的鲁棒性上,以期能提高识别率。

表 2 单一情感的识别结果

生理信号	Joy	Anger	Sadness	Pleasure	average
SC	72%	56%	56%	36%	55%
EMG	72%	80%	76%	64%	73%
RSP	68%	100%	80%	64%	78%
ECG	88%	72%	84%	68%	78%
SC,EMG,RSP,ECG	88%	100%	84%	80%	88%

从表 2 可以看出,当用单一生理信号识别单一情感时,ECG 对 Joy、Sadness、Pleasure 的识别效果较好,RSP 对 Anger 的识别效果最好;表中最后一行是用四种生理信号识别单一情感的结果;average 表示四种情感的平均识别率。

该实验结果表明,可以将 BPSO 方法用于情感生理信号的特征选择。

**结论** 生理信号的特征选择是一个组合优化问题。本文介绍了一种新的智能优化算法——BPSO 算法,应用在生理信号的特征选择中,用最近邻法对四种情感状态进行分类。仿真结果表明,将 BPSO 算法用于生理信号的特征选择是可行的。但 BPSO 方法易陷入局部极小点,不易求出最优特征组合。所以,进一步的工作将放在以下两个方面:(1)将 BPSO 方法与计算智能的其它方法结合起来,增强该方法的鲁棒性;(2)将用 BPSO 方法进行特征选择的结果与传统方法的结果进行比较,以体现该方法的优越性。

## 参 考 文 献

- Picard R W, Healey J. Affective wearable. In: Proceedings of the First International Symposium on Wearable Computers, Cambridge, MA, Oct. 1997
- Healey J A. Wearable and Automotive Systems for Affect Recognition from Physiology: [PhD thesis]. Cambridge, MA: MIT, May 2000

(下转第 154 页)

KNN 分类器的计算量。

#### 4 实验结果的分析 and 比较

实验过程中使用类似 tfidf 方法来计算概念  $c$  的频度。把原先考虑的特征项  $t$  出现次数改为概念  $c$  的出现次数。概念  $c$  在文本  $d$  中的频度计算公式如下：

$$tfidf(d, c) = \log(lf(d, c) + 1) * \log\left(\frac{|D|}{df(c)}\right)$$

一文本  $\bar{d}$  的特征概念向量(CF)表示为

$$\bar{d} = (cf_1, cf_2, cf_3, \dots, cf_n) \quad (cf_i = tfidf(d, c_i))$$

我们从医学数据库(PUBMED)中选取了 5 份杂志的内容作为实验的训练样本和测试样本(如表 1)。从表 1 中可以看出这些样本的主题是相互独立的。从每份杂志中分别选取了 125 篇论文(包括论文的标题和摘要),其中 100 篇作为训练文本,25 篇作为测试文本。对所有类别中的测试文本和训练文本都已经过人工标定类别,以数字形式表示各文本,所有文本均进行了预处理包括去除停用词和提取词干。实验中采用 KNN 分类器来评估文中提出的特征概念选取方法的效果。将未进行映射的一般特征向量同概念特征向量进行比较。具体比较结果如表 2。实验中采用的评价参数如下：

$$\text{每个分类的准确率} = \frac{\text{该分类的正确文本数}}{\text{该分类的实际文本数}}$$

$$\text{总分类的准确率} = \frac{\text{分类的正确文本总数}}{\text{分类的实际文本总数}}$$

表 1 训练文本数据和测试文本数据描述

杂志名称	类别名称	出版年份
RNA	RNA	2006
Genetics	Genetics	2006
Texas Heart Institute Journal	Heart	2005 2006
Clinical Microbiology Reviews	Microbiology	2002 2003 2004 2005 2006
Epilepsy Currents	Epilepsy	2004 2005 2006 2007

表 2 训练样本的分类准确率

类别名称	一般特征向量	概念特征向量
RNA	64%	88%
Heart	44%	80%
Genetics	56%	92%
Microbiology	68%	76%
Epilepsy	76%	68%
总分类的准确率	61.6%	80.8%

表 2 列出了使用一般特征向量和使用概念特征向量时, KNN 分类器的分类准确率。可以看出在五类文本集中,大部分文本集的概念特征向量相对于一般特征向量得到的分类准

准确率更高些,其中 Epilepsy 类别的分类准确率反而有所下降。主要是由于该类别对应的概念集合中的概念数量相对较少, KNN 分类器在进行概念频度选取时得到的该类别概念较少。表 3 列出了训练样本数量不同时得到的特征词个数,可以看出通过 TTCmap 算法得到的概念数量明显低于特征项的数量。这反映了采用该映射算法能够达到降低向量空间维度的目的。

**结论和今后的研究工作** 以上实验结果表明:基于一般特征向量的文本表示法存在大量的无意义词项,在训练文本集合小时,分类精度不高。本文提出的基于本体的概念特征向量的文本表示方法,通过把词项映射到概念并进行词频到概念频度的转换计算,得到的概念特征向量能够有效提高训练文本集合很小时 KNN 分类器的分类精度。此外,由于本体中的概念数量有限,可以预见当训练文本集合很大时,词项数目有上万,如果采用把本体中的概念代替词项,则可以用有限的概念来表示训练文本集,达到降维的目的。

表 3 有关训练文本数据的统计信息

训练样本大小	特征词	概念
750	5867	1530
600	3895	1271
500	3211	1063
300	2426	985

然而,我们考虑到本文的文本范围与某专业领域相关,领域中各分支之间的本体概念是否会出现重叠现象,即多学科交叉的情况。这种情况的出现是否会对从特征项映射到概念的过程产生一定的影响。这将是我们的未来的研究工作。

#### 参 考 文 献

- 1 Fox C. Lexical Analysis and Stoplists. In Information Retrieval; Data Structure & Algorithms. In: Frakes W B, Baeza-Yates R, eds. P T R Prentice Hall, 1992. 102~130
- 2 Frakes W B. Stemming Algorithms. In Information Retrieval; Data Structure & Algorithms. In: Frakes W B, Baeza-Yates R, eds. T P R Prentice Hall, 1992. 131~160
- 3 Hotho A, Staab S, Maedche A. Ontology-based Text Clustering. IJCAI'01-Workshop Text Learning; Beyond Supervision. Seattle, USA, 2001
- 4 Bill b, McKay R, Abbass H A, Michael B. A Comparative Study for Domain Ontology Guided Feature Extraction. In: Proc. of The Twenty-Fifth Australian Computer Science Conference. Conferences in Research and Practice in Information Technology, 2003, 16
- 5 Hotho A, Staab S, Stumme G. Wordnet improves Text Document Clustering In: Proc. of the SIGIR 2003 Semantic Web Workshop, 2003
- 6 Zhang Kai, Sun Jian, Wang Bin. A Wordnet-based Approach to Feature Selection in Text Categorization Intelligent information processing II table of contents, 2004
- 7 Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm. In: Proc. of the 1997 Conf on Systems, Man, and Cybernetics. Piscataway: IEEE Press, 1997. 4104 ~ 4108
- 8 Mohan C K, Al-kazemi B. Discrete Particle Swarm Optimization. In: Proc. Workshop on Particle Swarm Optimization, Indianapolis, Purdue School of Engineering and Technology. IUPUI, 2001
- 9 Shi Y, Eberhart R C. A modified swarm optimizer. In: IEEE International Conference of Evolutionary Computation. Alaska: Anchorage, IEEE Press, May 1998
- 10 [http://mm-werkstatt.informatik.uni-augsburg.de/team\\_details.php?id=32](http://mm-werkstatt.informatik.uni-augsburg.de/team_details.php?id=32)

(上接第 138 页)

- 3 Picard R W, Vyzas E, Healey J. Toward Machine Emotional Intelligence: Analysis of Affective Physiological State. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(10) 1175~1191
- 4 Wagner J, Kim J, André E. From Physiological Signals to Emotions: Implementing and Comparing Selected Methods for Feature Extraction and Classification. In: IEEE International Conference on Multimedia & Expo (ICME 2005), 2005
- 5 边肇祺, 张学工. 模式识别. 第二版. 北京: 清华大学出版社, 2000
- 6 Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization. Proceedings of 1995 IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, 4: 1942~1948