

基于智能算法的生理信号情感识别

熊 颢 刘光远 温万惠

(西南大学电子信息工程学院 重庆 400715)

摘 要 针对基于生理信号的情感识别问题,采用具有模拟退火机制的遗传算法、最大最小蚁群算法和粒子群算法来进行特征选择,用 Fisher 分类器对高兴、惊奇、厌恶、悲伤、愤怒和恐惧 6 种情感进行分类,获得了较高的识别率,并找出对情感识别系统模型的构建具有较好性能的特征组合,建立了对 6 类情感具有预测能力的识别系统。

关键词 情感识别,特征选择,智能算法

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Emotion Recognition of Physiological Signals Based on Intelligent Algorithm

XIONG Xie LIU Guang-yuan WEN Wan-hui

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

Abstract For the problem of emotion recognition, genetic algorithm based on simulated-annealing method, max-min ant colony algorithm and particle swarm algorithm were used for feature selection, and combined with Fisher linear classifier to recognize six emotions: joy, surprise, disgust, grief, anger and fear, it has obtained higher recognition rate. Effective feature subset which can identify the emotion recognition system model with better performance was found, and the recognition system was established with forecasting ability of six emotions.

Keywords Emotion recognition, Feature selection, Intelligent algorithm

1 前言

人机交互情感识别领域的一个重要分支是基于生理信号的情感识别。本文采用剪辑好的视频作为唤起材料,诱发高兴、惊奇、厌恶、悲伤、愤怒和恐惧 6 种情感,并采集以下几种生理信号:面部肌电、脑电、心电、脉搏、呼吸和皮肤电导。本文侧重分析心电信号的心率部分和皮肤电导信号,并从这两种生理信号中提取有效的特征组合^[1-3]。

本文使用美国 BIOPAC 公司提供的多导生理记录仪 MP150,采集被试者情绪产生时的生理信号,并对心电信号进行离散小波变换后提取心率信号的时频域的特征,对皮肤电导信号进行滤波后提取时频域的特征。特征选择采用具有模拟退火机制的遗传算法、最大最小蚁群算法和粒子群算法,并结合 Fisher 投影缩减特征空间维数对 6 种情感状态分类,其各类情感识别率均能达到较高水平。

2 数据采集

实验对象均为西南大学在校学生,所有被试者身体健康,无心脏疾病和精神疾病病史。实验素材采用了电影片段,与图片和声音相比,电影能够更加可靠和真实地唤起被试者的内心情感^[4]。在大量的视频材料中分别以高兴、惊奇、厌恶、悲伤、愤怒和恐惧为目标情感选择了 6 个片段,并且按照以下的顺序合成为持续 48min 的情感唤起剪辑素材:实验提示语

→风景和轻音乐→片段 1→风景和轻音乐→片段 2→风景和轻音乐→片段 3→风景和轻音乐→片段 4→风景和轻音乐→片段 5→风景和轻音乐→片段 6→风景和轻音乐。实验后要求被试者在问卷中填写观看完视频的感受,以便提取有效数据。高兴、惊奇、厌恶、悲伤、愤怒和恐惧情感样本库的规模依次为 216, 167, 100, 235, 349 和 217 个样本。样本数据量的大小与相应情感唤起的难易程度有关。在情感诱发素材开始前,已经记录了被试者在平静状态下的生理信号基线。

3 信号预处理

3.1 皮肤电导的预处理

由于硬件设备上具有 35Hz 低通滤波和 50Hz 电源干扰滤波,因此皮肤电导信号的信噪比较高,对其进行预处理时,用平滑滤波去除噪声即可。

3.2 心电信号的预处理

利用了小波变换良好的时-频局部化和对信号奇异点的检测能力,对采集的 ECG 信号进行离散小波变换,在去除带外噪声和基线漂移的同时重构 ECG 信号的高频部分^[5]。通过重构信号,在准确定位 ECG 信号的 R 波和 QRS 复合波后,从中提取心率信号。

4 特征提取

在皮肤电导信号和心率信号中总共提取 99 个特征,构成

到稿日期:2010-04-12 返修日期:2010-07-28 本文受国家自然科学基金(60873143),西南大学国家重点学科基础心理学科科研基金(NKSF07003)资助。

熊 颢(1986—),男,硕士生,主要研究方向为智能信息处理与情感计算;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;温万惠(1981—),女,博士生,讲师,主要研究方向为计算智能与情感计算。

了原始特征集。皮肤电导信号和心率信号均选择了均值 (Mean)、中值 (Median)、方差 (Std)、最大值 (Max)、最小值 (Min) 和变化范围 (Range) 作为特征。根据两种信号频率上的特性, 提取 0 Hz 到 0.2 Hz 的 16 个包络极大值点作为特征, 标记为 DFT(1)–DFT(16)。根据心率变化的特点, 选取心率保持为不变值的持续时间 (T_e)、心率连续增加和连续减小的持续时间 (T_r 和 T_f)、心率连续增加和连续减小的幅度 (A_r 和 A_f)、心率上升和下降的步进 (R_i 和 F_s) 的统计值作为特征。还产生了 4 个衍生变量: A_r/T_r , A_f/T_f , $A_r \times T_r$ 和 $A_f \times T_f$ [6]。

被试者皮肤电导信号和心电信号均存在个体差异。为消除个体差异影响, 所有特征取值都用该被试者在平静状态下对应的特征取值进行归一化。

5 特征选择

由于没有情感生理信息的先验知识, 原始特征中有些特征可能对情感识别无效。这些无用特征会对识别效果产生负面影响, 因此需要进行特征选择, 去除这些特征 [7]。另一方面, 从信息论的角度讲, 特征选择也是信息压缩的过程, 可以获得更加简易的识别系统。

二分类情感识别系统的识别能力可以用击中率 (TPR)、漏报率 (FNR)、正确拒绝率 (TNR) 和虚报率 (FPR) 来表示, 它们分别定义为

$$TPR = \frac{\text{正确识别的目标个数}}{\text{目标总个数}} \times 100\% \quad (1)$$

$$FNR = \frac{\text{误判为非目标的目标个数}}{\text{目标总个数}} \times 100\% \quad (2)$$

$$TNR = \frac{\text{正确识别的非目标个数}}{\text{非目标总个数}} \times 100\% \quad (3)$$

$$FPR = \frac{\text{误判为目标的非目标个数}}{\text{非目标总个数}} \times 100\% \quad (4)$$

易知它们有以下关系: $TPR = 1 - FNR$, $TNR = 1 - FPR$ 。

对于以 FPR 为横坐标、TPR 为纵坐标的 ROC 平面, 可知处于对角线 $FPR = TPR$ 上的系统是无用的。 $TPR > FPR$ 的区域为性能较好系统区域, 且系统距离对角线 $FPR = TPR$ 越远越好; $TPR < FPR$ 的区域对应性能较差系统区域, 且系统距离对角线 $FPR = TPR$ 越远越差 [8]。

为了保证对新的数据也能够得到好的预测, 在模型的识别能力与推广性之间折中, 将每类情感样本分别分为 3 份: 随机选取其中的 1/3 构成数据矩阵 $A_{n \times m}$ (n 是样本个数, m 是特征维数, 下同), 用于训练分类器; 在其余的数据中随机选取 1/3 构成数据矩阵 $B_{n \times m}$, 用于特征选择; 剩下的构成数据矩阵 $C_{n \times m}$, 用于模型预测能力的验证。并对以上的数据集随机构造 50 次。模型的预测能力使用 50 次交叉验证的平均击中率 TPR 和虚报率 FPR 作为衡量标准。

研究中分别使用具有模拟退火机制的遗传算法、最大最小蚁群算法和粒子群算法进行模型选择, 利用它们良好的解空间搜索能力和避免数据过拟合能力来建立对 6 类情感具有较高识别率的二分类情感识别系统。

5.1 具有模拟退火机制的遗传算法

遗传算法通过模拟自然生物进化的过程来进行最优化问题的求解。模拟退火算法则通过模拟退火过程来解决组合最优化问题。遗传算法可进行有效的全局搜索, 而模拟退火算

法可以很快找到局部最优解 [9]。个体编码方式采用二进制, 0 代表该特征没被选中, 1 代表被选中。

图 1 分别给出了以愤怒 (Anger)、厌恶 (Disgust)、恐惧 (Fear)、悲伤 (Grief)、高兴 (Joy) 和惊奇 (Surprise) 为目标情感时特征选择的每一次迭代最佳个体的 TPR+TNR, 以及其验证时所获得的 TPR+TNR。

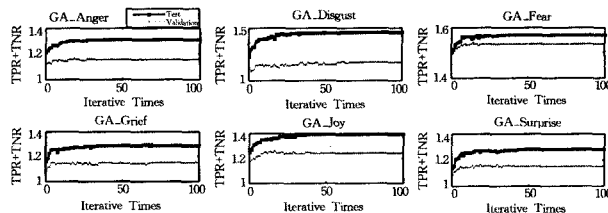


图 1 具有模拟退火机制的遗传算法特征选择和验证过程每次迭代最优个体的 TPR+TNR

表 1 给出了基于遗传算法特征选择的 6 个二分类情感识别系统的交叉验证最佳击中率 (TPR) 和虚报率 (FPR) 以及对应的特征组合包含的特征维数。

表 1 6 个二分类情感识别系统的最佳交叉验证击中率和虚报率及特征维数 (具有模拟退火机制的遗传算法)

Emotion	TPR	FPR	Features
Anger	64.5%	48.3%	22
Disgust	68.5%	50.8%	30
Fear	78.9%	31.2%	28
Grief	65.5%	50.1%	19
Joy	72.8%	46.9%	25
Surprise	67.7%	49.5%	37

图 2 给出了基于 Fisher 分类准则和结合模拟退火的遗传算法特征选择的情感识别系统的 ROC 平面。从系统在 ROC 平面上的坐标点距离对角线的远近可知系统对恐惧的识别效果是最好的, 其次依次为高兴、厌恶、惊奇、悲伤和愤怒。

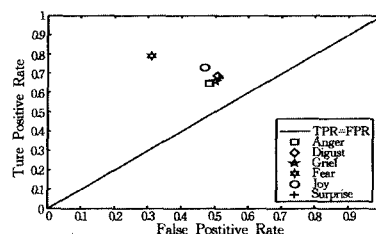


图 2 基于 Fisher 分类准则和结合模拟退火的遗传算法特征选择的情感识别系统的 ROC 平面

5.2 最大最小蚁群算法

最大最小蚁群 (MMAS) 算法是对普通蚁群的改进, 是目前为止解决旅行商问题等优化问题最好的蚁群优化类算法。MMAS 的特点在于: (1) 迭代最优蚂蚁或当前最优蚂蚁才被允许释放信息素。 (2) MMAS 将信息素的取值限制在一个范围 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$, 避免算法过早收敛。 (3) 初始信息素值设定为 $\tau_{\max}$, 并且信息素的挥发率取较小值, 目的是使算法在最初的搜索中尽可能地得到更多的解 [10]。特征选择可以看成是蚂蚁寻找最优路径的过程, 每个特征相当于蚂蚁觅食时要经过的节点, 有两种标记状态 0 或 1, 0 代表该特征没被选中, 1 代表被选中。蚁群间通过残留在每个特征节点上的信息素进行合作, 最终寻找到较优的觅食路径 (对应较优的特征子集)。

图3给出了以愤怒、厌恶、恐惧、悲伤、高兴和惊奇为目标情感时,特征选择的每一次迭代最佳蚂蚁的 TPR+TNR,以及其验证时所获得的 TPR+TNR。

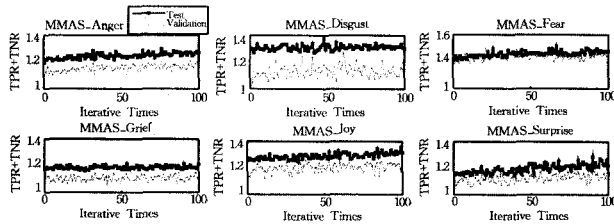


图3 最大最小蚁群算法特征选择和验证过程每次迭代最优解识别率

表2给出了基于最大最小蚁群算法特征选择的6个二分类情感识别系统的交叉验证最佳击中率和虚报率。可见蚁群特征选择具有比遗传算法更好的预测识别率,降维能力也比遗传算法优秀。

表2 6个二分类情感识别系统的最佳交叉验证击中率和虚报率及特征维数(蚁群算法特征选择)

Emotion	TPR	FPR	Features
Anger	67.4%	46.7%	6
Disgust	78.1%	50.9%	21
Fear	82.6%	32.3%	21
Grief	67.9%	51.1%	7
Joy	72.2%	45.7%	18
Surprise	71.6%	50.8%	15

图4给出了基于Fisher分类准则和最大最小蚁群算法特征选择的情感识别系统的ROC平面。从系统在ROC平面上的坐标点距离对角线的远近可知系统对恐惧的识别效果是最好的,其次依次为厌恶、高兴、惊奇、愤怒和悲伤。

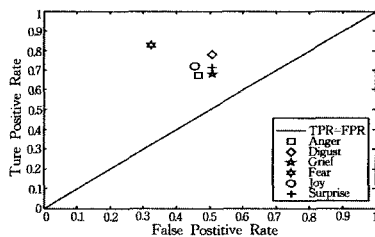


图4 基于Fisher分类准则和最大最小蚁群算法的二分类情感识别系统的ROC平面

5.3 粒子群算法

粒子群(PSO)算法与其它进化类算法类似,也采用“群体”与“进化”的概念,同样也是依据个体(粒子)的适应值大小进行操作。所不同的是,粒子群算法不像其它进化算法那样对个体使用进化算子,而是将每个个体看作是 n 维搜索空间中的一个没有重量和体积的粒子,并在搜索空间中以一定的速度飞行。该飞行速度由个体的飞行经验和群体的飞行经验进行动态调整^[1]。粒子位置代表特征向量,若为1,则代表相应的特征选中;反之为0,则此特征未选中。每次迭代后还以全局最优粒子位置为中心进行邻域搜索。全局搜索主要注重的是搜索广度,要求处理的信息量多,速度要求快但精度不高;邻域搜索重点搜索有局部最优点的区域,搜索的范围小,但有较高的搜索深度。

图5分别给出了以愤怒、厌恶、恐惧、悲伤、高兴和惊奇为目标情感时特征选择的每一次迭代最佳粒子的 TPR+TNR,

以及其验证时所获得的 TPR+TNR。

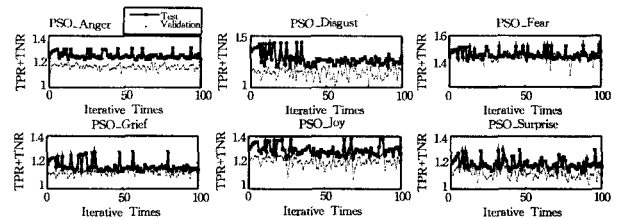


图5 粒子群算法特征选择和验证过程每次迭代最优解识别率

表3给出了基于粒子群算法特征选择的6个二分类情感识别系统的交叉验证最佳击中率和虚报率。与其余几种特征选择算法相比,粒子群算法具有较好的预测识别能力,并且具有较好的特征选择能力。

表3 6个二分类情感识别系统的最佳交叉验证击中率和虚报率(粒子群算法特征选择)

Emotion	TPR	FPR	Features
Anger	64.2%	44.2%	3
Disgust	76.3%	51.6%	9
Fear	83.6%	31.4%	24
Grief	62.4%	43.3%	3
Joy	77.2%	48.4%	2
Surprise	70.9%	50.3%	23

图6给出了基于Fisher分类准则和最大最小蚁群算法特征选择的情感识别系统的ROC平面。从系统在ROC平面上的坐标点距离对角线的远近可知系统对恐惧的识别效果是最好的,其次依次为高兴、厌恶、惊奇、愤怒和悲伤。

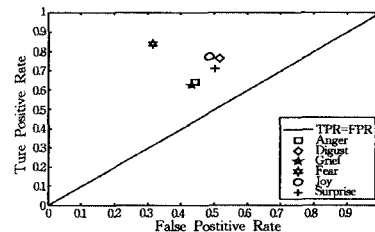


图6 基于Fisher分类准则和粒子群算法的二分类情感识别系统的ROC平面

结束语 本文采用多种智能算法进行特征选择,结合Fisher分类方法识别6类情感。根据ROC图示,系统处在 $TPR > FPR$ 区域为性能较好系统区域,所以实验结果表明:智能算法与Fisher分类器进行生理信号的情感状态识别是可行的。同时发现粒子群算法的特征选择能力较好,并且在得出的特征组合中,经过统计,心率最大值(Max_HR)对厌恶情感的识别有较好的效果;心率的均值(Mean_HR)对高兴情感的识别有较好的效果;皮肤电导(GSR)的大多数统计特征对恐惧情感的识别有较好效果。表4中列出在识别率和特征维数之间折中后确定的最优特征组合。特征书写方式为“统计量(或频域特征名)_信号名(或变量名)”。其中GSR表示皮肤电导,HR表示心率信号。Mean表示均值,Median表示中值,Std表示方差,Max表示最大值,Min表示最小值,Range表示变化范围。信号频域上的16个包络极大值标示为DFT(1)-DFT(16)。T_r表示心率保持为不变值的持续时间,T_r和T_f分别表示心率连续增加和连续减小的持续时间,A_r和A_f分别表示心率连续增加和连续减小的幅度,R_r和F_r。

(下转第278页)

表1 不同噪声水平下测试图像的峰值信噪比(PNSR)

输入图像	σ_n	双边滤波(dB)	本文方法(dB)
Lena (256×256)	10	26.5	30.5
	20	26.1	29.7
	40	21.9	27.9
Cameraman (256×256)	10	27.5	28.9
	20	26.8	28.2
	40	22.0	25.7
Peppers (512×512)	10	28.7	32.2
	20	27.5	31.5
	40	22.5	29.5
Average		25.5	29.3

另外,需要特别指出的是,为了更好地对比和展示本文算法的优点,传统双边滤波和本文算法采用相同的滤波器参数,但并非两者的最佳滤波参数。

结束语 图像中的细节特征(如边缘)是物体各部分之间的界限,以这些特征为界的各连续区域代表着物体的各个部分。通常,图像去噪在各连续区域内进行才能取得更有效的去噪效果和保持图像细节特征。为此,本文提出了一种在连续子邻域内进行的鲁棒双边滤波方法。通过仿真实验对比及理论分析,可以得出如下结论:本文算法可以在获得良好去噪效果的同时保留图像的细节特征,具有较好的鲁棒性能(或抑噪性能)。

参考文献

- [1] 陈强,郑钰辉,孙权森,等. 片相似性各向异性扩散图像去噪[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(1): 33-42
- [2] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images [C]// Proceedings of the 6-th International Conference on

Computer Vision, Bombay, 1998: 839-846

- [3] Buades A, Coll B, Morel J M. Review of image denoising algorithms with a new one [J]. Multiscale Modeling and Simulation, 2005, 4(2): 490-530
- [4] Gijbels I, Lambert A, Qiu P. Edge-preserving image denoising and estimation of discontinuous surfaces [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(7): 1075-1087
- [5] Barash D. A fundamental relationship between bilateral filtering, adaptive smoothing, and the nonlinear diffusion equation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(6): 844-847
- [6] Liu Y, Wang J, Chen X, et al. A robust and fast non-local means algorithm for image denoising [J]. Journal of Computer Science and Technology, 2008, 23(2): 270-279
- [7] 刘艳丽, 郭延文, 王进, 等. 噪声方差未知的小波域中非局部均值图像去噪[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(4): 526-532
- [8] Buades A, Coll B, Morel N. A non-local algorithm for image denoising [J]. IEEE Transactions on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 2: 60-65
- [9] Fan H, Yu Y, Peng Q. Robust feature-preserving mesh denoising based on consistent subneighborhoods [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2010, 16
- [10] 陆剑锋, 林海, 潘志庚. 自适应区域生长算法在医学图像分割中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(10): 2168-2173
- [11] Irfan T B, Nasir M R. Multilateral filtering: a novel framework for generic similarity-based image denoising [C]// Proceedings International Conference on Image Processing, 2009: 2981-2984

(上接第268页)

分别表示心率上升和下降的步进。 $A_r/T_r, A_f/T_f, A_r \times T_r$ 和 $A_f \times T_f$ 是4个衍生变量。

表4 特征选择结果

Target	Selected features
Anger	DFT(11)_GSR, DFT(13)_GSR, Min_ $A_r \times T_r$
Disgust	DFT(10)_GSR, DFT(16)_GSR, Max_ HR, Range_ R_r , Min_ A_r , Max_ A_r , DFT(4)_HR, DFT(6)_HR, DFT(15)_HR
	Max_ GSR, Min_ GSR, DFT(3)_GSR, DFT(4)_GSR, DFT(7)_GSR, Median_ HR, Range_ HR, Mean_ T_r , Max_ T_r , Mean_ R_r , Std_ R_r , Median_ R_r , Max_ R_r , Mean_ F_r , Mean_ A_r , Std_ A_r , Min_ A_r , Min_ A_f , Min_ A_r/T_r , Std_ A_f/T_f , DFT(2)_HR, DFT(3)_HR, DFT(7)_HR, DFT(8)_HR
Fear	Min_ GSR, Std_ A_r/T_r , Median_ A_f/T_f
Grief	Mean_ HR, Mean_ $A_r \times T_r$
Joy	Mean_ GSR, Max_ GSR, Min_ GSR, Range_ GSR, DFT(4)_GSR, Mean_ HR, Median_ R_r , Median_ F_r , Std_ A_r , Max_ A_r , Median_ T_r , Min_ T_r , Min_ A_r/T_r , Mean_ $A_r \times T_r$, Std_ $A_r \times T_r$, Max_ $A_r \times T_r$, Min_ $A_r \times T_r$, DFT(2)_HR, DFT(3)_HR, DFT(5)_HR, DFT(6)_HR, DFT(10)_HR, DFT(16)_HR
Surprise	

在后期工作中设计特征选择和分类器时,可以将多种特征选择算法和不同的分类器相结合来识别情感;可提取更多的生理信号的特征,例如脑电、肌电等,并同时识别多种情感状态,从而建立一个比较完备的情感识别系统。

参考文献

- [1] Picard R W. Affective Computing [M]. Massachusetts: the MIT Press, 1997

- [2] 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
- [3] Kim Jonghwa, Andre E. Emotion recognition Based on Physiological Changes in Music Listening [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(12): 2067-2083
- [4] Gross J J, Levenson R W. Emotion elicitation using films [J]. Cognition and Emotion, 1995, 9(1): 87-108
- [5] Ktata S, Ouni K, Ellouze N. ECG Signal Maxima Detection Using Wavelet Transform [C]// Proceedings of 2006 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. IEEE Press, 2007: 700-703
- [6] 温万惠, 邱玉辉, 刘光远, 等. 情感生理反应样本库的建立与数据相关性分析 [J]. 中国科学 F 辑(信息科学), 2011(1)
- [7] Isabelle G, Andre E. An Introduction to variable and feature selection [J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3: 1157-1182
- [8] 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
- [9] 康立山, 谢云, 尤夫勇, 等. 非数值并行算法——模拟退火算法 [M]. 北京: 科学出版社, 1998
- [10] Dorigo M, Stützle T. Ant Colony Optimization [M]. MIT Press, 2004: 64-116
- [11] Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm [C]// the 1997 IEEE Int. Conf. Systems, Man, and Cybernetics; Computational Cybernetics and Simulation, vol. 5, Orlando, FL, USA, 1997: 4104-4108