

相关性分析和最大最小蚁群算法用于脉搏信号的情感识别

陈红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 针对脉搏信号的情感识别问题,提出了一种相关性分析和最大最小蚁群算法相结合的方法,找出了对情感识别模型构建具有较好性能的稳定特征子集。首先将原始特征用序列后向选择(SBS)方法排序,然后利用线性相关系数分析法计算特征间的相关度,并根据排序结果去除部分相关度较大的特征,最后针对筛选后的特征子集用最大最小蚁群算法进行特征选择,并结合 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。实验结果表明,该方法能在原始特征集合中找出更稳定有效的特征子集,从而建立起有效的情感识别模型。

关键词 情感识别,脉搏信号,相关性分析,最大最小蚁群算法

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A

Affective Recognition from Pulse Signal Using Correlation Analysis and Max-Min Ant Colony Algorithm

CHEN Hong¹ LIU Guang-yuan¹ LAI Xiang-wei²

(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 For the affective recognition from pulse signal, a new approach was presented, which combined correlation analysis and max-min ant colony algorithm. The effective feature subset which can identify the affective recognition model with better performance was found. Firstly, sequential backward selection(SBS) was used for sorting the original features. Secondly, the linear correlation coefficient was presented for calculating the correlation between features, and some features were removed which had greater correlation according to the result of sorting. Finally, max-min ant colony algorithm realized feature selection which searched for an optimal subset based on the compact feature subset, and combined with Fisher classifier to finish classification of six emotions which include happiness, surprise, disgust, grief, anger and fear. The experiments show that the proposed approach can find the more stable and effective feature subset from the original feature set, and establish effective affective recognition model.

Keywords Affective recognition, Pulse signal, Correlation analysis, Max-min ant colony algorithm

1 引言

基于生理信号的情感识别是情感计算研究领域的一个重要分支。美国 MIT 媒体实验室情感计算研究小组的 Picard 教授等人率先以图片为诱发材料,从肌电信号、脉搏信号、皮肤电导信号和呼吸信号中提取一些特征,并对愤怒、憎恶、悲伤、柏拉图式的爱、罗曼蒂克的爱、高兴、崇敬 7 种情感以及中性状态,共 8 种情感状态进行分类识别^[1,2]。

2004 年, K. H. Kim 等人使用音频和视频作为诱发材料,采集被试的心电、脉搏、皮肤温度和皮肤电导 4 种信号,对悲伤、压抑、惊奇和愤怒 4 种情感状态进行分类识别^[3]; 2005 年德国奥森堡大学的多媒体信号处理实验室 J. Wagner、J. Kim 等人使用音乐诱发愤怒、高兴、悲伤和愉悦 4 种情感,采集单个被试的肌电、心电、皮肤电导和呼吸信号,从中提取均值、中值、标准差等 193 个统计特征值进行情感分类识别,取得了较

好的效果^[4]; 2008 年, J. Kim 深化了他们 2004 年的工作,仍然使用音乐诱发愤怒、高兴、悲伤和愉悦 4 种情感,使用新方法提高了识别率^[5]。

脉搏信号作为人体重要的生理信号之一,是一种微弱的生物电信号,也是神经细胞传导信息时在血管内部或皮肤表面电活动的总体反映,它蕴含着人体许多生理和病理信息,相对于其他的生理信号而言,采集的方法比较容易且噪声较少。假如能从脉搏信号中找出能代表某种情感的特征或特征子集,建立起生理特征与情感之间的一种映射关系,就可以通过脉搏信号的特征来进行情感识别。根据研究现状来看,目前脉搏信号用于情感识别方面的研究还比较少。

本文使用美国 BIOPAC 公司提供的多导生理记录仪 MP150,采用高收视率电影或电视剧剪辑视频,诱发高兴、惊奇、厌恶、悲伤、愤怒和恐惧 6 种情感,采集被试情绪产生时的脉搏信号。最终从 300 多名普通大学生作为被试时的实验数

到稿日期:2011-04-21 返修日期:2011-08-18 本文受国家自然科学基金(60873143),国家重点学科基础心理学科科研基金(NKSF07003),中央高校基本科研业务费专项资金(XDJK2009B008)资助。

陈红(1986—),女,硕士生,主要研究方向为情感计算、计算智能,E-mail:cen88hong@163.com;刘光远(1961—),男,博士后,教授,博士生导师,主要研究方向为情感计算、计算智能、模式识别;赖祥伟(1978—),男,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为软件测试、情感计算。

据中选取能够正确激发情感的实验数据,共计 242 组情感生理反应样本。然后对样本数据进行预处理,从中提取时频域特征(如主波波峰最大值、最小值、均值、中值、标准差等)以及进行离散小波变换后的小波系数特征作为原始特征集合,总共 104 个统计特征^[6,7]。但是,生理特征的提取无成熟的资料可供参考。为了提高情感的分类能力,一般都会尽量提取较多的特征信息,使得原始特征集合维数很大,造成原始特征之间可能存在较强的相关性和冗余。若直接针对原始特征集合采用蚁群算法进行特征选择,可能使最终选出的特征子集不稳定,另外会降低搜索效率。因此,针对上述缺点,本文提出了一种基于相关性分析和最大最小蚁群算法的两阶段特征选择方法。

2 特征的相关性分析

特征相关性包括两种:特征与特征的相关性和特征与类别的相关性^[8],本文相关性分析法将从特征与特征的相关性角度来考虑。在保证不降低分类识别率的前提下,对原始高维特征集合做初步筛选工作,去除原始特征集合中两两相关的特征中多余的一个,使选中的特征之间相关性变小,并且降低特征维数,以便进一步用其它精确搜索算法更快完成特征选择,得到最优特征子集。值得注意的是,去掉具有相关性的部分特征并不减弱特征对信息的表达能力^[9]。

2.1 序列后向选择

本文使用序列后向选择方法对原始特征进行排序,为筛选特征做准备工作。序列后向选择(Sequential Backward Selection, SBS)是一种自上而下的方法。在运行之初假定整个特征集合就是所需要的优化特征集,而后在算法的每步运行过程中逐个删除当前保留特征中对准则函数无贡献的特征。本方法的优势在于充分考虑了特征之间的统计相关特性,可以根据所制定的规则对所有特征进行排序^[10]。

2.2 线性相关系数分析法

在文献[8]和文献[11]中,作者提到了多种特征相关性分析方法,它们分别有不同的应用。根据研究中脉搏信号的特点,本文采用线性相关系数分析法。假设有随机变量 X 和 Y ,则 X 与 Y 的相关系数定义如下:

$$\rho_{XY} = \frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{D(X)} \sqrt{D(Y)}}$$

式中, $Cov(X, Y)$ 是随机变量 X 与 Y 的协方差, $D(X)$ 和 $D(Y)$ 分别表示 X, Y 各自的方差。当 $\rho_{XY} = 0$ 时,称 X 与 Y 不相关;当 $0 < |\rho_{XY}| \leq 1$ 时,称 X 与 Y 相关,而且 $|\rho_{XY}|$ 越大, X, Y 线性相关程度越强,反之越弱^[12,13]。

2.3 算法实现

在上述相关性度量定义的基础上,就可以计算特征 f_i 与特征 f_j 之间的相关度,然后根据特征排序结果进行筛选,具体算法流程如算法 1 所示。

算法 1 FeatureFiltering($M_{m \times n}, \theta$)

输入:原始特征子集 $M_{m \times n}$ (其中 m 为原始数据样本数, n 为特征维数,等于 104),特征筛选门限 θ 。

输出:精简后的特征子集 $M_{l \times p}$ (其中 l 为数据处理后的样本数, p 为筛选后的特征维数)。

步骤:

Step1 对 $M_{m \times n}$ 去除异常数值,并进行归一化处理,得到归一化特

征矩阵 $M_{l \times n}$ 。

Step2 利用序列后向选择方法,对 $M_{l \times n}$ 中的特征优劣进行排序。

Step3 利用线性相关系数定义,计算处理后的 104 个特征的相关系数矩阵如下:

$$\rho = \begin{bmatrix} \rho_{11} & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1n} \\ \rho_{21} & \rho_{22} & \cdots & \rho_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \rho_{n1} & \rho_{n2} & \cdots & \rho_{nn} \end{bmatrix}$$

此矩阵为对称矩阵,特征 f_i 与特征 f_j 的相关系数满足 $\rho_{ij} = \rho_{ji}$,主对角线上 ρ_{nn} 为特征的自相关系数,值为 1。

Step4 设置门限 θ ($0 < \theta < 1$),若 $\rho_{ij} > \theta$,比较特征 f_i 和 f_j 在 Step2 中的排列次序,去除排序靠后的特征。当两个特征中已有一个特征被去除时,无条件保留剩下的特征。特别地,设置不同的门限值可以改变特征的保留数目,门限值越小,保留的特征个数越少,特征间的相关性也越小(通常根据实验需要设置多个门限值,选取最终结果较好的那个)。待全部特征考察完毕之后,得到一个较为精简的特征子集 $M_{l \times p}$ 。

3 基于最大最小蚁群算法的特征选择

由于没有情感生理信息的先验知识,提取的某些特征可能对情感识别无效,而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^[9]。

最大最小蚂蚁系统(MAX-MIN Ant System, MMAS)是在 AS 算法的基础上引入 4 项改进得到的^[14]。但是 MMAS 也存在一些不足:由于各路径上的初始信息量都同为 τ_{max} ,并且每次循环只对本次循环最优解或到目前为止找出最优解的一只蚂蚁进行信息素更新,使得长时间多数路径上信息素量相同,从而影响最优解的搜索速度^[15]。本文在 MMAS 基础上融合蚁群系统(Ant Colony System, ACS)和其他一些优化操作形成最大最小蚁群算法。下面从算法的主要操作、适应度函数及特征选择算法实现 3 方面对过程进行描述。

3.1 最大最小蚁群算法的主要操作

首先,采用 ACS 中的路径构建规则和信息素更新规则。

本文采用 ACS 中的伪随机比例(pseudorandom proportional)规则构造解,标记特征的两种状态为 0 或 1,0 代表该特征没被选中,1 代表被选中。特征选择规则如下:

$$S = \begin{cases} \operatorname{argmax}\{\tau(i, j)\}, & \text{if } q \leq q_0 \\ S, & \text{else} \end{cases}$$

式中, τ_{ij} 表示特征 i 的状态 j 为 0 和 1 的信息素浓度, S 是按概率选择的一个标记。概率由表达式 $p_{ij} = \frac{\tau_{ij}}{\sum_{j=0,1} \tau_{ij}}$ ($j=0,1$) 产生,它是特征 i 的状态为 j 的信息素归一化概率。

此外,ACS 中的信息素更新有两种方式:局部和全局信息素更新。局部更新则是在解构建时,蚂蚁每选择一个特征,都将立刻进行信息素更新,规则如下:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\epsilon) \cdot \tau_{ij}(t) + \epsilon \tau_0$$

式中, ϵ ($0 < \epsilon < 1$) 是信息素衰减因子, τ_0 是信息素初始量。当选出迭代最优解之后进行全局信息素更新,规则如下:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\epsilon) \cdot \tau_{ij}(t) + \sum_{l=1}^L \Delta \tau_{ij}^l$$

式中,参数 ϵ ($0 < \epsilon < 1$) 代表信息素蒸发系数, L 表示蚂蚁总数。

其次,为增加种群多样性,扩大搜索范围,引入了变异策

略。采用一定概率的变异能有效跳出局部最优。对于每个特征,其变异从0跳变为1或从1跳变为0。本文针对迭代最优解,随机抽取解中的3位进行变异。

最后,在变异操作基础之上采用2-交换邻域的局部搜索操作。当最大最小蚁群算法与局部搜索相结合时,强调至今最优的信息素更新策略能够提高算法的性能^[14],这使算法能够在一个合理时间内找到高质量的解,加快算法收敛速度。本文中的交换策略满足两个特征中有一个被选中,另一个没被选中,这样可以加快计算速度。

3.2 适应度函数

在实际的特征选择问题中,需要用较少的特征获得较好的识别效果,所以从特征维数和分类识别率两个因素来考虑。本文选择下面的适应度函数形式来评价解的好坏^[16]:

$$F(i) = \frac{rate(i)}{1 + \lambda * num(i)}$$

式中, $F(i)$ 表示蚂蚁*i*生成解的适应度值, $rate(i)$ 表示利用Fisher分类器得到的识别率(综合考虑击中率TPR和谎报率FPR的效果), $num(i)$ 表示解的特征维数, λ 表示特征维数的控制参数。可以从上式看出,适应度值越大,选择的特征子集效果越好。图1和图2分别给出了实验过程中算法每次迭代最优的适应度函数值收敛图和迭代至今最优的适应度函数值收敛图。

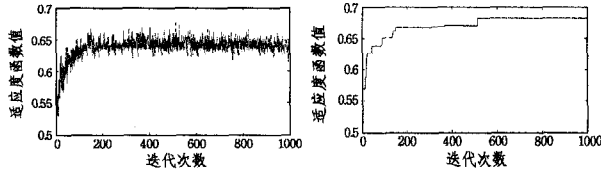


图1 每次迭代最优的适应度函数值收敛图 图2 迭代至今最优的适应度函数值收敛图

3.3 特征选择算法实现

基于最大最小蚁群算法框架,得到一种新的基于相关性分析和最大最小蚁群算法的特征选择方法,并同时结合Fisher分类器完成情感分类。算法具体描述如下。

算法2 FeatureSelection($M_{m \times n}, \theta, I_{max}$)

输入:原始特征矩阵 $M_{m \times n}$,特征筛选门限 θ ,最大迭代次数 I_{max} 。
输出:优化的特征子集。

步骤:

- Step1 调用算法 FeatureFiltering($M_{m \times n}, \theta$),对原始特征集合的进行筛选,得到精简特征子集 $M_{l \times p}$ 。
- Step2 初始化最大最小蚁群算法参数,根据算法1得到特征个数生成对应的蚂蚁数量,并根据伪随机比例规则和局部信息素更新规则构建初始解。
- Step3 将生成的解依次送入Fisher分类器分类判别,产生对应的识别率,并根据适应度函数评价解的好坏。
- Step4 将选出的迭代最优解进行变异操作和2-交换邻域局部搜索,扩大搜索附近的更优解。如果新解的适应度函数值大于操作前的,则将它取代原来的解,否则原解不变。
- Step5 将最终的当前最优解进行全局信息素更新。
- Step6 判断迭代次数是否达到最大迭代次数 I_{max} 。若达到,输出完成分类的优化的特征子集,否则回到Step2。

4 基于脉搏信号的实验分析

在相关性分析 Step1 中,对原始数据做了简单处理,得到

归一化特征子集 $M_{l \times n}$ 。下面针对 $M_{l \times n}$ 相关性筛选前、后的结果,用最大最小蚁群算法结合Fisher分类器完成特征选择并进行验证。实验属于二分类情感识别问题,将综合考虑击中率TPR和谎报率FPR来衡量模型的识别能力。为增强模型的推广能力,将采用交叉验证的方式,把每类情感生理反应样本分别分为3份:随机抽取其中的3/5构成 $X_{a \times n}$,用于训练分类器;在剩余数据中随机抽取原始量的1/5构成 $T_{b \times n}$,用于测试,完成特征选择;余下的数据构成 $V_{c \times n}$,用于验证模型的预测能力,其中 a, b, c 是样本个数, n 是特征维数。按照以上的数据集划分形式,分别随机构造10次训练、测试和验证集,模型的预测能力使用10次交叉验证的平均击中率TPR和谎报率FPR作为衡量标准。此处定义,分类时将情感数据分为目标情感和非目标情感,如恐惧情感的数据为目标情感时,非目标情感即为其它5类(高兴、惊奇、厌恶、悲伤和愤怒)情感的数据。

实验时对原始的104维特征依次标记编号,从1到104,根据需求设置参数。以恐惧(Fear)为例(将其设为目标情感),经过相关性分析初步筛选后剩余69个特征,程序运行10次,相关性分析前、后的具体识别效果如表1和表2所列。

表1 恐惧情感原始特征集合(104个特征)用最大最小蚁群算法运行结果

实验次数	特征编号	最优特征子集维数	测试识别率		验证识别率	
			TPR	FPR	TPR	FPR
1	7,10,12,20,24,77	6	84.47%	40.83%	77.50%	42.89%
2	7,11,12,16,36,77	6	84.21%	40.78%	79.00%	43.08%
3	7,10,12,16,24,77	6	85.00%	40.93%	78.00%	43.18%
4	7,11,12,16,27,36,77	7	84.74%	40.16%	79.50%	46.29%
5	3,7,10,12,16,77	6	85.00%	40.93%	78.00%	43.08%
6	7,11,12,16,21,30,77	7	84.47%	40.10%	79.50%	42.89%
7	3,7,10,12,16,77,86	7	85.00%	40.57%	78.00%	42.19%
8	7,10,12,20,30,77	6	84.74%	40.78%	77.25%	42.84%
9	7,11,12,20,36,77	6	83.95%	40.57%	78.50%	42.94%
10	7,10,12,16,30,50,77	7	84.21%	41.19%	77.50%	42.84%
10次平均识别效果		6.4	84.58%	40.68%	78.28%	42.86%

表2 恐惧情感相关性筛选后的特征子集(69个特征)用最大最小蚁群算法运行结果

实验次数	特征编号	最优特征子集维数	测试识别率		验证识别率	
			TPR	FPR	TPR	FPR
1	7,10,12,16,30,77	6	85.26%	40.83%	77.75%	42.94%
2	7,10,12,16,30,77	6	85.26%	40.83%	77.75%	42.94%
3	7,10,12,16,30,34,77	7	85.26%	41.04%	77.50%	43.18%
4	7,10,12,30,77	5	82.89%	42.59%	78.75%	44.58%
5	7,10,12,30,77	5	82.89%	42.59%	78.75%	44.58%
6	7,10,12,16,30,77	6	85.26%	40.83%	77.75%	42.94%
7	7,10,12,16,30,77	6	85.26%	40.83%	77.75%	42.94%
8	7,10,12,30,77	5	82.89%	42.59%	78.75%	44.58%
9	7,10,12,16,30,77,85	7	85.26%	40.73%	78.00%	43.03%
10	7,10,12,16,30,77	6	85.26%	40.83%	77.75%	42.94%
10次平均识别效果		5.9	84.55%	41.37%	78.05%	43.46%

通过比较两个结果的特征选择情况来看,两个结果的识别率没有太大差距,特征维数也被成功压缩至5~7维。表1中,编号为7、12、77号的特征10次均选中,16号特征被选中7次,10号特征被选中6次。表2中,编号为7、10、12、30、77号的特征10次均选中,16号特征被选中7次,其中7、10、12、16、30、77号的组合出现了5次,且测试和验证识别率相对较好。除此,在第3次和第9次结果中也包含这一组合,不同之处只是增加了一个特征。然而,表1中的每次结果是,10号

与 11 号特征任选其一,3、24、30、36 号特征任选其一,16 号与 20 号特征也是任选其一,并且相似组合的识别率接近(如第 1 次和第 8 次结果),这正是因为特征之间存在较大相关度。当原始特征集合经过相关性分析之后,保留 10 号、16 号和 30 号特征,就得到如表 2 所列结果。

对于其它情感,可以得到类似的结果,分别将高兴、惊奇、厌恶、悲伤、愤怒和恐惧情感作为目标情感时的 10 次平均识别效果,如表 3 和表 4 所列。

表 3 原始特征集合用最大最小蚁群算法运行结果

目标情感	初始特征个数	最优特征子集平均维数	平均测试识别率		平均验证识别率	
			TPR	FPR	TPR	FPR
高兴	104	3	65.33%	43.91%	59.10%	43.18%
惊奇	104	5.6	81.97%	48.57%	80.58%	51.55%
厌恶	104	3	79.56%	48.10%	73.70%	49.26%
悲伤	104	4.5	65.76%	45.09%	59.70%	45.91%
愤怒	104	5.7	62.97%	39.89%	59.94%	42.08%
恐惧	104	6.4	84.58%	40.68%	78.28%	42.86%

表 4 相关性筛选后的特征子集用最大最小蚁群算法运行结果

目标情感	初始特征个数	最优特征子集平均维数	平均测试识别率		平均验证识别率	
			TPR	FPR	TPR	FPR
高兴	67	2.9	63.93%	43.37%	57.93%	41.54%
惊奇	70	5.9	81.83%	49.75%	79.88%	51.78%
厌恶	63	3.8	81.00%	48.40%	76.85%	49.87%
悲伤	69	3	65.07%	47.79%	60.91%	48.28%
愤怒	69	5.8	64.22%	41.73%	61.66%	44.21%
恐惧	69	5.9	84.55%	41.37%	78.05%	43.46%

从表 3 和表 4 可以看出,相关分析前后的识别率没有太大变化,所选择的特征维数也成功降低,这说明相关性分析对特征子集选择的识别率不会有太大影响。

为进一步说明本方法的优越性,表 5 列出了利用不同算法得到的验证识别结果,主要对遗传算法^[7]、最大相关最小冗余算法(mRMR)^[17]、支持向量机(SVM)^[18]特征选择方法以及本文所提方法进行比较,同样以脉搏信号的恐惧(fear)情感为例说明,识别率是多次运算所得 TPR 和 FPR 的一个平均结果。

表 5 脉搏信号的恐惧情感在不同算法下的识别结果

算法	最优特征子集维数	平均识别率
遗传算法	52	65.18%
mRMR	6	63.78%
SVM	7	65.81%
基于相关性分析与最大最小蚁群算法的方法	6	67.30%

从表 5 的结果可以看出,在几种特征选择方法中,基于相关性分析和最大最小蚁群算法的特征选择方法所得到的识别率最高,并且最优特征子集维数较低,这更符合建立情感识别模型的需要。

从特征选择结果对比可得出,经过相关性筛选后的特征子集,再用最大最小蚁群算法结合 Fisher 分类器进行特征选择,在保证识别率的前提下,能够改善特征选择结果的稳定性,得到更稳定、优化的特征子集,为情感识别模型的建立奠定了坚实的基础,同时证明了本方法的有效性。

结束语 通过设计恰当的实验方案,得到脉搏信号的情感生理反应样本,对其进行预处理后提取 104 个统计特征作为原始特征集合,并对特征数据进行去除异常数值、归一化等处理,然后采用序列后向选择与线性相关系数分析法相结合

的方式筛选特征,最后用最大最小蚁群算法进行特征选择,并以 Fisher 分类识别率和特征选择维数两个因素确定适应度函数,对高兴、惊奇、厌恶、悲伤、愤怒、恐惧 6 种情感进行识别。实验结果表明,基于相关性分析和最大最小蚁群算法并结合 Fisher 分类器完成脉搏信号情感识别的方法是有效的,能得到更稳定有效的特征子集,与脉搏信号的各个情感建立起一种映射关系,从而构建出脉搏信号的有效情感识别模型。在得出的结果中可以看出,脉搏信号对恐惧情感的识别效果较好。表 6 中列出了经过相关性分析之后,在识别率和特征维数之间折中后确定的最优特征子集。时频域特征命名方式为“信号变量名-统计量”,小波系数特征命名方式为“统计量-信号变量名”。变量名中,pulse 表示脉搏信号,pulseA 表示脉搏信号的主波波峰值,pulseD 表示脉搏信号的主波波峰间隔,CA1 表示脉搏小波第 1 层低频系数,CD1 表示脉搏小波第 1 层高频系数,依次类推,共分解为 7 层小波。统计量中,mean(Mean)表示均值,median(Median)表示中值,std(Std)表示标准差,min(Min)表示最小值,max(Max)表示最大值,sum(Sum)表示求和,Pow 表示能量。

表 6 相关性分析后的特征选择结果

目标情感	最优特征子集编号	最优特征子集维数	特征名称
高兴	5,61,64	3	pulseD-mean,Pow-CA7,Min-CD1
惊奇	1,10,54,78,82,86	6	pulse-mean,pulseA-mean,Std-CA6,Std-CD3,Min-CD4,Pow-CD4
厌恶	1,5,20,79	4	pulse-mean,pulseD-mean,diffpulseD-sum,Median-CD3
悲伤	74,88,90,96	4	Pow-CD2,Min-CD5,Std-CD5,Std-CD6
愤怒	8,16,19,25,70,80	6	pulseD-min,diffpulseD-mean,diffpulseD-max,Median-CA1,Min-CD2,Pow-CD3
恐惧	7,10,12,16,30,77	6	pulseD-std,pulseA-mean,pulseA-std,diffpulseD-mean,Std-CA2,Mean-CD3

在接下来的工作中,可以加强脉搏信号情感生理反应样本的有效性选择,寻找更多的能有效反映脉搏信号情感的特征,并且将多种特征选择算法与不同的分类器相结合来识别情感。同时可以结合其他生理信号(例如心电、皮肤电导、呼吸等)识别多种情感状态,建立起一个比较完善的情感识别模型。

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 K H,Bang S W,Kim S R. Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals[J]. Medical and Biological Engineering and Computing,2004,42(3):419-427

[4] Wagner J,Kim J,André E. From physiological signals to emotions; Implementing and comparing selected methods for feature extraction and classification[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia & Expo. IEEE Computer Society Press,2005:940-943

当在陈述式对象族定义中使用预期解时,几何约束系统的所有解就是一个较小的对象族。使用预期解施加额外的约束,一个陈述式对象族模型有几个实现。预期解可以保证,如果一个几何系统是完备约束的,那么将会找到至多一个预期解,但根据拓扑约束仍然可以找到多个实现。尽管预期解会根据几何约束的连续性有所变化,但是仍然可以跟踪陈述式对象族模型实现中的拓扑变化。关于拓扑变化的详细内容在文献[12]中有详细阐述。

使用前面提出的组重写算法可以找到预期解。对于每个需要求解的子问题,最基本的工作是产生选择约束,这样对于每个子问题,可以选择一个解。对于特定的子问题,产生的选择约束取决于子问题的类型和原型。因为每个子问题至多需要找到一个解,不需要回溯搜索,所以这种计算预期解的方法也不费时。

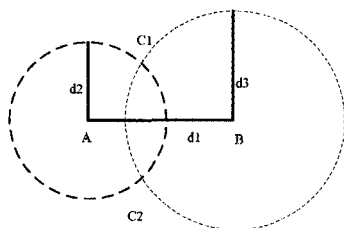


图5 一个简单的三角形子问题

再考虑图4所示的二维系统,该问题可以分解成3个简单的三角形问题,即 $\triangle ABC$ 、 $\triangle BCD$ 、 $\triangle ADE$ 。求解每个子问题,例如图5所示两个圆的交集确定子问题,可以通过求解交点的顺序来区分两个不同的解,即逆时针方向的 $\triangle ABC_1$ 和顺时针方向的 $\triangle ABC_2$ 。如果在点ABC的原型中是顺时针方向的,那么将选择约束Clockwise(A,B,C)添加到系统中;反之,如果是逆时针方向的,将选择约束CounterClockwise(A,B,C)添加到系统中。如果既不是顺时针也不是逆时针的,原型中的点就是共线,这时候需要通知用户。图5所示问题的另外一个子问题通过同样的过程求解。

结束语 本文引入两个非刚性组特征的类型,即可伸缩组特征和可放射组特征,与传统的刚性组特征一起,使用这3

个类型的组特征求解几何约束问题。使用一个简单的组重写方法,求解只有一个刚性组特征类型的大型约束问题。还提出了一种增量算法,以及在这种新的求解方法中的策略选择方法,它们都可以高效地找到问题的解,并减少解的个数。

参考文献

- [1] Bidarra R, Bronsvoort W F. Semantic feature modeling[J]. Computer-Aided Design, 2000, 32(3): 201-225
- [2] Bronsvoort W F, Bidarra R, Meiden H A V D, et al. The increasing role of semantics in object modeling[J]. Computer-Aided Design and Applications, 2010, 7(3): 431-440
- [3] Raghothama S. Constructive Topological Representations[C]// Proceedings ACM Symposium on Solid and Physical Modeling. Cardiff: ACM Press, 2006: 39-51
- [4] Laman G. On graphs and rigidity of plane skeletal structures[J]. Journal of Engineering Mathematics, 1970, 4(4): 331-340
- [5] Durand C, Hoffmann M. A systematic framework for solving geometric constraints analytically[J]. Journal of Symbolic Computation, 2000, 30(5): 493-519
- [6] Durand C, Hoffmann C M. A systematic framework for solving geometric constraints analytically[J]. Journal of Symbolic Computation, 2000, 30(5): 495-519
- [7] 戴春来. 基于自由度分析的耦合几何约束求解[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(12): 2168-2176
- [8] 赵伟. 自由形状特征的重用与抑制[D]. 杭州: 浙江大学, 2008: 13-17
- [9] 刘宪国, 孙立铸, 王其华, 等. 语义特征造型中对对象族模型研究[J]. 计算机科学, 2011, 38(3): 286-289
- [10] Bidarra R, Kraker K J D, Bronsvoort W F. Representation and management of feature information in a cellular model[J]. Computer-Aided Design, 1998, 30(4): 301-313
- [11] Bettig B, Shah J. Solution selectors: a user-oriented answer to the multiple solution problem in constraint solving[J]. Journal of Mechanical Design, 2003, 125(3): 443-451
- [12] 孙立铸, 刘宪国, 于春风, 等. 跟踪对象族模型拓扑结构变化研究[J]. 计算机科学, 2010, 37(12): 255-258
- [12] 陈希儒. 概率论与数理统计[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2009: 123-129
- [13] 盛骤, 谢式千, 潘承毅. 概率论与数理统计(第三版)[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001: 129-133
- [14] Dorigo M, Stützle T. Ant Colony Optimization[M]. MIT Press, 2004: 64-116
- [15] Ma Chang-wei, Liu Guang-yuan. Feature Extraction, Feature Selection and Classification from Electrocardiography to Emotions[C]// Proc. Int. Conf. Computational Intelligence and Natural Computing. Wuhan, June 2009: 190-193
- [16] Pan Li, Zheng Hong. Genetic Feature Selection for Texture Classification[J]. Geo-spatial Information Science, 2004, 7(3): 162-166
- [17] Peng Han-chuan, Long Fu-hui, Ding C. Feature selection based on mutual information: criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(8): 1226-1238
- [18] Nguyen M H, de la Torre F. Optimal feature selection for support vector machines[J]. Pattern Recognition, 2010, 43: 584-591

(上接第253页)

- [5] Kim J, André E. Emotion recognition based on physiological changes in music listening[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(12): 2067-2083
- [6] 张俊利, 蔺瑞燕. 脉搏波波形特征信息检测及与部分血流动力学变化相关分析[J]. 生物医学工程与临床, 2008, 12(2)
- [7] 葛臣. 脉搏信号在情感状态识别中的研究[D]. 重庆: 西南大学, 2010
- [8] LI Yun, WU Zhong-fu, LIU Jia-min, et al. Efficient feature selection for high-dimensional data using two-level filter[C]// Proc of Int Conf on Machine Learning and Cybernetics. Shanghai: IEEE, Aug. 2004: 1711-1716
- [9] Isabelle G, André E. An Introduction to variable and feature selection[J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3: 1157-1182
- [10] 毛勇, 周晓波. 特征选择算法研究综述[J]. 模式识别与人工智能, 2007, 20(2): 211-218
- [11] Mitra P, Mutthy C A, Pal S K. Unsupervised feature selection using feature similarity[J]. IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Intelligence, 2002, 24(3): 301-312