

结合非线性全局特征和谱特征的脑电情感识别

孙 颖, 马江河, 张雪英

SUN Ying, MA Jianghe, ZHANG Xueying

太原理工大学 信息与计算机学院, 太原 030024

College of Information and Computer, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China

SUN Ying, MA Jianghe, ZHANG Xueying. EEG emotion recognition based on nonlinear global features and spectral feature. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(17): 116-121.

Abstract: In view of the imperfection of the existing nonlinear characteristics of EEG signals which represent emotional information, this paper introduces phase space reconstruction theory into the feature extraction of emotional EEG signals, three nonlinear geometric features of trajectory-based descriptive contours under the reconstructed phase space are extracted as the new emotional EEG characteristic parameters. Combining the power spectrum entropy and nonlinear attribute feature (approximate entropy, maximum Lyapunov exponent, Hurst exponent) of EEG signals, a nonlinear global feature (nonlinear geometric feature + nonlinear attribute feature) and power spectrum entropy fusion algorithm based on Principal Component Analysis (PCA) is proposed, Support Vector Machine (SVM) is employed to classify for emotion recognition. The results show that the nonlinear global feature can realize emotion recognition more effectively, and the rate of two-classification emotion recognition is about 90%. The fusion emotion feature based on PCA can achieve better emotion recognition performance than a single feature, and the average recognition rate can reach 86.42% in four classification experiments. The results show that the recognition rate of nonlinear global feature is higher than that of nonlinear attribute feature, and the combination of nonlinear global feature and power spectrum entropy can construct better emotional EEG feature parameters.

Key words: phase space reconstruction; nonlinear geometric features; nonlinear global feature; feature fusion

摘 要: 针对现有表征情感信息的脑电信号的非线性特征提取不完善的问题, 将相空间重构技术引入情感脑电的识别中, 提取了在相空间重构下基于轨迹的描述轮廓的三种非线性几何特征作为新的情感脑电特征。结合脑电信号的功率谱熵以及非线性属性特征(近似熵、最大Lyapunov指数、Hurst指数), 提出了基于主成分分析(PCA)的非线性全局特征(非线性几何特征+非线性属性特征)和功率谱熵的融合算法, 以支持向量机(SVM)为分类器进行情感识别。结果显示, 非线性全局特征能更有效地实现情感识别, 二分类情感识别率约90%左右。基于PCA的融合情感特征相比单一特征能达到更佳的情感识别性能, 四分类实验中平均识别率可达86.42%。结果表明, 非线性全局特征相比非线性属性特征情感识别率有所提高, 非线性全局特征以及功率谱熵的结合可以构造出更佳的情感脑电特征参数。

关键词: 相空间重构; 非线性几何特征; 非线性全局特征; 特征融合

文献标志码: A **中图分类号:** TP391 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1803-0027

1 引言

自从“情感计算”这一概念在《Affective Computing》^[1]中被提出后, 情感识别成为情感计算的重要领域。脑电(Electroencephalogram, EEG)信号不仅可以反映大脑组

织的脑电活动及大脑的功能状态, 而且可以作为反映人类情感状态的有效信息^[2], 同时脑电采集具有方便简单、低成本且高时间分辨率的特点。因此, 基于脑电信号的情感识别具有一定的研究价值。

基金项目: 国家自然科学基金(No.61371193); 山西省青年科技研究基金(No.2013021016-2)。

作者简介: 孙颖(1981—), 女, 博士研究生, 讲师, 研究领域为情感语音识别、情感计算, E-mail: tyutysy@163.com; 马江河(1992—), 男, 硕士研究生, 研究领域为情感脑电识别、特征提取; 张雪英(1964—), 女, 博士研究生, 教授, 博士生导师, 研究领域为语音信号处理和情感识别。

收稿日期: 2018-03-02 **修回日期:** 2018-04-18 **文章编号:** 1002-8331(2018)17-0116-06

提取有效的情感特征参数是实现脑电信号情感识别的关键,Duan^[3]将脑电信号的微分熵作为情感识别的新特征,通过实验验证了该特征相对其他传统特征在情感识别上的有效性。此外,有研究人员对脑电信号的非线性特征进行了研究,李昕^[4]等提出了一种将排列熵和多重分形指数相结合的特征提取算法,最终情感识别率得到了很大的提高。李昕,蔡二娟^[5]等人采用主成分分析(PCA)将小波特征、近似熵以及Hurst指数实现特征融合,最终情感识别率均在85%左右。在目前的研究中,虽然脑电信号非线性特征的提取已经取得了一定的进展,但是大多数对脑电信号的非线性特征的研究并不完整,仅局限于Hurst指数、Lyapunov指数等这类表征脑电信号属性特征的提取,而未能从几何结构上真正地刻画出脑电信号的非线性特征。因此,本文从脑电信号的结构特性和属性特性两方面提取了脑电信号情感特征,并将脑电信号的非线性几何特征和非线性属性特征、功率谱熵进行相互融合,有效地弥补了非线性属性特征和功率谱熵在表情感状态信息上的不足,更完整地构造出脑电信号表情感差异度信息的情感特征集合。

由于相空间重构是混沌时间序列研究的关键步骤。基于以上问题,本文首先将相空间重构技术引入了脑电信号的特征提取中,提取了在相空间重构下基于轨迹的描述轮廓的三种非线性几何特征作为新的情感脑电特征。然后研究了基于PCA的脑电信号的非线性全局特征(非线性属性特征+非线性几何特征)以及功率谱熵特征的融合算法。最后,以SVM为分类器,通过实验验证了非线性全局特征以及融合特征算法的有效性。

2 脑电信号特征提取

本文采用的脑电信号情感识别系统如图1所示,将情感脑电数据预处理后提取情感特征,通过特征融合构造有效的情感特征子集,使用SVM作为分类器得到最终的识别结果。其中,获取代表情感差异度的脑电信号特征是本文的关键,脑电信号特征主要分为非线性特征与基于谱的特征^[5]。为了更充分地表征脑电信号的非线性特性,本文提取了脑电信号的非线性几何特征和非线性属性特征,将二者的结合称为非线性全局特征,谱特征本文主要选取功率谱熵特征。

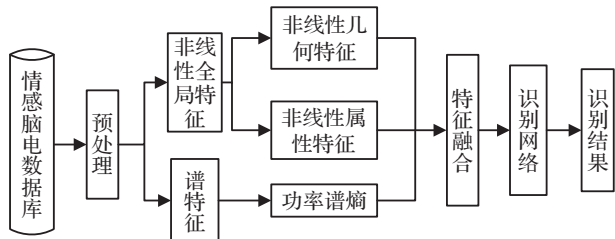


图1 脑电信号情感识别系统

2.1 非线性特性基本理论

脑电信号作为典型的非平稳信号,具有非线性特性^[6]。目前研究表明脑电信号的非线性特征可以很好地区分出不同的情感^[5]。因此,在情感识别领域,脑电信号非线性特征的提取有必要做进一步的研究。

相空间重构是由时间序列来恢复并刻画原动力系统的有效方法,是分析非线性动力学的第一步^[7],常用Takens提出的嵌入定理^[8]来对一维时间序列 $x(t)$ 选取合适的延迟时间 τ 和嵌入维数 m 来构造相空间向量 $X=(x(t),x(t+\tau),\cdots,x(t+(m-1)\tau))$,在相空间里吸引子的运动轨迹可以更全面刻画出情感脑电信号特征,因此对吸引子的分析有助于脑电信号的情感识别。

给定一维情感脑电信号 $x(i), i=1,2,\cdots,n$,根据嵌入定理选取合适的延迟时间 τ 和嵌入维数 m 对一维情感脑电信号时间序列进行相空间重构,如下式:

$$\begin{bmatrix} x(1) & x(1+\tau) & \cdots & x(1+(m+1)\tau) \\ x(2) & x(2+\tau) & \cdots & x(2+(m+1)\tau) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(i) & x(i+\tau) & \cdots & x(i+(m+1)\tau) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(k) & x(k+\tau) & \cdots & x(k+(m+1)\tau) \end{bmatrix} \tag{1}$$
$$i=1,2,\cdots,n, k=n-(m-1)\tau$$

其中行向量表示相空间重构图中单个吸引子的位置信息,而这些吸引子以列的形式进行相连形成相空间重构图中的运动轨迹。

在建立相空间的过程中,关键是选取合适的延迟时间以确保更充分展示出混沌系统中吸引子之间的几何拓扑结构,考虑到在脑电混沌系统中,任一分量都会受与之相关分量影响的特点,本文选定时间延迟 $\tau=4$ 和嵌入维数 $m=3$,将一维情感脑电信号扩展到三维空间中,以便从某一分量的时间序列来恢复并刻画情感脑电信号的运动轨迹。如图2所示为同一被试者在同一导联上的不同四种情感脑电信号的时域波形和相空间重构图。在时域波形上,悲伤、生气、高兴、中性四类情感中,除了中性情感比较明显外,其余三种情感从时域波形上很难区分。而在相空间重构图中,在结构上不仅能将吸引子的运动轨迹更好地刻画出来,而且不同的情感在各个维度上的延伸程度以及总体的聚集程度各不相同,因此,在高维空间中通过分析吸引子的运动轨迹能够有效地获取代表情感差异度的信息。

2.2 非线性几何特征提取

本文选定延迟时间 $\tau=4$,首先将原始波形与之后的两个样本存在的下述关系定义为标识线,通过分析吸引子到标识线的距离来研究脑电信号的几何结构,即

$$x(t)=x(t-4)=x(t-8) \tag{2}$$

通过相空间重构技术将一维情感脑电信号映射到三维空间后,在三维空间里通过分析吸引子的运动轨

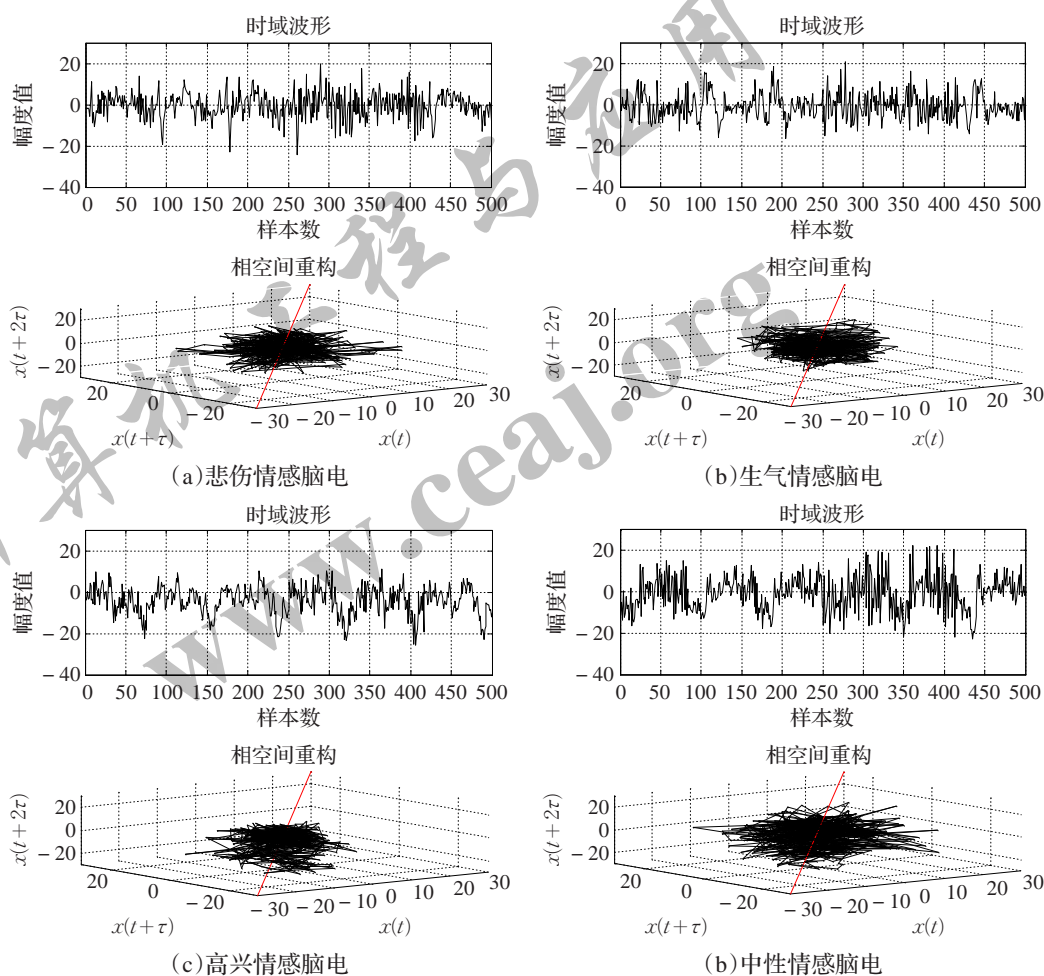


图2 四种不同脑电情感信号的时域波形以及对应的三维相空间重构图

迹,提取不同脑电情感状态下相空间重构的非线性几何特征;三种基于轨迹的描述符轮廓。

(1)第一轮廓:吸引子到圆心的距离表示为 $\bar{\alpha}=[\alpha_1, |\alpha_2|, \dots, |\alpha_n|]$:

$$|\alpha_i| = \sqrt{a_i^2 + (a_i + \tau_i)^2 + (a_i + 2\tau_i)^2} \quad (3)$$

其中 n 表示吸引子的数目,吸引子 $\alpha_i = (a_i, a_i + \tau_i, a_i + 2\tau_i)$ 。

(2)第二轮廓:吸引子到标识线的距离表示为 $\bar{d}=[d_1, d_2, \dots, d_n]$:

$$d_i = \frac{(1, 1, 1) \otimes (a_i, a_i + \tau_i, a_i + 2\tau_i)}{\sqrt{3}} \quad (4)$$

(3)第三轮廓:吸引子连续轨迹到圆心距离的总长度表示为 S :

$$s = \sum_{i=1}^n |\alpha_i| \quad (5)$$

2.3 非线性属性及功率谱熵特征提取

文献[9]已经证明,脑电信号的非线性特征可以高效地实现情感识别。为此,本文基于相空间重构理论提取了近似熵、Hurst 指数以及最大 Lyapunov 指数三种非线性属性特征并将三者融合。其中,近似熵^[10]可作为衡量时间序列中的新信息发生率的有效方法。Hurst^[11]指数可以表征大脑的活动状态以及功能状态。最大

Lyapunov 指数^[12]可以反映相邻轨道的局部收敛或者发散程度的快慢,本文采用 Wolf^[13]方法求得最大 Lyapunov 指数。三者分别从不同方面对脑电信号进行非线性属性特性描述。

在脑电信号的谱特征提取中,功率谱熵^[14]可以有效地表征大脑电生理活动状况,因此,功率谱熵可以作为度量大脑电生理活动的一个参数。

本文所提取的被试者 12 导脑电数据的特征统计如表 1 所示,其中 1~204 维属于非线性几何特征,205~276 维属于非线性属性特征,二者的结合为非线性全局特征,277~288 维为脑电信号的功率谱熵。

2.4 结合非线性全局特征与功率谱熵的情感脑电特征提取算法

情感特征子集的提取是实现情感识别的关键,脑电信号特征主要包括谱特征以及非线性特征,为了构造更有效的脑电情感特征子集,本文将脑电信号的谱特征以及非线性全局特征进行融合。在目前的研究中,PCA 是实现特征融合的有效算法,其主要利用正交变换的方法,将一组可能存在相关性的变量转换为线性不相关的变量,即变换后可用较少的变量来代替原始变量的大部分信息,不仅通过压缩变量的个数去除特征之间的冗余

表1 情感脑电特征统计

特征类型		特征编号	统计特征
非线性全局特征	非线性	1~96	吸引子到圆心距离的最大值、最小值、均值、中值、方差、标准偏差、偏度、峰度。
	几何特征	97~192	引子到标识线距离的最大值、最小值、均值、中值、方差、标准偏差、偏度、峰度。
		193~204	吸引子连续轨迹到圆心距离的总长度
	非线性属性特征	205~216	近似熵
局特征	非线性属性特征	217~264	Hurst的最大值、最小值、均值、方差
		265~276	最大Lyapunov指数
	谱特征	277~288	功率谱熵

信息,而且构造更具有代表性的特征向量。

基于以上提取的特征,采用PCA算法对脑电信号的非线性全局特征及功率谱熵特征实现了特征融合,最终选取方差矩阵特征根差异性较大的前125维主成分作为新的特征量,其中每种情感的累计贡献率均达90%以上。脑电信号作为典型的非线性信号,该算法结合脑电信号的属性特性和几何结构两方面提取了其非线性情感特征,更全面地表达了脑电信号的非线性特性,将其与功率谱熵特征的结合构造出更有效的脑电信号情感特征集合。

3 情感脑电数据库

本文选用TYUT2.0情感语音库^[15]作为语音数据来源,将每个声音随机呈现给参与者,且每个刺激仅显示一次,实验中的靶刺激为250 Hz的纯音信号,刺激程序采用E-prime2.0软件编写^[16],如图3为一个试次的实验流程图。

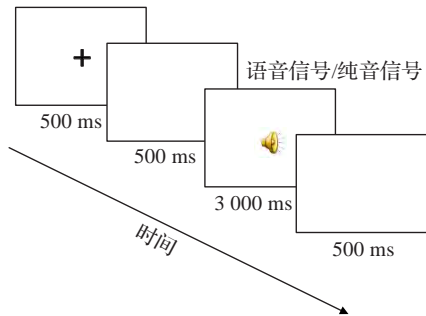


图3 一个试次的实验流程图

在TYUT2.0语音库情感语音的诱发下,提取被试者在不同情感语音的刺激下的64导脑电数据,如图4所示为用于采集脑电数据的Neuroscan 64导的电极分布图,本实验选取FC1、FC2、FC3、FC4、C1、C2、C3、C4、CP1、CP2、CP3、CP4位置处的电极,即共12导的脑电数据进行分析。最后筛选出高兴、悲伤、生气以及中性四种情感各50句,共200句。

由于脑电信号在采集过程中易受到其他噪声信号的干扰。因此,首先要对脑电信号进行预处理以去除采集到的脑电信号中所掺杂的伪迹,本实验脑电信号预处理以平均值作为参考值,采用0.5~30 Hz带通滤波器进行离线过滤。运动伪迹和EOG伪迹的运动范围

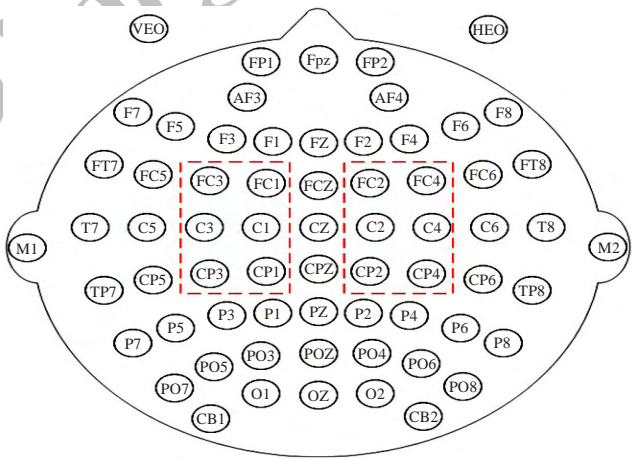


图4 Neuroscan 64导的电极分布图

是 $\pm 100\text{ }\mu\text{V}$ 。ERP波形的时间锁定是从刺激开始之前200 ms和刺激结束后1 000 ms之间的时间范围。其中,200 ms的预刺激期间的时间用于基线校正,具体预处理流程如图5所示。

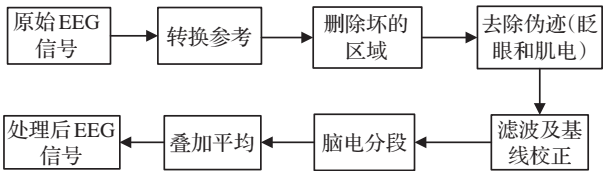


图5 脑电信号的预处理流程

4 实验方案及结果分析

情感识别的关键技术为情感特征提取,为了验证本文所提取非线性全局特征的可行性以及融合算法的有效性,本文分别以二分类和四分类两种方式进行设计,设计方案如下:

非线性全局特征是从几何结构和属性特性上对脑电信号非线性特性的表征,为了验证该特征的有效性,设计二分类实验,首先分别提取了脑电信号的非线性几何特征和非线性属性特征以及功率谱熵三种特征,然后分别以SVM为分类器对情感进行识别。最后分别以本文提取的非线性全局特征和基于PCA融合后的特征为情感参数,使用PCA技术降维处理得到的主成分作为特征向量,以SVM为分类器进行情感识别,实验结果如表2所示。

为了提取脑电信号更有效的情感特征子集,本实验

表2 二分类情感脑电正确识别比对 %

情感类型	情感脑电特征				本文特征融合算法
	功率谱熵	非线性属性特征	非线性几何特征	非线性全局特征	
生气+悲伤	52.50	90.80	81.38	91.00	92.21
生气+高兴	52.50	91.34	79.87	91.91	94.48
生气+中性	51.30	91.34	84.09	92.85	92.53
悲伤+高兴	49.75	85.49	75.97	93.50	95.45
悲伤+中性	55.25	88.31	77.49	93.18	93.83
高兴+中性	52.00	85.50	76.30	89.93	90.58

设计为四分类实验,首先设计实验一、实验二分别以脑电信号的非线性几何特征和脑电信号的非线性属性特征为情感特征进行情感识别。实验三将两类非线性特征进行结合,并使用PCA技术降维处理得到的主成分作为特征向量,其中主成分的累积贡献率均达90%以上,以SVM为分类器进行情感识别。实验四应用本文提出的基于PCA的非线性全局特征以及功率谱熵的融合算法,以SVM为分类器进行情感识别,识别结果如表3所示。

表3 四分类情感脑电正确识别比对 %

实验	特征类型	悲伤	生气	高兴	中性	平均识别率
实验一	非线性几何特征	81.39	81.20	75.76	64.07	75.61
实验二	非线性属性特征	75.10	82.03	70.34	79.87	76.84
实验三	非线性全局特征	82.47	76.41	78.79	79.87	79.38
实验四	本文特征融合算法	89.18	85.71	86.58	84.20	86.42

从表2和表3结果可以得出以下结论:

(1)表2结果显示,在脑电信号情感识别中,功率谱熵的情感识别率均在50%左右。非线性属性特征的识别率均在85%以上,相比功率谱熵提高了35%左右,而本文所提取的非线性几何特征的情感脑电信号平均识别率均在75%以上,相比功率谱熵平均识别率提高了约25%左右,而相比非线性属性特征识别率减少约10%。分析其原因,在图2的三维空间结构上可以看出,四种情感的空间结构相似性比较大,因此,相比非线性属性特征而言,非线性几何特征情感识别率较低。但是,在四种情感中,生气情感识别率相对较高,主要因为在三维空间中生气情感相对其他情感聚合程度较高,所以出现误判的可能性较小。综上可知,在上述三类情感特征中,非线性属性特征性能最优。其次,非线性全局特征的情感识别率均在90%左右,相比非线性几何特征和非线性属性特征识别率均有所提高,该结果证实,非线性几何特征和非线性属性特征在情感识别性能上有相互补充的作用,同时证明了本文所提取非线性几何特征的有效性。最后,利用本文提出的基于PCA的脑电信号的非线性全局特征以及功率谱熵的特征融合算法进行情感识别,最终的识别率均相对非线性全局特征均有所

提高。因此,本文所提出的基于PCA的脑电信号的非线性全局特征以及功率谱熵的特征融合算法可以构造出更优的脑电信号情感特征集合。

(2)从表3结果可以看出,实验一以脑电信号的非线性几何特征为情感参数进行情感识别,平均识别率可达75.61%,其中生气情感的识别率相对较高,与上文二分类实验中非线性几何特征验证实验结论一致。中性情感的识别率较低,这是因为中性情感相对其他情感聚合度略低,与其他情感具有较多相似的特征子集,因此,四分类实验中,中性情感误判的可能性较大,但是整体识别率比较理想,该实验验证了本文所提取的非线性几何特征的有效性。实验二以脑电信号的非线性属性特征为情感参数进行情感识别,平均识别率可达76.84%,相对非线性几何特征,情感平均识别率提高了1.23%。而实验三将非线性几何特征与非线性属性特征结合的实验结果显示,平均识别率为79.38%,相比非线性几何特征的情感识别率提高了3.77%,相比非线性属性特征的情感识别率提高2.54%,该实验证明了脑电信号情感识别中非线性全局特征的有效性,同时也证实了本文所提取的非线性几何特征的可行性。最后,实验四结果显示,应用本文提出的基于PCA的非线性全局特征以及功率谱熵特征的融合算法,识别率为86.42%,相比前三个实验,识别率分别提高10.81%、9.58%和7.04%,该结论验证了融合算法的有效性,同时说明功率谱熵与非线性几何特征以及非线性属性特征在情感识别上具有相互补充的作用,可以达到更理想的识别效果。

(3)图6更直观地显示出了四种特征类型的情感识别结果,本文所提出的特征的融合算法具有较好的识别性能,同时悲伤的识别率最高,可达89.18%。因此,非线性全局特征与功率谱熵的结合可以构造出更有效的脑电信号情感特征参数。

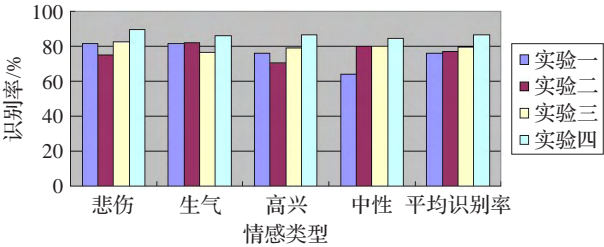


图6 四分类情感识别结果比对

5 结束语

鉴于脑电信号的非线性特性,本文首先将脑电信号的一维时间序列利用相空间重构技术映射到三维空间中,根据吸引子的运动轨迹提取了脑电信号的非线性几何特征作为新的情感脑电特征,并结合脑电信号的功率谱熵以及Hurst指数等非线性属性特征,通过PCA技术实现了特征融合。通过实验证明,针对脑电信号的几何

结构,本文提出的非线性几何特征能有效地实现脑电信号的情感识别,同时基于PCA的特征融合算法将脑电信号的非线性属性特征、非线性几何特征以及功率谱熵进行相互融合,构造出更优的脑电情感特征集合。因此,对于非线性信号而言,结合属性特征和几何特征可以更全面地表达其非线性特性。但是,本文在非线形几何特征中,中性情感的识别并不理想。因此,中性情感的非线性几何特征有待于进一步的研究,今后将考虑提取更优的非线性几何特征以区分中性情感。此外,提取情感脑电信号其他的有效特征也是下一步研究的重点。

参考文献:

- [1] Picard R W, Healey J. Affective wearables[J]. *Personal Technologies*, 1997, 1(4): 231-240.
- [2] Huang X, Kortelainen J, Zhao G, et al. Multi-modal emotion analysis from facial expressions and electroencephalogram[J]. *Computer Vision & Image Understanding*, 2016, 147(C): 114-124.
- [3] Duan R N, Zhu J Y, Lu B L. Differential entropy feature for EEG-based emotion classification[C]//International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering, 2013: 81-84.
- [4] 李昕, 齐晓英, 田彦秀, 等. 基于排列熵与多重分形指数结合的特征提取算法在情感识别中的应用[J]. *高技术通讯*, 2016, 26(7): 617-624.
- [5] 李昕, 蔡二娟, 田彦秀, 等. 一种改进脑电特征提取算法及其在情感识别中的应用[J]. *生物医学工程学杂志*, 2017(4): 510-517.
- [6] Li M, Chen W, Zhang T. Automatic epileptic EEG detection using DT-CWT-based non-linear features[J]. *Biomedical Signal Processing & Control*, 2017, 34: 114-125.
- [7] 孙颖, 宋春晓. 相空间重构的情感语音特征提取及优化[J]. *西安电子科技大学学报: 自然科学版*, 2017, 44(6): 162-168.
- [8] Takens F. Detecting strange attractors in turbulence[M]// *Lecture notes in mathematics*. Berlin: Springer-Verlag, 1981, 898: 366-381.
- [9] Hatamikia S, Nasrabadi A M. Recognition of emotional states induced by music videos based on nonlinear feature extraction and SOM classification[C]// *Biomedical Engineering*, 2014: 333-337.
- [10] Cuestafrau D, Mirómartínez P, Jordán N J, et al. Noisy EEG signals classification based on entropy metrics. Performance assessment using first and second generation statistics[J]. *Computers in Biology & Medicine*, 2017, 87: 141-151.
- [11] Lahmiri S. Generalized Hurst exponent estimates differentiate EEG signals of healthy and epileptic patients[J]. *Physica A Statistical Mechanics & Its Applications*, 2017.
- [12] 姚慧, 孙颖, 张雪英. 情感语音的非线性动力学特征[J]. *西安电子科技大学学报: 自然科学版*, 2016, 43(5): 167-172.
- [13] Wolf A, Swift J B, Swinney H L, et al. Determining Lyapunov exponents from a time series[J]. *Physica D Nonlinear Phenomena*, 1985, 16(3): 285-317.
- [14] Gai S P, Liu X Y, Liu J T, et al. Feature analysis of EEG of depression based on wavelet packet node power spectral entropy[J]. *Transducer & Microsystem Technologies*, 2017.
- [15] 宋静, 张雪英, 孙颖, 等. 基于模糊综合评价法的情感语音数据库的建立[J]. *现代电子技术*, 2016, 39(13): 51-54.
- [16] 杨江, 张雪英, 张奇萍, 等. 不同语种及非言语情感声音的ERP研究[J]. *清华大学学报: 自然科学版*, 2016(10): 1131-1136.
- [17] 胡荣耀, 刘星毅, 程德波, 等. 基于稀疏学习的低秩属性选择算法[J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53(10): 132-139.
- [18] 魏浩, 丁要军. 一种基于相关的属性选择改进算法[J]. *计算机应用与软件*, 2014, 31(8): 280-285.
- [19] Gu Q, Li Z, Han J. Joint feature selection and subspace Learning[C]// *IJCAI*, 2011: 1294-1299.
- [20] Cai X, Ding C, Nie F, et al. On the equivalent of low-rank linear regressions and linear discriminant analysis based regressions[C]// *ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 2013: 1124-1132.
- [21] Merris R. Laplacian matrices of graphs: a survey[J]. *Linear Algebra & Its Applications*, 1994, 197/198(2): 143-176.
- [22] Zhu X, Suk H I, Wang L, et al. A novel relational regularization feature selection method for joint regression and classification in ad diagnosis[J]. *Medical Image Analysis*, 2015, 75(6): 570-577.
- [23] Zhu X, Zhang S, Zhang J, et al. Cost-sensitive imputing missing values with ordering[C]// *AAAI*, 2007, 2.
- [24] Zhu P, Zuo W, Zhang L, et al. Unsupervised feature selection by regularized self-representation[J]. *Pattern Recognition*, 2015, 48(2): 438-446.
- [25] Nie F, Zhu W, Li X. Unsupervised feature selection with structured graph optimization[C]// *AAAI*, 2016: 1302-1308.
- [26] Graham D, Allinson N. Characterizing virtual eigensignatures for general-purpose face recognition[J]. *Journal of Nursing Management*, 1998, 3(2): 87-91.