



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107832709 A

(43)申请公布日 2018.03.23

(21)申请号 201711106298.4

(22)申请日 2017.11.10

(71)申请人 辽宁师范大学

地址 116029 辽宁省大连市沙河口区黄河路850号

(72)发明人 张永 张素华 吉晓敏

(74)专利代理机构 大连非凡专利事务所 21220

代理人 闪红霞

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06F 17/14(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/16(2006.01)

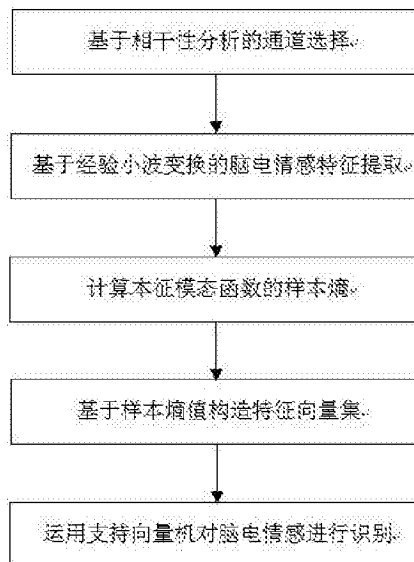
权利要求书2页 说明书8页 附图3页

(54)发明名称

基于经验小波变换进行特征提取的脑电情感识别方法

(57)摘要

本发明公开一种基于经验小波变换进行特征提取的脑电情感识别方法,根据脑电情感数据外围生理信号与脑电信号通道之间的相干性,选择相干性程度最高的几个脑电通道作为特征提取通道;基于经验小波变换进行脑电情感特征提取,经验小波变换分解后得到一系列本征模态函数;计算每个本征模态函数的样本熵,并基于样本熵值构造特征向量,从而形成一个特征向量集;将脑电情感数据按照唤醒度和效价两个维度划分成多个类别,运用支持向量机进行脑电情感的识别。本发明同时考虑脑电情感数据集中数据的非线性和非平稳性特性,保证了该方法的分类精度、准确率和执行速度。



1. 一种基于经验小波变换进行特征提取的脑电情感识别方法,其特征在于按照如下步骤依次进行:

a. 基于相干性分析的特征提取通道选择

a.1 依据式 $C_{xy}(f) = \frac{|P_{xy}(f)|^2}{P_{xx}(f)P_{yy}(f)}$ 计算脑电信号与外围生理信号在频率 f 上的相

干性,式中 $P_{xx}(f)$ 、 $P_{yy}(f)$ 和 $P_{xy}(f)$ 分别表示脑电信号序列 X 的功率谱密度、外围生理信号序列 Y 的功率谱密度,以及 X 和 Y 的交叉功率谱密度;

a.2 选择相干性分析值最高的3个脑电通道作为特征提取通道;

b. 基于经验小波变换的脑电情感信号特征提取

对选择通道的每个脑电情感数据 $f(t)$ 进行经验小波变换,分解成 $N+1$ 个本征模态函数

之和 $f(t) = \sum_{k=0}^N f_k(t)$, 式中 $f_k(t)$ 是第 k 个本征模态函数:

b.1 对原始信号 $f(t)$ 的傅立叶频谱进行自适应地分割,将频率范围 $[0, \pi]$ 分割成 N 个连续的部分 $\Lambda_n = [\omega_{n-1}, \omega_n]$, $n = 1, 2, \dots, N$ ($\omega_0 = 0, \omega_N = \pi$), 其中 ω_n 是傅立叶频谱相邻的两个极大值点之间的中点;

b.2 确定分割区间 Λ_n 后,对其加小波窗,根据Meyer小波的构造方法,分别确定经验尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 和经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 如下:

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \text{if } |\omega| \leq \omega_n - \tau_n \\ \cos\left[\frac{\pi}{2} \beta\left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n)\right)\right], & \text{if } \omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \text{if } \omega_n + \tau_n \leq \omega \leq \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \\ \cos\left[\frac{\pi}{2} \beta\left(\frac{1}{2\tau_{n+1}} (|\omega| - \omega_{n+1} + \tau_{n+1})\right)\right], & \text{if } \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \leq \omega \leq \omega_{n+1} + \tau_{n+1}, \\ \sin\left[\frac{\pi}{2} \beta\left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n)\right)\right], & \text{if } \omega_n - \tau_n \leq \omega \leq \omega_n + \tau_n, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

式中: $\tau_n = \gamma\omega_n$, $\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3)$, $\gamma < \min\left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n}\right)$;

b.3 定义经验小波变换 $W_f^s(n, t)$: 将傅里叶变换和逆变换分别记作 $F[\cdot]$ 和 $F^{-1}[\cdot]$, 则细节系数可以由经验小波函数和信号内积产生:

$$W_f^s(n,t) = \langle f(t), \psi_n(t) \rangle = \int f(\tau) \overline{\psi_n(\tau-t)} d\tau = F^{-1}[f(\omega) \hat{\psi}_n(\omega)];$$

近似系数则由尺度函数与信号内积产生:

$$W_f^s(0,t) = \langle f(t), \phi_1(t) \rangle = \int f(\tau) \overline{\phi_1(\tau-t)} d\tau = F^{-1}[f(\omega) \hat{\phi}_1(\omega)];$$

式中: $\psi_n(t)$ 和 $\phi_1(t)$ 分别是经验小波函数和尺度函数, $\hat{\psi}_n(t)$ 和 $\hat{\phi}_1(t)$ 分别是 $\psi_n(t)$ 和 $\phi_1(t)$ 的傅立叶变换, $\overline{\psi_n(t)}$ 和 $\overline{\phi_1(t)}$ 分别是 $\psi_n(t)$ 和 $\phi_1(t)$ 的复共轭; 则原始信号重构为:

$$f(t) = W_f^s(0,t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^s(n,t) * \psi_n(t) = F^{-1}[\hat{W}_f^s(0,\omega) \hat{\phi}_1(\omega) + \sum_{n=1}^N \hat{W}_f^s(n,\omega) \hat{\psi}_n(\omega)];$$

中: * 表示卷积, $\hat{W}_f^s(0,\omega)$ 和 $\hat{W}_f^s(n,\omega)$ 分别表示 $W_f^s(0,t)$ 和 $W_f^s(n,t)$ 的傅立叶变换;

本征模态函数 $f_k(t)$ 可定义如下:

$$f_0(t) = W_f^s(0,t) * \phi_1(t), \quad f_k(t) = W_f^s(k,t) * \psi_k(t) \quad (k=1, \dots, N);$$

c. 计算本征模态函数的样本熵

将每个本征模态函数按照不同的时间窗划分成 h 个段 s_1, \dots, s_h , 假定每个段包含 L 个数据 $\{u(i), 1 \leq i \leq L\}$;

基于 L 个数据 $\{u(i), 1 \leq i \leq L\}$, 构造一组 m 维空间的矢量 $x(1), x(2), \dots, x(L-m+1)$, 其中 $x(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)]$, $1 \leq i \leq L-m+1$, $m=2$;

定义两个矢量 $x(i)$ 与 $x(j)$ 之间的距离为 $d[x(i), x(j)] = \max_{k=0,1,\dots,m-1} (|u(i+k) - u(j+k)|)$,

所述 $1 \leq j \leq L-m+1$;

然后, 给定相似容限 r , 所述 $r = 0.21 \sim 0.25$, 对于每个 $1 \leq i \leq L-m$, 统计出 $d[x(i), x(j)] < r$ 的数目与矢量总数 $L-m-1$ 的比值, 记作 $C_i^m(r)$,

$$C_i^m(r) = \frac{\sum_j \{1 | d[x(i), x(j)] < r\}}{L-m-1}; \text{ 并定义 } B^m(r) = \frac{1}{L-m} \sum_{i=1}^{L-m} C_i^m(r);$$

此序列的样本熵值可表示为: $\text{SampEn}(m, r, L) = -\ln \left[\frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \right];$

d. 基于样本熵值构造特征向量集

将样本熵值构成一个特征向量, 形成一个特征向量集;

e. 对脑电情感进行识别

依据脑电情感数据在唤醒和效价维度上的值, 将脑电情感数据划分为多个类别, 运用支持向量机进行脑电情感的识别。

基于经验小波变换进行特征提取的脑电情感识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及数据挖掘领域,具体涉及一种基于经验小波变换和样本熵进行特征提取的脑电情感识别方法。

背景技术

[0002] 情感是由外界的感知所引发的一种心理和生理过程,它在人与人的交流过程中扮演着很重要的角色。情感识别在人们日常生活中也起到了越来越重要的作用,针对人类情感进行识别的方法主要包括人脸情感识别、语音情感识别和脑电情感识别等,但是面部表情、语音等特征易于被人掩饰或者伪装。随着可穿戴和干电极技术的发展,使得在现实环境中获取脑电信号,进行情感识别变得尤为方便。在脑电情感识别方法中,往往很难对所有通道的数据进行分析处理。因此,首要任务是从众多的通道中选择最有价值的通道进行数据预处理。然而,在脑电通道选择过程中,很少关注外围生理信号与脑电信号的联系。事实上,当人由于外界的感知产生一定的情感时,生理信号(脑电、肌电、皮肤电等)也会伴随着情感的变化而变化,是不同情感的重要体现。

[0003] 脑电信号一般具有非平稳、非线性等特性,特征提取是脑电情感识别的关键步骤。目前常用时频分析方法对脑电情感信号的特征进行分析,主要包括短时傅立叶变换、小波变换、经验模态分解等。但在实际应用中,短时傅立叶变换一旦选定窗函数后,时频分辨率往往固定不变,不能很好的体现情感信号的丰富特性。尽管小波变换具有多尺度特性,但由于需要选定小波基,很难满足对包含丰富信息的脑电信号的自适应性。经验模态分解可将非平稳信号自适应分解到多个本征模态函数中,但在分解的过程中仍存在问题,比如模态混叠现象,过包络、欠包络和端点效应等。

[0004] 综上所述,现有的特征提取方法并不能很好地处理情感脑电信号的非线性和非平稳性问题,分类精度及准确率相对较低。

发明内容

[0005] 发明是为了解决现有技术所存在的上述技术问题,提供一种可提高分类精度的基于经验小波变换和样本熵进行特征提取的脑电情感识别方法。

[0006] 本发明的技术解决方案是:一种基于经验小波变换进行特征提取的脑电情感识别方法,其特征在于按照如下步骤依次进行:

a. 基于相干性分析的特征提取通道选择

a.1 依据式 $C_{xy}(f) = \frac{|P_{xy}(f)|^2}{P_{xx}(f)P_{yy}(f)}$ 计算脑电信号与外围生理信号在频率 f 上的

相干性,式中 $P_{xx}(f)$ 、 $P_{yy}(f)$ 和 $P_{xy}(f)$ 分别表示脑电信号序列 X 的功率谱密度、外围生理信号序列 Y 的功率谱密度,以及 X 和 Y 的交叉功率谱密度;

a.2 选择相干性分析值最高的3个脑电通道作为特征提取通道;

b. 基于经验小波变换的脑电情感信号特征提取

对选择通道的每个脑电情感数据 $f(t)$ 进行经验小波变换, 分解成 $N+1$ 个本征模态函数之和 $f(t) = \sum_{k=0}^N f_k(t)$, 式中 $f_k(t)$ 是第 k 个本征模态函数:

b.1 对原始信号 $f(t)$ 的傅立叶频谱进行自适应地分割, 将频率范围 $[0, \pi]$ 分割成 N 个连续的部分 $\Lambda_n = [\omega_{n-1}, \omega_n]$, $n=1, 2, \dots, N$ ($\omega_0 = 0, \omega_N = \pi$), 其中 ω_n 是傅立叶频谱相邻的两个极大值点之间的中点;

b.2 确定分割区间 Λ_n 后, 对其加小波窗, 根据 Meyer 小波的构造方法, 分别确定经验尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 和经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 如下:

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \text{if } |\omega| \leq \omega_n - \tau_n \\ \cos\left[\frac{\pi}{2} \beta\left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n)\right)\right], & \text{if } \omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \text{if } \omega_n + \tau_n \leq \omega \leq \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \\ \cos\left[\frac{\pi}{2} \beta\left(\frac{1}{2\tau_{n+1}} (|\omega| - \omega_{n+1} + \tau_{n+1})\right)\right], & \text{if } \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \leq \omega \leq \omega_{n+1} + \tau_{n+1}, \\ \sin\left[\frac{\pi}{2} \beta\left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n)\right)\right], & \text{if } \omega_n - \tau_n \leq \omega \leq \omega_n + \tau_n, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

式中: $\tau_n = \gamma \omega_n$, $\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3)$, $\gamma < \min\left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n}\right)$;

b.3 定义经验小波变换 $W_f^s(n, t)$: 将傅里叶变换和逆变换分别记作 $F[\cdot]$ 和 $F^{-1}[\cdot]$, 则细节系数可以由经验小波函数和信号内积产生:

$$W_f^s(n, t) = \langle f(t), \psi_n(t) \rangle = \int f(\tau) \overline{\psi_n(\tau - t)} d\tau = F^{-1}[f(\omega) \hat{\psi}_n(\omega)];$$

近似系数则由尺度函数与信号内积产生:

$$W_f^s(0, t) = \langle f(t), \phi_0(t) \rangle = \int f(\tau) \overline{\phi_0(\tau - t)} d\tau = F^{-1}[f(\omega) \hat{\phi}_0(\omega)];$$

式中: $\psi_n(t)$ 和 $\phi_0(t)$ 分别是经验小波函数和尺度函数, $\hat{\psi}_n(t)$ 和 $\hat{\phi}_0(t)$ 分别是 $\psi_n(t)$ 和 $\phi_0(t)$ 的傅立叶变换, $\overline{\psi_n(t)}$ 和 $\overline{\phi_0(t)}$ 分别是 $\psi_n(t)$ 和 $\phi_0(t)$ 的复共轭; 则原始信号重构为:

$$f(t) = W_f^s(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{s=1}^N W_f^s(n, t) * \psi_s(t) = F^{-1}[\hat{W}_f^s(0, \omega) \hat{\phi}_1(\omega) + \sum_{s=1}^N \hat{W}_f^s(n, \omega) \hat{\psi}_s(\omega)];$$

中：*表示卷积， $\hat{W}_f^s(0, \omega)$ 和 $\hat{W}_f^s(n, \omega)$ 分别表示 $W_f^s(0, t)$ 和 $W_f^s(n, t)$ 的傅立叶变换；

本征模态函数 $f_k(t)$ 可定义如下：

$$f_1(t) = W_f^s(0, t) * \phi_1(t), \quad f_k(t) = W_f^s(k, t) * \psi_k(t) \quad (k=1, \dots, N);$$

c. 计算本征模态函数的样本熵

将每个本征模态函数按照不同的时间窗划分成 h 个段 s_1, \dots, s_h , 假定每个段包含 L 个数据 $\{u(i), 1 \leq i \leq L\}$;

基于 L 个数据 $\{u(i), 1 \leq i \leq L\}$, 构造一组 m 维空间的矢量 $x(1), x(2), \dots, x(L-m+1)$, 其中 $x(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)]$, $1 \leq i \leq L-m+1$, $m=2$;

定义两个矢量 $x(i)$ 与 $x(j)$ 之间的距离为 $d[x(i), x(j)] = \max_{k=0,1,\dots,m-1} (|u(i+k) - u(j+k)|)$, 所述 $1 \leq j \leq L-m+1$;

然后, 给定相似容限 r , 所述 $r = 0.21 \sim 0.25$, 对于每个 $1 \leq i \leq L-m$, 统计出 $d[x(i), x(j)] < r$ 的数目与矢量总数 $L-m-1$ 的比值, 记作 $C_i^m(r)$,

$$C_i^m(r) = \frac{\sum_j \{1 | d[x(i), x(j)] < r\}}{L-m-1}; \text{并定义 } B^m(r) = \frac{1}{L-m} \sum_{i=1}^{L-m} C_i^m(r);$$

此序列的样本熵值可表示为: $\text{SampEn}(m, r, L) = -\ln \left[\frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \right];$

d. 基于样本熵值构造特征向量集

将样本熵值构成一个特征向量, 形成一个特征向量集;

e. 对脑电情感进行识别

依据脑电情感数据在唤醒和效价维度上的值, 将脑电情感数据划分为多个类别, 运用支持向量机进行脑电情感的识别。

[0007] 本发明公开一种基于经验小波变换进行特征提取的脑电情感识别方法, 根据脑电情感数据外围生理信号与脑电信号通道之间的相干性, 选择相干性程度最高的几个脑电通道作为特征提取通道; 基于经验小波变换进行脑电情感特征提取, 经验小波变换分解后得到一系列本征模态函数; 计算每个本征模态函数的样本熵, 并基于样本熵值构造特征向量, 从而形成一个特征向量集; 将脑电情感数据按照唤醒度和效价两个维度划分成多个类别, 运用支持向量机进行脑电情感的识别。本发明同时考虑脑电情感数据集中数据的非线性和非平稳性特性, 保证了该方法的分类精度、准确率和执行速度。

附图说明

[0008] 图1是本发明实施例的流程图。

[0009] 图2是本发明实施例中任务1在不同段长情况下的分类精度示意图。

[0010] 图3是本发明实施例中任务2在不同段长情况下的分类精度示意图。

具体实施方式

[0011] 本发明的基于经验小波变换进行特征提取的脑电情感识别方法,如图1所示,按照如下步骤依次进行:

a. 基于相干性分析的特征提取通道选择

a.1 依据式 $C_{xy}(f) = \frac{|P_{xy}(f)|^2}{P_{xx}(f)P_{yy}(f)}$ 计算脑电信号与外围生理信号在频率 f 上的

相干性,式中 $P_{xx}(f)$ 、 $P_{yy}(f)$ 和 $P_{xy}(f)$ 分别表示脑电信号序列 X 的功率谱密度、外围生理信号序列 Y 的功率谱密度,以及 X 和 Y 的交叉功率谱密度;

a.2 选择相干性分析值最高的3个脑电通道作为特征提取通道;

b. 基于经验小波变换的脑电情感信号特征提取

对选择通道的每个脑电情感数据 $f(t)$ 进行经验小波变换,分解成 $N+1$ 个本征模态函数

之和 $f(t) = \sum_{k=0}^N f_k(t)$, 式中 $f_k(t)$ 是第 k 个本征模态函数:

b.1 对原始信号 $f(t)$ 的傅立叶频谱进行自适应地分割,将频率范围 $[0, \pi]$ 分割成 N 个连续的部分 $\Lambda_n = [\omega_{n-1}, \omega_n]$, $n = 1, 2, \dots, N$ ($\omega_0 = 0, \omega_N = \pi$), 其中 ω_n 是傅立叶频谱相邻的两个极大值点之间的中点;

b.2 确定分割区间 Λ_n 后,对其加小波窗,根据Meyer小波的构造方法,分别确定经验尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 和经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 如下:

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \text{if } |\omega| \leq \omega_n - \tau_n \\ \cos\left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n)\right)\right], & \text{if } \omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \text{if } \omega_n + \tau_n \leq \omega \leq \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \\ \cos\left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_{n+1}} (\omega - \omega_{n+1} + \tau_{n+1})\right)\right], & \text{if } \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \leq \omega \leq \omega_{n+1} + \tau_{n+1} \\ \sin\left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} (\omega - \omega_n + \tau_n)\right)\right], & \text{if } \omega_n - \tau_n \leq \omega \leq \omega_n + \tau_n \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0012] 式中:

$$\tau_n = \gamma \omega_n, \quad \beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3), \quad \gamma < \min\left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n}\right);$$

b.3 定义经验小波变换 $W_f^s(n, t)$: 将傅里叶变换和逆变换分别记作 $F[\cdot]$ 和 $F^{-1}[\cdot]$, 则细节系数可以由经验小波函数和信号内积产生:

$$W_f^s(n, t) = \langle f(t), \psi_n(t) \rangle = \int f(\tau) \overline{\psi_n(\tau - t)} d\tau = F^{-1}[f(\omega) \hat{\psi}_n(\omega)];$$

近似系数则由尺度函数与信号内积产生:

$$W_f^s(0, t) = \langle f(t), \phi_1(t) \rangle = \int f(\tau) \overline{\phi_1(\tau - t)} d\tau = F^{-1}[f(\omega) \hat{\phi}_1(\omega)];$$

式中: $\psi_n(t)$ 和 $\phi_1(t)$ 分别是经验小波函数和尺度函数, $\hat{\psi}_n(t)$ 和 $\hat{\phi}_1(t)$ 分别是 $\psi_n(t)$ 和 $\phi_1(t)$ 的傅立叶变换, $\overline{\psi_n(t)}$ 和 $\overline{\phi_1(t)}$ 分别是 $\psi_n(t)$ 和 $\phi_1(t)$ 的复共轭; 则原始信号重构为:

$$f(t) = W_f^s(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^s(n, t) * \psi_n(t) = F^{-1}[\hat{W}_f^s(0, \omega) \hat{\phi}_1(\omega) + \sum_{n=1}^N \hat{W}_f^s(n, \omega) \hat{\psi}_n(\omega)];$$

中: $*$ 表示卷积, $\hat{W}_f^s(0, \omega)$ 和 $\hat{W}_f^s(n, \omega)$ 分别表示 $W_f^s(0, t)$ 和 $W_f^s(n, t)$ 的傅立叶变换;

本征模态函数 $f_k(t)$ 可定义如下:

$$f_0(t) = W_f^s(0, t) * \phi_1(t), \quad f_k(t) = W_f^s(k, t) * \psi_k(t) \quad (k=1, \dots, N);$$

c. 计算本征模态函数的样本熵

将每个本征模态函数按照不同的时间窗划分成 h 个段 s_1, \dots, s_h , 假定每个段包含 L 个数据 $\{u(i), 1 \leq i \leq L\}$;

基于 L 个数据 $\{u(i), 1 \leq i \leq L\}$, 构造一组 m 维空间的矢量 $x(1), x(2), \dots, x(L-m+1)$, 其中 $x(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)]$, $1 \leq i \leq L-m+1$, $m=2$;

定义两个矢量 $x(i)$ 与 $x(j)$ 之间的距离为 $d[x(i), x(j)] = \max_{k=0, 1, \dots, m-1} \{|u(i+k) - u(j+k)|\}$,

所述 $1 \leq j \leq L-m+1$;

然后, 给定相似容限 r (r 的取值范围为 $0.21 \sim 0.25$), 对于每个 $1 \leq i \leq L-m$, 统计出 $d[x(i), x(j)] < r$ 的数目与矢量总数 $L-m-1$ 的比值, 记作

$$C_i^m(r), \quad C_i^m(r) = \frac{\sum_j \{1 | d[x(i), x(j)] < r\}}{L-m-1}; \text{ 并定义 } B^m(r) = \frac{1}{L-m} \sum_{i=1}^{L-m} C_i^m(r);$$

此序列的样本熵值可表示为: $\text{SampEn}(m, r, L) = -\ln \left[\frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \right];$

d. 基于样本熵值构造特征向量集

将样本熵值构成一个特征向量,形成一个特征向量集;

e. 对脑电情感进行识别

依据脑电情感数据在唤醒和效价维度上的值,将脑电情感数据划分为多个类别,运用支持向量机进行脑电情感的识别。

[0013] 本发明实施例的效果分析:

准确率、分类精度是重要的评估分类表现的标准,这两个标准同时涵盖了正类和负类的表现性能,因此被广泛用于研究中。分类精度的定义如下:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{P + N}$$

用 TP , TN , P 和 N 分别表示真正类,假负类,正元组数和负元组数。 TP 只被分类器正确分类的正元组, TN 只被分类器正确分类的负元组。

[0014] 本发明实施例进行情感识别的数据集是DEAP数据集。DEAP数据集是由Koelstra等人构建的一个多模态情感数据库,它包含了32个受试者观看40个时长为1分钟的音乐视频,记录了32个通道的脑电信号,以及8个通道的外围生理信号,采样频率为128Hz。每个受试者观看完一个视频后,都会对视频从唤醒度、效价、喜爱度、熟悉度等四个维度进行评分。

[0015] 本发明实施例仅对DEAP数据集中的脑电信号进行处理,数据集中包含 $32 \times 40 = 1280$ 个数据样本。为提高识别效率,每个样本仅选择了每个视频中间的9秒数据(第34~42秒的数据),因此每个样本共 $128 \times 9 \times 3 = 3456$ 个数据点。

[0016] 本发明实施例对唤醒度(Arousal)和效价(Valence)两个维度进行了情感识别。在DEAP数据集中,每个受试者对这两个维度的评分区间为1(低)—9(高)。本发明实施例中,将评分为1-5的划分为低,而5-9的评分划分为高。因此,在该两维度下,样本被划分为4类:高唤醒度(HA),低唤醒度(LA),高效价(HV),低效价(LV)。在此基础上,本发明实施例构造了2个二分类问题,如表1所示。

[0017] 表1 二分类任务描述

任务	类别	每类样本数
1	HA	754
	LA	526
2	HV	724
	LV	556

本发明实施例首先围绕4种情感下32个脑电信号的通道与8个外围生理信号通道的相干性展开分析。本发明中共计算了四种情感(HA、LA、HV和LV)下,32个脑电信号的通道与8个外围生理信号的通道的相干性系数,实验共进行了 $32 \times 8 \times 4 = 1024$ 次相干性分析,最终选取了相干性系数出现次数最高的三个通道,分别是FP1,01和AF4,用于后续的特征提取。

[0018] 本发明实施例考虑了不同时间窗下所划分的不同段长情况下的情感分类精度。在样本熵的计算中,限定参数 $m=2$, r 的取值范围为 $0.10 \sim 0.25$ 。在每一个任务中,分别考虑了4个不同段长的情况:(a)每一段是1152个点;(b)每一段是384个点;(c)每一段是192个点;

(d) 每一段是128个点。分类器选择支持向量机,实验采用十折交叉验证求取平均值。具体结果如图2、图3所示。

[0019] 从图2、图3可以清楚地看到:

对于任务1,当段长 $N=1152$ 和 $N=384$ 时,分类精度整体较优,高于95%。进一步观察发现,段长 $N=384$ 时的分类精度略高于 $N=1152$ 时的精度。当段长 $N=192$ 和 $N=128$ 时,在 r 取值较小时,分类性能不够稳定,波动较大,分类精度较低,随着 r 值的不断增大,分类精度逐渐增加。在 $r > 0.20$ 后,分类精度与段长为1152和384时相当,也表现出了良好的情感识别率。

[0020] 对于任务2,本发明提出的方法在段长为384和192时获得了较理想的分类精度。尽管在段长为1152时分类曲线表现平稳,但整体上都低于段长为384和192的精度。在段长为128时,情况大致与任务1相似。在 r 较小时分类精度较低,当 $r > 0.16$ 时,获得了较理想的分类性能。

[0021] 结果表明,本发明提出的情感识别方法,在 $m=2, r=0.21 \sim 0.25$ 时,都能获得较高的分类精度。表2给出了在此参数下的平均分类精度。

[0022] 表2 平均分类精度

任务	$N=1152$	$N=384$	$N=192$	$N=128$	平均值
1	96.09%	97.97%	98.80%	99.55%	98.10%
2	89.58%	98.57%	99.45%	99.70%	96.83%

不论是任务1还是任务2,平均分类准确率随着 N 的减小而逐渐增加。在段长逐渐递减的情况下,任务1的平均分类准确率增加幅度不大,而任务2的增加幅度相对较大。

[0023] 本发明实施例与其他同样使用DEAP数据库的方法进行了比较。具体结果如表3所示。在这些比较方法中,Mohammadi等人采用离散小波变换(DWT)提取了相应的脑电信号特征进行情感识别,在其实验中使用五对通道(F3-F4,F7-F8,FC1-FC2,FC5-FC6,FP1-FP2),时间窗口分别设置为2秒和4秒,情感分类包含高/低效价和高/低唤醒度。Jie等人使用Kolmogorov-Smirnov(K-S)测试选取了几个通道,并计算了相应的样本熵值,并用支持向量机进行分类。在其实验过程中,对于HAHV/HALV分类任务,选择通道F3,CP5,FP2,FZ和FC2,对于LALV/HALV分类任务,选择通道FP1,T7和AF4,该实验采用三折交叉验证。本发明列出了在 $m=2, r=0.21 \sim 0.25$ 情况下的平均值。

[0024] 表3. 不同方法下的分类精度

方法	特征	通道	情感分类	分类精度(%)
Mohammadi 等人	DWT	10	HA/LA	84.05
			HV/LV	86.75
Jie 等人	K-S, SampEn	5	HAHV/HALV	80.43
			LALV/HALV	71.16
本发明实施例	EWT+SampEn	3	HA/LA	98.10
			HV/LV	98.83

从表3中可以发现,本发明实施例比Mohammadi等人任务1(HA/LA)和任务2(HA/LA)平均精度高约14.05%和10.08%,也远高于Jie等人的试验结果。此外,本发明实施例使用了3个通道的数据提取特征,而Mohammadi等人使用10个通道。综上,本发明能够有效的提高脑电

情感数据的分类精度。

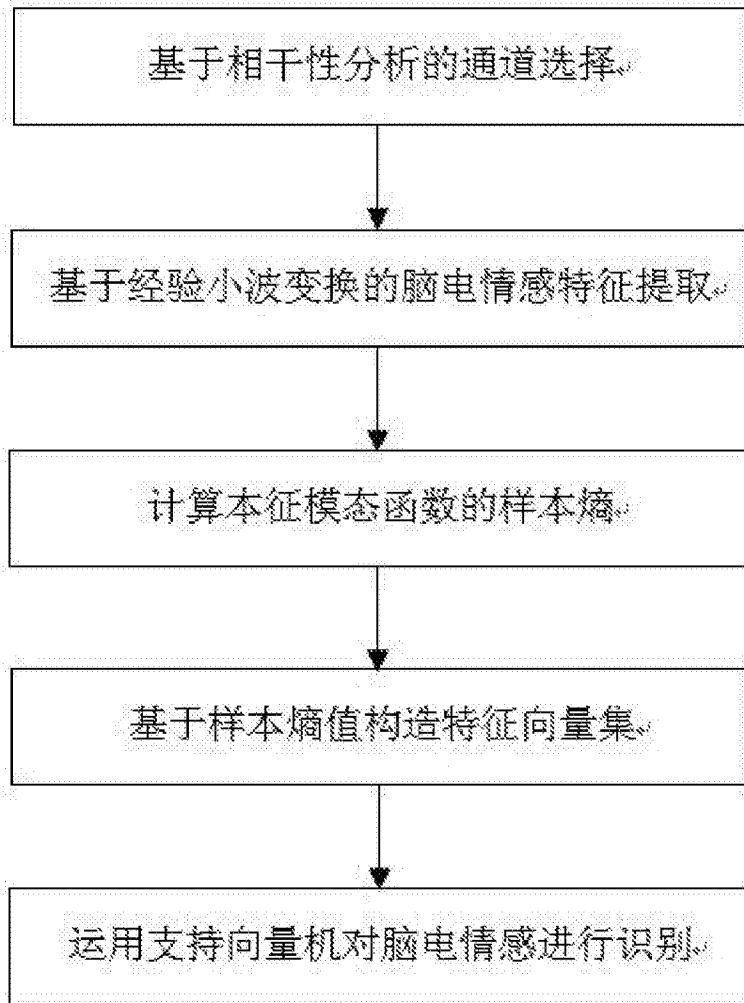


图1

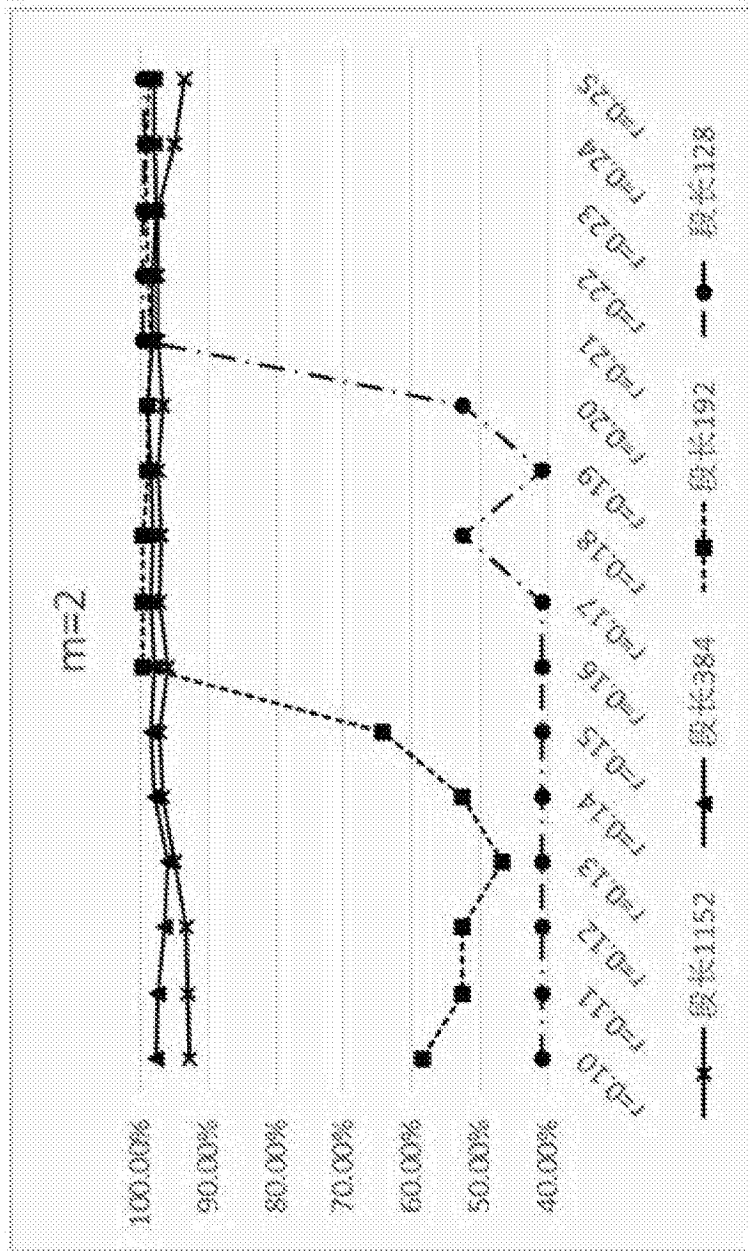


图2

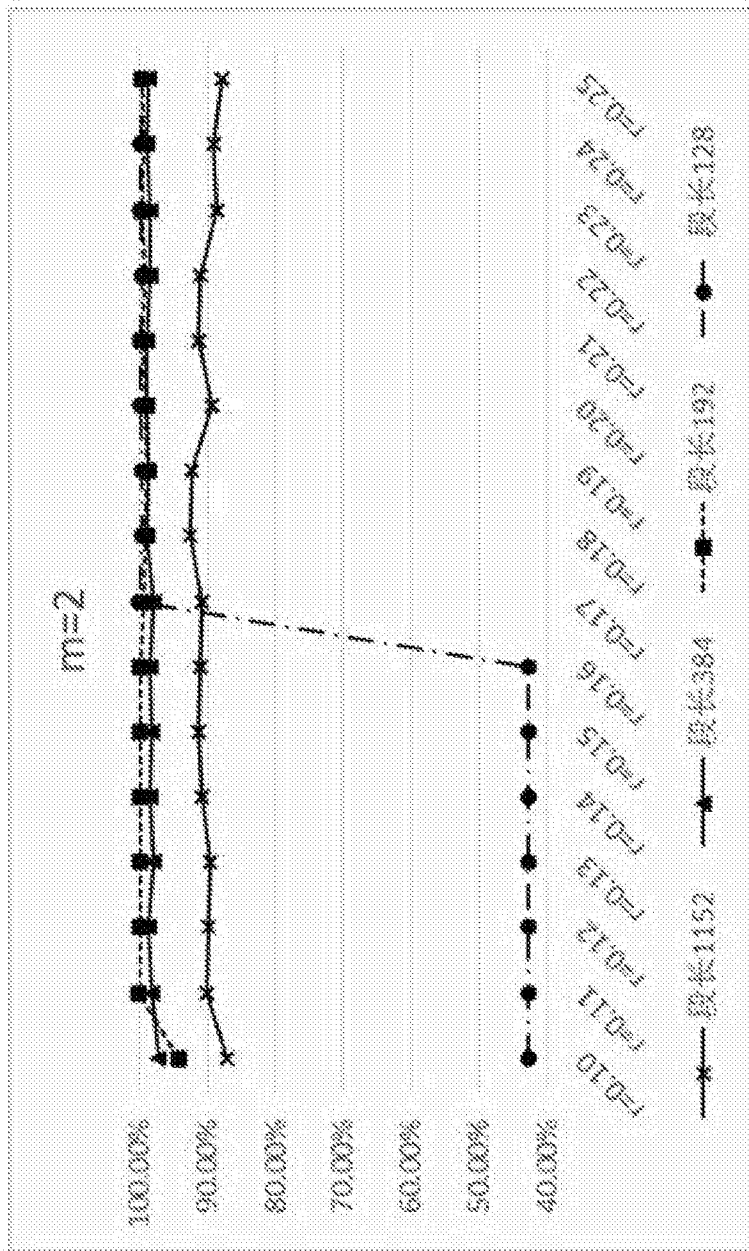


图3

专利名称(译)	基于经验小波变换进行特征提取的脑电情感识别方法		
公开(公告)号	CN107832709A	公开(公告)日	2018-03-23
申请号	CN201711106298.4	申请日	2017-11-10
[标]申请(专利权)人(译)	辽宁师范大学		
申请(专利权)人(译)	辽宁师范大学		
当前申请(专利权)人(译)	辽宁师范大学		
[标]发明人	张永 张素华 吉晓敏		
发明人	张永 张素华 吉晓敏		
IPC分类号	G06K9/00 G06F17/14 A61B5/0476 A61B5/00 A61B5/16		
CPC分类号	G06K9/00523 A61B5/0476 A61B5/16 A61B5/7246 A61B5/7253 G06F17/141 G06F17/148		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开一种基于经验小波变换进行特征提取的脑电情感识别方法，根据脑电情感数据外围生理信号与脑电信号通道之间的相干性，选择相干性程度最高的几个脑电通道作为特征提取通道；基于经验小波变换进行脑电情感特征提取，经验小波变换分解后得到一系列本征模态函数；计算每个本征模态函数的样本熵，并基于样本熵值构造特征向量，从而形成一个特征向量集；将脑电情感数据按照唤醒度和效价两个维度划分成多个类别，运用支持向量机进行脑电情感的识别。本发明同时考虑脑电情感数据集中数据的非线性和非平稳性特性，保证了该方法的分类精度、准确率和执行速度。

