

基于进化策略的生理信号情感识别

郝敏, 刘光远, 温万惠

(西南大学 电子信息工程学院, 重庆 400715)

摘要:针对生理信号的情感识别问题,采用进化策略方法对生理信号进行特征选择,利用智能优化算法的计算复杂度低和收敛速度快等特点,并结合使用近邻法进行分类,有效地解决了生理信号特征组合优化问题,筛选出一定的特征子集来表示相应的人类情感状态.实验仿真表明,该方法可以得到有效的特征组合来进行生理信号的情感状态识别.

关键词:进化策略;情感识别;生理信号;特征选择

中图分类号:TP391.6 **文献标识码:**A **文章编号:**1673-4785(2009)04-0352-05

Recognition of emotion in physiological signals using evolutionary strategies

HAO Min, LIU Guang-yuan, WEN Wan-hui

(School of Electronic and Information Engineering, Southwest University, Chongqing 400715, China)

Abstract: A novel method was developed to perform feature selection in order to recognize emotion in physiological signals. By combining the near neighbor classifier and the intelligent optimization algorithm, combinatorial optimization problems in physiological signals can be effectively solved and a series of important features can be selected that represent a human's emotional status. Simulations showed that it effectively uses features so extracted from experimental data for recognition of emotional states.

Keywords: evolution strategies; emotion recognition; physiological signals; feature selection

计算机情感识别正逐步成为人机交互领域研究的热点和发展方向,越来越受到研究者的重视,是今后人机情感交流必不可少的环节,也是当今计算机科学界研究的热点.情感识别研究主要包括情感特征分析、肢体情感识别、面部情感识别和语音情感识别等.由于目前所研究的诸如面部识别、语音识别等有时候无法真正反映人类的真实情感状态,因而也就无法从生理实质上反映人类的情感状态.而通过分析生理信号,就可以识别出内在的情感和情绪变化.基于这个思想,采用生理信号^[1]作为研究对象来分析情感识别.生理信号通过特殊的测量仪器测量,并且是以一种舒服的、非侵入式与身体良好接

触,因而能采集到比较理想的符合真实环境的生理数据.美国 MIT 媒体实验室情感计算研究小组的 Picard 教授及其合作者率先从生理信号中提取特征来进行情感状态识别方面的研究,相继的其他国家与学者也在这一方面给予了极大的重视^[2],并开始了积极的研究.

Picard^[3]通过分析肌电、皮肤电反应、呼吸作用和血容量搏动 4 种生理信号,提取 24 种统计特征后,采用 SFFS^[3,4]和 Fisher^[3]方法进行特征选择,对 4 种情感的识别率达到 70% 以上.相应地,统计特征增加到 40 个,其识别率达到了 80% 以上.而文献[3,5]也比较了不同的特征选择方法与分类器相结合应用于情感状态识别的结果.

上述方法普遍存在着计算复杂度较高的问题,而且当搜索空间很大时,很难保证得到最优解,计算复杂度也呈指数级增长.而计算智能优化算法^[6]用于特

收稿日期:2008-06-30.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60873143);西南大学国家重点学科基础心理学科基金资助项目(NKSF07003);重庆市科委自然科学基金资助项目(2006BB2328).

通信作者:郝敏. E-mail: woshihaomin@126.com.

征选择不仅计算复杂度低而且速度快效果好. 因此, 本文提出了基于进化策略(evolution strategies)^[7]的情感生理信号特征选择方法,并用近邻法进行分类,从而获得有效的特征组合. 实验仿真表明,基于进化策略的情感生理信号特征选择方法可以得到有效的特征组合来进行生理信号的情感状态识别.

1 进化策略

1.1 进化策略(ES)基本原理

进化策略(evolutionary strategies, ES)由德国柏林工业大学的 I. Rechenberg 等人于 1964 年提出,是一类模仿自然进化原理以求解参数优化问题的算法. 在求解流体动力学柔性弯曲管的形状优化问题时,用传统的方法很难优化设计中描述物体形状的参数,从而利用生物变异的思想来随机地改变参数值并获得了较好的效果. 随后,他们便对这种方法进行了深入的研究和发展,形成了进化计算的另一个分支——进化策略.

1.1.1 个体表示方法

在进化策略中,组成进化群体的每一个体都由 2 部分组成,其中一部分可以取连续向量 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^n$,另一部分是一个小扰动量. 这个扰动量是由步长 $\sigma \in \mathbf{R}^n$ (正态分布的标准方差)和回转角 $\alpha \in \mathbf{R}^{(n-1)/2}$ (正态分布的协方差)所组成,可以用来调整对个体进行变异操作时变量的大小和方向. 群体中的每一个体 \mathbf{V} 可表示为

$$\mathbf{V} = (\mathbf{X}, \sigma, \alpha), \mathbf{V} \in \mathbf{R}^{n+n(n+1)/2}.$$

一般情况下可以不考虑回转角,则有

$$\mathbf{V} = (\mathbf{X}, \sigma), \mathbf{V} \in \mathbf{R}^{2n}.$$

文中个体编码方式采用实数制,个体串的每一位对应相应次序的特征,在特征筛选时对其进行空间映射成二进制形式,用“1”来表示对应特征项的选用.

1.1.2 交叉重组算子

假设 $\mathbf{V}_a = (\mathbf{X}_a, \sigma_a)$, $\mathbf{V}_b = (\mathbf{X}_b, \sigma_b)$ 为群体中随机配对的 2 个父代个体,则这 2 个个体进行交叉重组操作后产生一个新的子代个体 $\mathbf{V}' = (\mathbf{X}', \sigma')$,交叉重组操作若采用加权重组方式,则新个体为

$$\mathbf{V}' = \mathbf{V}_a + \theta(\mathbf{V}_b - \mathbf{V}_a). \quad (1)$$

式中: θ 为 $[0, 1]$ 范围内的均匀分布的随机数.

此外,重组还有无重组、直接重组、全局直接重

组、算术平均重组、加权平均重组、全局算术平均重组和全局加权平均重组这几种形式. 文中采用加权重组方式,其具体形式如式(1)所述.

1.1.3 变异算子

在进化策略中,变异操作是产生新个体的主要方法. 个体 $\mathbf{V} = (\mathbf{X}, \sigma)$ 经过变异运算后,得到一个新的个体 $\mathbf{V}' = (\mathbf{X}', \sigma')$,则新个体的组成元素为

$$\sigma'_i = \sigma_i \exp[\tau \cdot N(0, 1) + \tau' \cdot N_i(0, 1)], i = 1, 2, \dots, n,$$

$$\mathbf{X}'_i = \mathbf{X}_i + N(0, \sigma'_i), i = 1, 2, \dots, n.$$

式中: $N(0, \sigma)$ 表示均值为 0, 方差为 σ 的正态分布随机变量^[8]; τ 和 τ' 是算子集参数,分别表示变异运算时的整体步长和个体步长^[8], $\tau = 1/\sqrt{2n}$, $\tau' = 1/\sqrt{2\sqrt{n}}$.

1.1.4 选择算子

在进化策略中,选择操作是按确定的方式进行的,目前所使用的选择操作主要有两大类: $(u + \lambda)$ -ES 模式和 (u, λ) -ES 模式. (u, λ) -ES 选择模式是从 λ 个父代个体中选择出 u ($1 \leq u \leq \lambda$) 个适应度高的个体,将它们保留到子代群体中. $(u + \lambda)$ -ES 选择模式将 u 个父代个体和其所产生的 λ 个子代个体组成 $u + \lambda$ 个个体并集,从中选取 u 个适应度高的个体,将它们保留到子代群体中. 文中采用 $(u + \lambda)$ -ES 选择模式,并且令 $\lambda = 7u$.

1.2 进化策略算法改进

1.2.1 变异算子改进

在进化策略中,变异算子作为主要算子起着相当大的作用,直接影响着进化策略的收敛速度. 文中主要从变异这一方面进行改进,在原来高斯变异算子^[8]的基础上引入一种新的变异算子——柯西变异算子^[9-10],即基于柯西分布产生随机数的变异算子.

定义 1 柯西(Cauchy)分布

一维柯西密度函数集中在原点附近,其定义为

$$f(x) = \frac{1}{\pi} \frac{t}{t^2 + x^2}, -\infty < x < \infty.$$

式中: $t > 0$ 为比例参数,相应的分布函数定义为

$$F(x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \arctan\left(\frac{x}{t}\right).$$

密度函数 $f(x)$ 类似于高斯密度函数,其差异主要表现在:柯西分布在垂直方向略小于高斯分布,而柯西分布在水平方向上越接近水平轴,变得越缓慢,

因此柯西分布可以看作是无限的. 柯西变异算子、高斯变异算子与平均变异算子的不同之处在于: 柯西变异算子适合全局搜索, 高斯变异算子更适合局部搜索, 而平均变异算子^[11]的优势在于可以在更大的迭代过程中跳出局部最优, 保证全局收敛.

文中在运用变异算子时, 采用以下变异策略:

- 1) 对每代种群中的较优个体进行高斯变异;
- 2) 对每代种群中的较差个体进行柯西变异;
- 3) 而对每代种群的中间个体进行平均变异.

1.2.2 降维策略改进

随着计算机技术的发展, 如何从众多冗余的信息数据中提取出有效的信息量成为当前研究热点. 再则大量的数据含有噪声, 这些会大大地降低数据分类的精度, 而且通常情况下数据都是高维的. 传统的诸如 Fisher 和 K-L 方法无法处理这些冗余且参杂着噪声的数据.

因此, 文中除了在选取适应度函数时综合考虑识别率与特征维数之外, 还引进了另一种有效的降维策略, 首先引入特征量系数这个概念.

假设样本个体的特征编码为 X ,

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_n].$$

因此, 为了很好地体现出每个特征参数与进化过程的敏感程度, 定义一个特征量系数.

$$W = [w, w_2, \dots, w_n].$$

通过这个变换后得到的个体的新特征向量为 $[W \cdot X]$.

其中系数的选取可以是二进制编码, 也可以是实数编码.

文中在进化前期采用二进制编码大幅度降维, 然后到后期时运用实数编码对某些特征进行具体放大.

2 特征选择试验结果与分析

文中所使用的数据均来自德国奥森堡大学多媒体与信号处理实验室^[12], 数据是单个被试者在听不同情感类型歌曲时测量的, 以激发被试者在 4 种情感状态 (JOY、ANGERr、SADNESS、PLEASURE) 下的 4 种生理信号 (EMG、SC、ECG、RSP), 测试周期为 25 天, 共 100 个样本, 提取出 193 种统计特征来描述生理信号的变化. 其中, 皮电信号 (SC) 提取了 21 个特征, 呼吸信号 (RSP) 提取了 67 个特征, 肌电信号 (EMG) 提取了 21 个特征, 心电信号 (ECG) 提取了 84 个特征.

在实验时, 选取 KNN 的邻近个数为 3 个, 补始种群为 20, 最大迭代次数为 1000 次, 重组概率 $Pr = 0.8$, 变异采取单点变异, 该算法已用 VC++ 实现, 并编译通过.

表 1~3 是用基于柯西分布的改进进化策略方法 (IES) 和蚁群优化算法^[13] (ant colony optimization, ACO) 进行实验仿真 50 次后的对比统计分析结果.

表 1 识别 4 种情感状态

Table 1 Recognition of 4 emotions

生理信号	原始特征数	最优子集特征数		最好识别率/%		平均识别率/%	
		IES	ACO	IES	ACO	IES	ACO
SC	21	2	6	50	49	49.6	46.3
RSP	67	3	10	73	70	72.9	66.9
EMG	21	6	8	76	76	73.1	72.9
ECG	84	2	16	70	63	68.5	62.3
ALL *	193	5	22	85	82	81.3	80.7

注: ALL *: SC、RSP、EMG、ECG

由表 1 可以看出在识别 4 种情感状态时, IES 在特征解空间很小时与 ACO 相比, 其最好识别率和平均识别率没有明显的提高, 但是却更能较好地优化特征子集, 选择出更能代表情感状态的子集出来; 而在特征解空间足够大时, 其优越性得到了明显的

体现, 识别率和特征子集个数较 ACO 都有了很大的提升, 可以利用较少的特征维数来识别出 4 种情感状态, 达到较好的效果. 其中最好识别率可以达到 85%, SC、RSP、EMG、ECG、ALL 选择到的最优子集特征数分别为 2、3、6、2、5.

表 2 识别单一情感
Table 2 Recognition of single emotion

生理状态	生理信号	原始特征数	最优子集特征数		最好识别率/%		平均识别率/%	
			IES	ACO	IES	ACO	IES	ACO
JOY	SC	21	3	4	88	88	87.01	86.70
	RSP	67	2	13	86	83	86.00	79.50
	EMG	21	2	4	90	90	90.00	89.30
	ECG	84	3	16	94	92	93.52	91.40
	ALL *	193	2	22	94	92	93.98	90.30
ANGER	SC	21	2	5	82	82	82.00	80.90
	RSP	67	2	9	100	100	100.00	99.80
	EMG	21	3	3	91	91	91.00	89.50
	ECG	84	2	17	82	80	82.00	78.70
	ALL *	193	2	20	100	90	100.00	85.20
SADNESS	SC	21	4	6	83	83	81.50	80.50
	RSP	67	5	9	90	87	88.20	85.80
	EMG	21	5	5	91	91	89.48	89.00
	ECG	84	2	16	92	90	90.74	87.60
	ALL *	193	2	22	92	87	91.53	84.60
PLEASURE	SC	21	3	4	79	77	77.80	76.70
	RSP	67	3	10	85	80	84.40	78.60
	EMG	21	5	4	89	88	87.21	86.70
	ECG	84	4	12	87	79	84.93	78.70
	ALL *	193	4	21	88	82	85.62	78.30

注:ALL * :SC、RSP、EMG、ECG

由表 2 可以看出,在识别单一情感状态时,IES 可以保证收敛到 ACO 情况下的全局最优解,其得到的最好识别率比 ACO 有了很明显的提高,且特征选择出来的特征子集也得到了很好的优化.这点可以从表 2 中得到明显的说明,也说明 IES 在寻优能力上更胜一筹.另外从表 2 所给的数据统计分析可知,IES 算法在识别单一情感状态时,其平均识别率比 ACO 要高出很多,也从另一方面验证了 IES 收敛效果好,寻优能力强.而且 IES 的平均识别率都达到了 80% 以上,其中 JOY 的最好识别率达到 94%, ANGER 的最好识别率达到 100%, SADNESS 和 PLEASURE 的最好识别率也分别达到了 92% 和 89%,并且其各自选择的最优子集特征数也较理想,

例如:JOY 状态下 SC、RSP、EMG、ECG、ALL 选择到的最优子集特征数分别为 3、2、2、3、2.同 ACO 相比而言,IES 在选择特征数降维方面效果要明显得多,可以达到比较理想的去噪效果,也宜于跳出局部极点,易于搜索到全局最优,得到较好的识别效果.

表 3 识别情感唤起度和效价
Table 3 Recognition of arousal and valence %

	最好识别率	最差识别率	平均识别率
唤起度	100	96	97.2
效价	91	85	89.7

由表 3 可以看出唤起度比效价容易识别,其中唤起度的最好识别率可以达到 100%,效价的最好识别率达到了 91%.

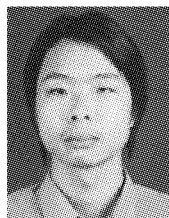
3 结束语

文中介绍了将进化策略用于识别生理信号情感的方法,对原始特征值进行进化选择,得到有效特征组合,并用近邻法评价其分类效果,实验表明4种生理信号识别情感状态均达到了较好的效果,也表明进化策略用于情感识别是可行的.鉴于进化策略捕捉全局最优解能力的不足,下一步的工作将考虑与其他计算智能算法或各种优化策略结合起来提高算法的鲁棒性,通过分析和比较与传统方法的优越性,以期达到更好的效果.

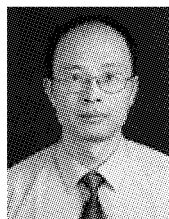
参考文献:

- [1] PICARD R W, VYZAS E, HEALEY J. Affective wearable [C]//Proceedings of the First International Symposium on Wearable Computers. Cambridge, USA, 1997:123-128.
- [2] HAAG A, GORONZY S, SCHAICH P, WILLAMS J. Emotion recognition using bio-sensors: first step towards an automatic system[C]//Affective Dialogue System, Tutorial and Research Workshop. Kloster Irsee, Germany, 2004:36-48.
- [3] PICARD R W, VYZAS E, HEALEY J. Toward machine emotional intelligence: analysis of affective physiological state [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(10):1175-1191.
- [4] PUDIL P, NOVOCÍJÓVÁ, KITTLER J. Floating search methods in feature selection[C]//Pattern Recognition Letters. New York, USA, 1994:1119-1125.
- [5] WAGNER J, KIM J, ANDRÉ E. From physiological signals to emotions: implementing and comparing selected methods for feature extraction and classification[C]//IEEE International Conference on Multimedia & Expo (ICME 2005). Amsterdam, The Netherlands, 2005:940-943.
- [6] 邢文训, 谢金星. 现代优化计算方法[M]. 北京:清华大学出版社, 2005:51-68.
- [7] DARRELL W. An overview of evolutionary algorithms: practical issues and common pitfalls[J]. Information and Software Technology, 2001, 43(14):817-831.
- [8] SCHWEFEL H P. Numerical optimization of computer models[M]. New York: John Wiley & Sons, 1981:235-237.
- [9] YAO X, LIU Y. Fast evolutionary programming[C]//Proceedings of the Fifth International Conference on Evolutionary Computation. Cambridge, USA: The MIT Press, 1996: 441-450.
- [10] SHAFFER J D, MORISHIMA A. An adaptive crossover distribution mechanism for genetic algorithms[C]//Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithm (ICGA2). Hillsdale, USA: Lawrence Erlbaum Associates, 1987:36-40.
- [11] GEHLHAAR D K, FOGEL D B. Two new mutation operators for enhanced search optimization in evolutionary programming[C]//The Proceedings of SPIE San Jose, USA, 1997:260-269.
- [12] http://mm-werkstatt.informatik.uni-augsburg.de/project_details.php?id=33.
- [13] ALBERTO C, MANIEZZO D. Distributed optimization by ant colonies[C]//Proc of the First European Conf on Artificial Life. Paris: Elsevier Publishing, 1991:134-142.

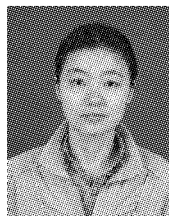
作者简介:



郝敏,男,1983年生,硕士研究生,主要研究方向为智能信息处理与情感计算.发表学术论文3篇,其中被EI收录2篇.



刘光远,男,教授,博士,重庆市人工智能学会常务理事、重庆市教授级咨询专家、西南大学信号与信息处理研究所所长.主要研究方向为神经网络、计算智能、情感计算等.主持并参与国家与省部级项目十余项,在国内外发表学术论文60余篇,其中近30篇被SCI、EI和ISTP收录.



温万惠,女,1981年生,博士研究生,讲师,主要研究方向为计算智能、情感计算.参与国家与省部级项目3项,在国内外发表学术论文10余篇,其中2篇被SCI、EI收录.