量子粒子群和相关性分析在心电特征选择中的应用

曹 军[1] 刘光远[1] 赖祥伟[2]
(西南大学电子信息工程学院 重庆 400715)[1] (西南大学计算机与信息科学学院 重庆 400715)[2]

摘 要 针对心电(ECG)信号情感识别中特征选择的问题,首先运用相关性分析方法,去除原始特征集中的高相关度特征,实现原始特征集的降维;其次,为了在降维后的特征空间中进行有效的特征选择,提出了一种改进的二进制量子粒子群算法(SBQPSO)。实验结果表明,基于本算法结合 Fisher 分类器建立的 ECG 信号情感识别系统能够对高兴、惊奇、厌恶、悲伤、愤怒和恐惧 6 种情感达到良好的识别效果。

关键词 特征选择,相关性分析,二进制量子粒子群算法,情感识别
中图法分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Application of QPSO Algorithm and Correlation Analysis in Feature Selection from ECG Signal

CAO Jun[1] LIU Guang-yuan[1] LAI Xiang-wei[2]
(School of Electronic and Information Engineering, Southwest University, Chongqing 400715, China)[1]
(School of Computer and Information Science, Southwest University, Chongqing 400715, China)[2]

Abstract This paper discussed the feature selection from ECG signal in affective recognition. At first, the original features with high correlation were deleted to reduce dimensionality of original feature set by correlation analysis. And then, an improved quantum-behaved particle swarm optimization with binary encoding algorithm was proposed to achieve effective feature selection in the feature space with reduced dimension. The experimental results shows that the affective recognition system based on this algorithm and fisher classifier recognize the anger, disgust, fear, grief, joy and surprise successfully.

Keywords Feature selection, Correlation analysis, BQPSO algorithm, Affective recognition

1 引言

情感识别是情感计算的一个关键问题,主要包括肢体情感识别、面部表情情感识别和语音情感识别、语义情感识别和生理信号情感识别等方面。生理信号是伴随着人的情感变化由人体内部器官产生的一种生物电信号,不受人的主观控制,相比表情、姿势、语音等更能客观真实地反映人的情感状态。

心电(ECG)信号是最重要的生理信号之一。Picard 等人率先从 ECG 信号中提取出特征进行情感识别[1-3]。其研究结果表明,ECG 信号能够体现情感状态的变化,从中提取的特征能够反映情感状态的差异。

从 ECG 信号中提取原始特征集时,很难确定提取的特征是否包含足够的能区分各种情感的信息,为了提高分类情感的能力,一般都是最大限度地提取特征信息,这使得原始特征集维数很大,并且包含大量相关或冗余的特征,加大了特征选择的难度。

为了有效地选择 ECG 信号的情感特征,本文中采用两个步骤:①分析原始特征之间的相关性,剔除相关度高的特征,使入选的特征之间相关性变小,降低原始特征集的维数;②结合改进的离散二进制量子粒子群算法(SBQPSO)与 Fisher 分类器在相关性降维后的特征空间中进一步搜索,选出最优特征子集。

2 ECG 信号特征提取

通过对 400 个大学生进行合理的情感诱发实验,分别采集 Anger(愤怒)、Disgust(厌恶)、Fear(恐惧)、Grief(悲伤)、Joy(高兴)、Surprise(惊奇)、Calm(平静)等 7 种情感状态下的 ECG 信号,从中选取情感诱发最有效的数据作为样本集。

ECG 信号是非稳态的微弱信号,其频带范围在 0.05～100Hz[4]。由于采集到的信号中会有基线漂移、工频干扰等噪声,使得信号的信噪比下降,因此在提取特征之前,需要对信号进行去噪处理。本文采用小波变换(CWT)的方法[5],对采集到的 ECG 信号进行分解,准确定位 P-QRS-T 波。

准确定位 P-QRS-T 波后,从中提取可能反映情感变化的 111 个特征,构成原始特征集合,包括 P、Q、R、S 和 T 波峰值,P、QRS、T 波、心率变异性的最大值、最小值、均值、中值、标准

到稿日期:2011-04-20 返修日期:2011-07-11 本文受国家自然科学基金(60873143),国家重点学科基础心理学科研基金(NKFS07003),中央高校基本科研业务费专项资金(XDJK2009B008)资助。

曹 军(1986—),男,硕士生,主要研究方向为智能信息处理与情感计算,E-mail:caojun2005@163.com;刘光远(1961—),男,博士,教授,主要研究方向为计算智能与情感计算;赖祥伟(1978—),男,博士,副教授,主要研究方向为软件测试、情感计算。

差，相邻 P、Q、R、S、T 波间隔，P-Q、Q-S、S-T 间隔，心率变异性的功率谱等。

为尽量避免个体差异性带来的影响，各种情感状态下的特征值均用 Calm 状态下相应的特征值进行归一化处理。

3 特征相关性分析

Cheng，Zhang 和 Yang 讨论了最佳鉴别矢量的维数与分类能力的关系[6]，证明在原特征集合中增加或者删除相关特征并不改变最优特征子集的分类能力。

相关性分析步骤如下：

Step1 计算特征在各个情感状态下的适应度函数值，结合 Fisher 分类器，逐个度量单个特征的分类能力。

Step2 按照式(1)和式(2)计算特征之间的线性相关系数：

$$S_{ij}=\frac{1}{K-1}\sum_{L=1}^{K}(x_i^L-\frac{1}{K}\sum_{L=1}^{K}x_i^L)(x_j^L-\frac{1}{K}\sum_{L=1}^{K}x_i^L) \tag{1}$$

$$r_{ij}=\frac{S_{ij}}{\sqrt{S_{ii}\cdot S_{jj}}} \tag{2}$$

式(1)中，x_i^L 表示特征集中第 L 个样本的第 i 个特征值，K 为样本总数；式(2)中，r_{ij} 表示第 i 个特征和第 j 个特征间的线性相关系数，当 $i=j$ 时，$r_{ij}=1$，为自相关系数。

Step3 设置门限值 $\delta(0\leqslant\delta\leqslant1)$。当原始特征之间的相关系数 $r_{ij}>\delta$ 时，参照 Step1 的结果，保留最优的特征，其余剔除，将保留下来的特征构成一个降维后的特征子集。本文设置 $\delta=0.95$。

相关性分析降维后的结果如表 1 所列。

表 1 相关性降维后的特征子集维数

目标情感	降维后的特征子集维数
Anger	67
Disgust	65
Fear	67
Grief	68
Joy	65
Surprise	65

4 基于改进的离散二进制量子粒子群算法(SBQPSO)的特征选择

4.1 改进的离散二进制量子粒子群算法(SBQPSO)

Sun 等人[7]在粒子群算法的基础上，建立了基于量子 δ 势阱的粒子群模型，提出了具有量子行为的粒子群优化(Quantum-behaved Particle Swarm Optimization，QPSO)算法。针对离散空间的优化问题，文献[8]提出了二进制量子粒子群算法(BQPSO)。

在 BQPSO 算法的收敛过程中，粒子总是对种群最好位置 G 进行追逐，种群的多样性会很快降低，导致粒子易陷入局部最优解，产生早熟收敛。为了增强粒子群的全局搜索能力，本文提出一种改进算法，简称为 SBQPSO 算法。在 SBQPSO 算法中，将粒子的吸引子 p_i 重新定义为由粒子个体最好位置 P_i 和某个随机选出来的其它粒子的个体最好位置 P_k 决定，且适应度函数值 $F(P_k)>F(P_i)$；对于无法找到 $F(P_k)>F(P_i)$ 的粒子，则其吸引子 p_i 仍由粒子个体最好位置 P_i 和群体全局最好位置 G 决定。SQBPSO 算法步骤描述如下：

Step1 初始化粒子的位置 X_i 和个体最好位置 P_i，且 $P_i=X_i$。

定义粒子的位置为一个二进制串，两个位置向量 X_1 和 X_2 的距离为两个二进制串之间的的海明距离：

$$|X_1-X_2|=d_H(X_1,X_2) \tag{3}$$

海明距离定义为 X_1 和 X_2 两个二进制串中对应位不相同的个数。

Step2 计算粒子群的平均最好位置 C。

粒子群的平均最好位置 C 定义为一个二进制串，取值由群体中所有粒子共同决定。如果群体中第 j 位为 1 的粒子比为 0 的粒子多，则 C 的第 j 位为 1；如果群体中第 j 位为 0 的粒子比为 1 的粒子多，则 C 的第 j 位为 0；如果群体中第 j 位为 0 的粒子和为 1 的粒子一样多，则 C 的第 j 位等概率地取 0 或者 1。

Step3 计算粒子当前的适应度函数值 $F(X_i)$，如果 $F(X_i)$ 优于 $F(P_i)$，则更新粒子的个体最好位置，即 $P_i=X_i$。

Step4 计算当代粒子群的全局最好位置 G'，并与粒子群的当前全局最好位置 G 比较。若 G' 优于 G，则更新粒子群的当前全局最好位置 G，即 $G=G'$。

Step5 计算粒子的局部吸引子 p_i。

Step6 根据式(4)、式(5)计算粒子的变异概率 P_m。

$$b=\alpha*d_H[X_{i,j}-C_j]*\ln[1/u] \tag{4}$$

式中，α 为收缩扩张系数，用于控制粒子收敛或者发散，调节 α 值能够控制粒子的收敛速度。u 为(0,1)间的随机数。

将 b 看成 $X_{i,j}$ 中每一位的变异概率 P_m，当 $b\geqslant1$ 时，$P_m=b$；当 $b<1$ 时，$P_m=b$，即：

$$P_m=\begin{cases}1, & b\geqslant1\\ b, & 0<b<1\end{cases} \tag{5}$$

Step7 根据粒子的变异概率 P_m 更新粒子的位置。

对于粒子的位置 $X_{i,j}$ 中的每一个二进制位，如果随机数 $u<P_m$，那么该位的值进行取反操作实现变异，即该位是 1，则置该位为 0，反之该位为 0，则置该位为 1；如果随机数 $u\geqslant P_m$，则不进行变异操作。

Step8 重复 Step2－Step7，直到满足收敛条件或者达到最大迭代步数。

4.2 SBQPSO 算法性能测试

本文通过 De Jone 标准函数[9]对 BQPSO 和 SBQPSO 算法的性能进行测试比较。BQPSO、SBQPSO1 和 SBQPSO2 算法设置粒子种群规模 $\sigma=50$，最大迭代步数 $k=200$。其中 BQPSO 和 SBQPSO1 算法中收缩扩张因子设置 $\alpha=0.6$，SBQPSO2 算法中收缩扩张因子设置 $\alpha\in[1.0,0.5]$，且从 1.0 线性减小到 0.5。5 个测试函数均运行 50 次，结果如表 2 所列。算法的性能通过最好适应度值 BFV(best fitness value)的均值(Mean BFV)、标准差(St. Deviation)、最大 BFV 和最小 BFV 来衡量。

对于所有的测试函数，SBQPSO1 均能比 BQPSO 获得更好的平均值，且标准差更小。表明在同样的参数设置下，SBQPSO 算法有更好的全局搜索能力和稳定性。比较 SBQPSO1 和 SBQPSO2 的结果可知，SBQPSO2 算法比 SBQPSO1 算法能获得更好的平均值，且标准差更小。

表 2　De Jone 标准函数测试 BQPSO 和 SBQPSO 算法的结果

测试函数	最优值	算法	Mean BFV	St. Deviation	Max BFV	Min BFV
F1	78.6	BQPSO	78.595341	0.015815	78.6	78.496459
		SBQPSO1	78.599981	6.6e-005	78.6	78.599546
		SBQPSO2	78.599988	2.2e-005	78.6	78.599881
F2	3905.93	BQPSO	3905.846752	0.123855	3905.93	3905.496566
		SBQPSO1	3905.927891	0.012354	3905.93	3905.842381
		SBQPSO2	3905.929358	0.001194	3905.93	3905.923564
F3	55.0	BQPSO	52.2	1.428571	55	48
		SBQPSO1	54.72	0.496518	55	53
		SBQPSO2	54.74	0.443087	55	54
F4	1248.2	BQPSO	1239.234870	4.163124	1246.584117	1246.584117
		SBQPSO1	1247.824788	0.139864	1248.000499	1247.232527
		SBQPSO2	1247.861482	0.099753	1248.043338	1247.504108
F5	500.0	BQPSO	498.116271	2.323070	500	488.996421
		SBQPSO1	499.738472	0.499898	500	497.999721
		SBQPSO2	499.943810	0.141180	500	499.260984

4.3　二分类特征选择模型

对于 ECG 信号情感识别的二分类系统，分类后的样本放入集合 $M_l=\{\cdots,s_m,\cdots\}$ 和 $N_l=\{\cdots,s_k,\cdots\}$。集合 M_l 表示从数据集中识别出为目标情感 l 的样本，N_l 表示识别出为非 l 情感的样本。对于 Anger、Disgust、Fear、Grief、Joy、Surprise6 种情感，假设 l=Anger，则 $\bar{l}$=Disgust，Fear，Grief，Joy，Surprise，即如果样本被识别为 Anger 情感，则将其放入集合 M_l，否则放入集合 N_l。

衡量一个二分类系统识别能力，需要综合考虑目标情感样本的识别和非目标情感的识别，一般通过击中率(True Position Rate，TPR)和虚报率(False Position Rate，FPR)来评估[10]，定义如下：

$$TPR=\frac{\text{目标样本被正确识别的样本数}}{\text{目标总样本数}}*100\% \quad (6)$$

$$FPR=\frac{\text{非目标样本被识别为目标的样本数}}{\text{非目标总样本数}}*100\% \quad (7)$$

以 FPR 为横坐标、TPR 为纵坐标的，即为 ROC(Receiver Operating Characteristic)曲线，对角线 TPR=FPR 将 ROC 曲线分为两个区域。当 TPR>FPR，且距离对角线 TPR=FPR 越远，表示系统分类能力越好；当 TPR<FPR，且距离对角线 TPR=FPR 越远，表示系统分类能力越差。

4.4　适应度函数

二分类系统的分类能力可以用与最优系统(TPR=100%，FPR=0%)的距离来评价，目标函数如式(8)所示。目标函数值 f 越大，系统的分类能力越好。

$$f=\sqrt{TPR^2+(1-FPR)^2} \quad (8)$$

评价特征子集优劣时，需要考虑分类效果和维数。在分类效果相差不大的前提下，选择维数最小的特征子集。结合式(8)，本文将评价特征子集优劣的适应度函数定义为式(9)，N 为特征子集的维数，λ_1 和 λ_2 为偏重权值。适应度值越大，表明所选特征子集越好。本文中 $\lambda_1=100$，$\lambda_2=0.9$。

$$Fitness=\lambda_1*\sqrt{TPR^2+(1-FPR)^2}-\lambda_2*N \quad (9)$$

5　仿真实验与结果分析

5.1　实验设置

为了保证系统的推广性，本文把样本集分成 3 个部分：在样本集中随机选取 60%的样本作为训练集，用于训练分类器；在剩下的样本集里随机选取 50%的样本作为测试集，用于评价选出的特征子集的优劣；剩下的样本作为验证集，用于验证系统是否具有推广性。

算法设置如下：粒子种群规模 $\sigma=100$；收缩扩张因子 $\alpha\in[1.0,0.5]$，且从 1.0 线性减小到 0.5；最大迭代步数 $k=200$。

5.2　实验结果分析

最优特征子集为算法搜索过程中搜索到的具有最大适应度值的特征子集。结合 SBQPSO 算法与 Fisher 分类器进行特征选择，实验重复进行 50 次。分别以 Anger、Disgust、Fear、Grief、Joy 和 Surprise 为目标情感的二分类系统的情感识别结果如表 3 所列。表中 TPR 值、FPR 值和最优特征子集维数分别为 50 次实验的均值。

表 3　ECG 信号情感识别结果

情感	测试结果		验证结果		最优特征子集维数平均值
	TPR 平均值	FPR 平均值	TPR 平均值	FPR 平均值	
Anger	74.45%	38.89%	71.70%	44.54%	9
Disgust	90.90%	39.17%	84.57%	43.12%	10
Fear	77.32%	26.20%	68.44%	31.65%	8
Grief	78.76%	37.79%	65.56%	41.61%	9
Joy	75.82%	40.95%	68.44%	44.82%	11
Surprise	86.43%	44.88%	80.20%	49.14%	13

系统的 ROC 曲线如图 1 所示。从图 1 测试数据集 ROC 曲线中 6 个坐标点同对角线的距离可知，系统对于 6 种情感识别效果均比较好。其中 Disgust、Fear 情感的识别效果最好，其次分别是 Surprise、Grief、Anger、Joy 情感。

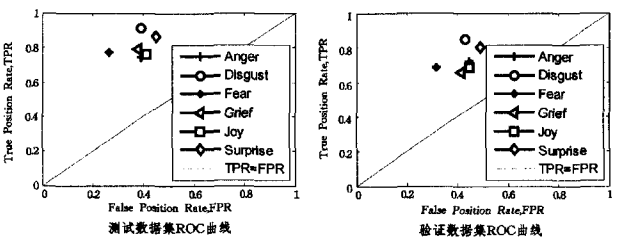

图 1　ECG 信号情感识别的 ROC 曲线图

对系统进行推广性验证，结果如图 1 中验证数据集 ROC 曲线所示。图中 6 个坐标点同对角线的距离表明，通过最优特征子集训练出来的系统具有很好的预测识别能力。表 4 列出了 50 次实验中适应度值最优的特征子集。特征书写方式为“变量名-统计量(频域特征名)”。ecgR 表示 ECG 信号的 R 波，ecgRampl 表示 R 波的幅度，ecgdiffRampl 表示相邻 R-R 波的幅度差值，ecgPQ 表示 PQ 波幅距，ecgRenegry 表示 R 波

(下转第 221 页)

puter Applications, 2005, 28(1): 1-18
[8] 於志勇,周兴社,王海鹏,等. 动态上下文知识的获取与共享[J]. 计算机科学,2009,36(9):218-223
[9] Biegel G, Cahill V. AFramework for Developing Mobile, Context Aware Applications[C]// Proc. of the 2nd IEEE Conference on Pervasive Computing and Communications. Orlando, USA, 2004
[10] Chen G, Li M, Kotz D. Design and Implementation of a Large-scale Context Fusion Network[C]// 1st International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems. 2004
[11] Yau S S, Gong H D, Seth H S. Development and runtime support for situation-aware application software in ubiquitous computing environments[C]// 28th Annual Internationl Computer Software and Application Conference. Hong Kong, 2004
[12] Yau S S, Wang Y, Huang D, et al. Situation-aware contract specification language for middleware for ubiquitous computing[C]// Proc. of the 9the IEEE Workshop on Future Trends of Distributed Computing Systems. California, 2003
[13] Yau S S, Liu J. Hierarchical Situation Modeling and Reasoning for Pervasive Computing[C]// Proc. of the Fourth IEEE Worshop on Software Technologies for Future Embedded and Ubiquitous Systems. 2006
[14] Guo Bin. Sixth-sense: Context Reasoning for Potential Objects Detection in Smart Sensor Rich Environment[C]// Proc. of the IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology. Hong kong, China, 2006
[15] Marti P, Gabrielli F, Petroni L, et al. Situated Interactions in Art Settings[C]// Proc. Workshop on Situated Interaction in Ubiquitous Computing. April 2000
[16] Schiele B, Starner T, Rhodes B, et al. Situation Aware Computing with Wearable Computers[J]. Augmented Reality and Wearable Computers, 1999
[17] 韩力群. 人工神经网络教程[M]. 北京:北京邮电大学出版社, 2006
[18] Hecht-Nielsen R. Kolmogorov's mapping neural network existence theorem[C]// Proc. 1987 IEEE International Conference on Neural Networks. New York: IEEE Press, 1987
[19] Minsky M L, Papert S. Perceptrons[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1969
[20] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning internal representation by error propagation[C]// Parallel Distributed Processing. Cambridge, MA: MIT Press, 1986
[21] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning internal representations by back-propagation errors[J]. Nature, October 1986

(上接第 211 页)

的能量,ecgHrv 表示心率变异性,ecgHrvDistr 表示心率分布,ecgdeltaNN 表示相邻正常心动周期差值均方的平方根,SDNN 表示正常心动周期的标准差,ecgTTDWON 表示 T 波下降沿间距,ecg_rmmsd 表示相邻正常周期差值的平方和的平方根;max 为最大值,min 为最小值,mean 为均值,median 为中值,std 为方差,range 为幅值变化范围。

表 4 最优特征子集

情感	最优特征子集	维数
Anger	ecgPQ-mean, ecgQS-std, ecgQS-min, ecgPampl-std, ecgHrvDistr-median, ecgabsRdiffampl-mean, ecgdeltaNN-mean, ecgTenergy-mean	8
Disgust	ecgR-mean, ecgQS-median, ecgRampl-min, ecgSampl-std, ecgPampl-median, ecgHrvDistr-std, ecgPT-median, ecgdeltaNN-mean	8
Fear	ecgP-range, ecgQS-mean, ecgRampl-min, ecgPT-std, ecg_rmmsd, ecgdeltaNN-mean, ecgQRSenergy-mean	7
Grief	ecgP-min, ecgPQ-min, ecgPampl-std, ecgTampl-std, ecgdeltaNN-mean, ecgdeltaNN-median, ecgSDNN/SD Delta NN, ecgPenergy-median	8
Joy	ecgR-std, ecgP-min, ecgPQ-std, ecgST-mean, ecgSampl-min, ecgHrv-std, ecgHrvDistr-mean, ecgTTDWON-mean, ecgPT-std, ecgTampl-median, ecgabsTdiffampl-std, ecgdeltaNN-mean, ecgdeltaNN-median, ecgSDNN/SD DeltaNN	14
Surprise	ecgP-range, ecgQ-min, ecgST-range, ecgPampl-mean, ecgPampl-median, ecgPampl-range, ecgHrvDistr-median, ecgTTDWON-mean, ecgTdiffampl-mean, ecg_rmmsd	10

结束语 本文通过处理采集的 ECG 信号来提取原始特征集。通过分析特征间的相关性,实现对原始特征集的降维。针对基本的二进制量子行为粒子群优化算法的不足,提出了改进算法,通过比较标准函数的测试结果,改进算法比 BQPSO 算法具有更好的全局搜索能力和稳定性。

情感识别实验结果表明,通过相关性分析对 ECG 信号的原始特征集进行降维,结合 SBQPSO 算法与 Fisher 分类器在降维后的空间中选择特征具有可行性。在后期工作中,重点将智能算法和不同的分类器结合来进行特征选择,以达到更好的识别效果。

参 考 文 献

[1] 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
[2] Kim K H, Bang S W, Kim S R. Emotion Recognition System Using Short-term Monitoring of Physiological Signals[J]. Medical Biology Engine Computer, 2004, 42: 419-427
[3] Haag A, Goronzy S, Schaich P, et al. Emotion Recognition Using Bio-sensors: First Step Towards an Automatic System [J]. Affective Dialogue Systems, 2004, 3068: 36-48
[4] 余祖龙,周旭欣,艾信友,等. 基于离散平稳小波变换的心电信号去噪方法[J]. 科技创新导报,2008,04:31-32
[5] Xu Ya, Liu Guang-yuan, Hao Min, et al. Analysis of Affective ECG Signals Toward Emotion Recognition[J]. Journal of Electronics (China), 2010, 27(01): 8-14
[6] Cheng Y Q, Zhuang Y M, Yang J Y. Optimal discriminant analysis using the rank decompositon[J]. Pattern Recognition, 1992, 25(1): 101-111
[7] Sun J, Feng B, Xu W B. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[C]// Proceedings of 2004 Congress on Evolutionary Computation. 2004: 235-331
[8] 孙俊. 量子行为粒子群优化算法研究[D]. 南京:江南大学,2009
[9] Jone K A D. An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems[D]. No. 76-9381. University of Michigan, 1975
[10] Bradley A P. The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms[J]. Pattern Recognition Society, 1997, 30: 1145-1159