



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114469137 A

(43) 申请公布日 2022. 05. 13

(21) 申请号 202111560169.9

(22) 申请日 2021.12.20

(71) 申请人 东南大学

地址 211102 江苏省南京市江宁区东南大学路2号

(72) 发明人 郑文明 常洪丽 宗源 江星洵
唐传高

(74) 专利代理机构 南京苏高专利商标事务所
(普通合伙) 32204

专利代理师 冯艳芬

(51) Int.Cl.

A61B 5/372 (2021.01)

A61B 5/16 (2006.01)

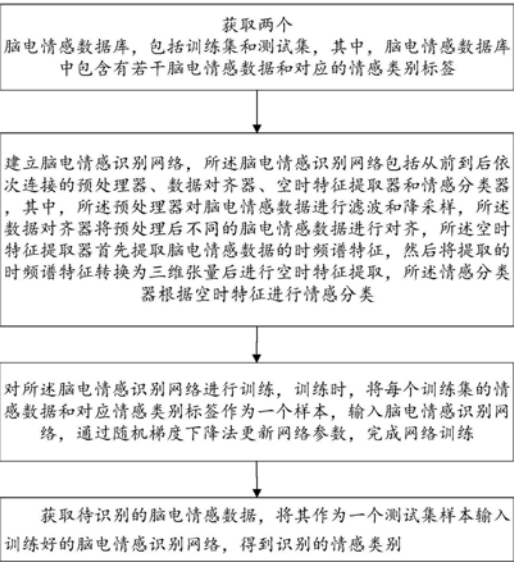
权利要求书3页 说明书8页 附图2页

(54) 发明名称

基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别方法及系统

(57) 摘要

本发明公开了一种基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别方法和系统,方法包括:
(1) 获取两个脑电情感数据库,一个作为训练集另一个作为测试集;(2) 建立脑电情感识别网络,包括从前到后依次连接的预处理器、数据对齐器、空时特征提取器和情感分类器,其中,所述空时特征提取器首先提取脑电情感数据的时频谱特征,然后将提取的时频谱特征转换为三维张量后进行空时特征提取,所述情感分类器根据空时特征进行情感分类;(3) 对所述脑电情感识别网络进行训练;(4) 获取待识别的脑电情感数据,将其作为一个测试集样本输入训练好的脑电情感识别网络,得到识别的情感类别。本发明识别准确率更高。



1. 一种基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别方法,其特征在于该方法包括:

(1) 获取两个脑电情感数据库,一个作为训练集另一个作为测试集,其中,脑电情感数据库中包含有若干脑电情感数据和对应的情感类别标签;

(2) 建立脑电情感识别网络,所述脑电情感识别网络包括从前到后依次连接的预处理器、数据对齐器、空时特征提取器和情感分类器,其中,所述预处理器对脑电情感数据进行滤波和降采样,所述数据对齐器将预处理后不同的脑电情感数据进行对齐,所述空时特征提取器首先提取脑电情感数据的时频谱特征,然后将提取的时频谱特征转换为三维张量后进行空时特征提取,所述情感分类器根据空时特征进行情感分类;

(3) 对所述脑电情感识别网络进行训练,训练时,将每个训练集的情感数据和对应情感类别标签作为一个样本,输入脑电情感识别网络,通过随机梯度下降法更新网络参数,完成网络训练;

(4) 获取待识别的脑电情感数据,将其作为一个测试集样本输入训练好的脑电情感识别网络,得到识别的情感类别。

2. 根据权利要求1所述的基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别方法,其特征在于:所述预处理器具体包括前后连接的滤波器和降采样器,所述滤波器用于将脑电情感数据进行有限脉冲响应滤波,所述降采样器用于将滤波后的脑电情感数据降采样到200Hz,得到预处理后的脑电情感数据。

3. 根据权利要求1所述的基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别方法,其特征在于:所述数据对齐器具体用于采用下式对不同的脑电情感数据进行欧式对齐:

$$\bar{R} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n (X_n)^T,$$

$$\tilde{X} = \bar{R}^{-\frac{1}{2}} X_n,$$

$\tilde{X} = [\tilde{x}^1, \tilde{x}^2, \tilde{x}^c, \dots, \tilde{x}^C]$ 为对齐后的脑电情感数据,其中 $X_n \in \mathbb{R}^{C \times t}$ 为第n个脑电情感数据,N为脑电情感数据总数,其中C为脑电情感数据中脑电图的电极数, $C=62$, t为每个脑电情感数据的时间点数, \tilde{x}^c 是对齐后的脑电情感数据中第c个电极通道的时间序列。

4. 根据权利要求1所述的基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别方法,其特征在于:所述空时特征提取器具体包括:

时频谱特征提取模块,将对齐后的脑电情感数据 \tilde{X} 采用下式进行短时傅里叶变换提取时频谱特征,并形成一维序列特征:

$$s_f^c(t, f) = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} \omega(\tau - t) \tilde{x}^c(\tau) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \right|^2$$

式中, $s_f^c(t, f)$ 是第c个电极通道的频谱特征, $\tilde{x}^c(\tau)$ 是对齐后的脑电情感数据 \tilde{X} 中第c个电极通道的时间序列, $\omega(\tau - t)$ 是短时分析窗口, f表示频率;

一维转换三维模块,用于采用下式将一维序列特征转换为三维张量 $T_n(H, W, r)$:

$$T_n(H, W, r) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & s_f^1 & s_f^2 & s_f^3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s_f^4 & 0 & 0 & 0 & s_f^5 & 0 & 0 \\ s_f^6 & s_f^7 & s_f^8 & s_f^9 & s_f^{10} & s_f^{11} & s_f^{12} & s_f^{13} & s_f^{14} \\ s_f^{15} & s_f^{16} & s_f^{17} & s_f^{18} & s_f^{19} & s_f^{20} & s_f^{21} & s_f^{22} & s_f^{23} \\ s_f^{24} & s_f^{25} & s_f^{26} & s_f^{27} & s_f^{28} & s_f^{29} & s_f^{30} & s_f^{31} & s_f^{32} \\ s_f^{33} & s_f^{34} & s_f^{35} & s_f^{36} & s_f^{37} & s_f^{38} & s_f^{39} & s_f^{40} & s_f^{41} \\ s_f^{42} & s_f^{43} & s_f^{44} & s_f^{45} & s_f^{46} & s_f^{47} & s_f^{48} & s_f^{49} & s_f^{50} \\ s_f^{51} & s_f^{52} & s_f^{53} & 0 & s_f^{54} & 0 & s_f^{55} & s_f^{56} & s_f^{57} \\ 0 & 0 & s_f^{58} & s_f^{59} & s_f^{60} & s_f^{61} & s_f^{62} & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

式中, H是高度, W是宽度, r是每个通道提取的频率特征数;

级联深度卷积递归神经网络, 用于从三维张量中提取空时特征, 该网络为2dCNN+BiLSTM模型架构, 2dCNN提取每个数据的空间特征, 并将空间特征输入BiLSTM, BiLSTM再从空间特征中提取时间特征, 得到空时特征。

5. 根据权利要求1所述的基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别方法, 其特征在于: 所述分类器具体用于根据空时特征使用softmax进行情感分类, 输出情感分类结果。

6. 一种基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别系统, 其特征在于包括:

数据库, 共两个脑电情感数据库, 一个作为训练集另一个作为测试集, 其中, 脑电情感数据库中包含有若干脑电情感数据和对应的情感类别标签;

网络建立模块, 用于建立脑电情感识别网络, 所述脑电情感识别网络包括从前到后依次连接的预处理器、数据对齐器、空时特征提取器和情感分类器, 其中, 所述预处理器对脑电情感数据进行滤波和降采样, 所述数据对齐器将预处理后不同的脑电情感数据进行对齐, 所述空时特征提取器首先提取脑电情感数据的时频谱特征, 然后将提取的时频谱特征转换为三维张量后进行空时特征提取, 所述情感分类器根据空时特征进行情感分类;

网络训练模块, 还用于对所述脑电情感识别网络进行训练, 训练时, 将每个训练集的情感数据和对应情感类别标签作为一个样本, 输入脑电情感识别网络, 通过随机梯度下降法更新网络参数, 完成网络训练;

情感识别模块, 用于获取待识别的脑电情感数据, 将其作为一个测试集样本输入训练好的脑电情感识别网络, 得到识别的情感类别。

7. 根据权利要求6所述的基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别系统, 其特征在于: 所述预处理器具体包括前后连接的滤波器和降采样器, 所述滤波器用于将脑电情感数据进行有限脉冲响应滤波, 所述降采样器用于将滤波后的脑电情感数据降采样到200Hz, 得到预处理后的脑电情感数据。

8. 根据权利要求6所述的基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别系统, 其特征在于: 所述数据对齐器具体用于采用下式对不同的脑电情感数据进行欧式对齐:

$$\bar{R} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n (X_n)^T,$$

$$\tilde{X} = \bar{R}^{-\frac{1}{2}} X_n,$$

$$\bar{X} = [\tilde{x}^1, \tilde{x}^2, \tilde{x}^c, \dots, \tilde{x}^c] \text{ 为对齐后的脑电情感数据, 其中 } X_n \in \mathbb{R}^{c \times t} \text{ 为第 } n \text{ 个脑电情感数据,}$$

N为脑电情感数据总数,其中C为脑电情感数据中脑电图的电极数,C=62,t为每个脑电情感数据的时间点数, \tilde{x}^c 是对齐后的脑电情感数据中第c个电极通道的时间序列。

9.根据权利要求6所述的基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别系统,其特征在于:所述空时特征提取器具体包括:

时频谱特征提取模块,将对齐后的脑电情感数据 \tilde{x} 采用下式进行短时傅里叶变换提取时频谱特征,并形成一维序列特征:

$$s_f^c(t, f) = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} \omega(\tau - t) \tilde{x}^c(\tau) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \right|^2$$

式中, $s_f^c(t, f)$ 是第c个电极通道的频谱特征, $\tilde{x}^c(\tau)$ 是对齐后的脑电情感数据 \tilde{x} 中第c个电极通道的时间序列, $\omega(\tau - t)$ 是短时分析窗口,f表示频率;

一维转换三维模块,用于采用下式将一维序列特征转换为三维张量 $T_n(H, W, r)$:

$$T_n(H, W, r) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & s_f^1 & s_f^2 & s_f^3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s_f^4 & 0 & 0 & 0 & s_f^5 & 0 & 0 \\ s_f^6 & s_f^7 & s_f^8 & s_f^9 & s_f^{10} & s_f^{11} & s_f^{12} & s_f^{13} & s_f^{14} \\ s_f^{15} & s_f^{16} & s_f^{17} & s_f^{18} & s_f^{19} & s_f^{20} & s_f^{21} & s_f^{22} & s_f^{23} \\ s_f^{24} & s_f^{25} & s_f^{26} & s_f^{27} & s_f^{28} & s_f^{29} & s_f^{30} & s_f^{31} & s_f^{32} \\ s_f^{33} & s_f^{34} & s_f^{35} & s_f^{36} & s_f^{37} & s_f^{38} & s_f^{39} & s_f^{40} & s_f^{41} \\ s_f^{42} & s_f^{43} & s_f^{44} & s_f^{45} & s_f^{46} & s_f^{47} & s_f^{48} & s_f^{49} & s_f^{50} \\ s_f^{51} & s_f^{52} & s_f^{53} & 0 & s_f^{54} & 0 & s_f^{55} & s_f^{56} & s_f^{57} \\ 0 & 0 & s_f^{58} & s_f^{59} & s_f^{60} & s_f^{61} & s_f^{62} & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

式中,H是高度,W是宽度,r是每个通道提取的频率特征数;

级联深度卷积递归神经网络,用于从三维张量中提取空时特征,该网络为2dCNN+BiLSTM模型架构,2dCNN提取每个数据的空间特征,并将空间特征输入BiLSTM,BiLSTM再从空间特征中提取时间特征,得到空时特征。

10.根据权利要求6所述的基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别系统,其特征在于:所述分类器具体用于根据空时特征使用softmax进行情感分类,输出情感分类结果。

基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及情感识别技术,尤其涉及一种基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别方法及系统。

背景技术

[0002] 情感对于人类日常体验的质量和感知至关重要。随着脑-机接口和人工智能的发展,基于脑电信号的情绪识别已成为一种新的情绪研究方法。脑电信号包含大量与情绪相关的信息,具有时间分辨率高、不易伪装的特点,在实时情绪识别领域显示出巨大优势。通过一些技术手段对人的情绪状态进行准确、实时的判断,在驾驶员疲劳检测、抑郁症辅助治疗、教学师生情感互动评测等领域都有很大的应用价值。

[0003] 脑电图与情绪的关系十分密切。杏仁核参与连接知觉、自动情绪反应和记忆。杏仁核的激活似乎与消极情绪更相关,右额叶的相对激活与消极情绪(如恐惧或厌恶)相关,而前额叶的激活与积极情绪(如快乐或快乐)相关。脑电图特征类型主要利用delta、theta、alpha、beta和gamma频段的所有频段。这些特征从不同方面对信号进行了表征,因此从信号中提取的各种有效特征可以更好地进行分类。

[0004] 为了建立一个优秀的模型,用户通常需要在脑-机接口之前收集足够的标记数据进行校准。这种校准过程通常耗时费力,是目前情感脑接口面临的一个重大问题。此外,现有方法的识别准确率也有待进一步提高。

发明内容

[0005] 发明目的:本发明针对现有技术存在的问题,提供一种识别准确率更高、不需事先校准数据的基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别方法及系统。

[0006] 技术方案:本发明所述的基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别方法包括:

[0007] (1) 获取两个脑电情感数据库,一个作为训练集另一个作为测试集,其中,脑电情感数据库中包含有若干脑电情感数据和对应的情感类别标签;

[0008] (2) 建立脑电情感识别网络,所述脑电情感识别网络包括从前到后依次连接的预处理器、数据对齐器、空时特征提取器和情感分类器,其中,所述预处理器对脑电情感数据进行滤波和降采样,所述数据对齐器将预处理后不同的脑电情感数据进行对齐,所述空时特征提取器首先提取脑电情感数据的时频谱特征,然后将提取的时频谱特征转换为三维张量后进行空时特征提取,所述情感分类器根据空时特征进行情感分类;

[0009] (3) 对所述脑电情感识别网络进行训练,训练时,将每个训练集的情感数据和对应情感类别标签作为一个样本,输入脑电情感识别网络,通过随机梯度下降法更新网络参数,完成网络训练;

[0010] (4) 获取待识别的脑电情感数据,将其作为一个测试集样本输入训练好的脑电情感识别网络,得到识别的情感类别。

[0011] 进一步的,所述预处理器具体包括前后连接的滤波器和降采样器,所述滤波器用于将脑电情感数据进行有限脉冲响应滤波,所述降采样器用于将滤波后的脑电情感数据降采样到200Hz,得到预处理后的脑电情感数据。

[0012] 进一步的,所述数据对齐器具体用于采用下式对不同的脑电情感数据进行欧式对齐:

$$[0013] \quad \bar{R} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n (X_n)^T,$$

$$[0014] \quad \tilde{X} = \bar{R}^{-\frac{1}{2}} X_n,$$

[0015] $\tilde{X} = [\tilde{x}^1, \tilde{x}^2, \tilde{x}^c, \dots, \tilde{x}^C]$ 为对齐后的脑电情感数据,其中 $X_n \in R^{C \times t}$ 为第n个脑电情感数据,N为脑电情感数据总数,其中C为脑电情感数据中脑电图的电极数,C=62,t为每个脑电情感数据的时间点数, \tilde{x}^c 是对齐后的脑电情感数据中第c个电极通道的时间序列。

[0016] 进一步的,所述空时特征提取器具体包括:

[0017] 时频谱特征提取模块,将对齐后的脑电情感数据 \tilde{X} 采用下式进行短时傅里叶变换提取时频谱特征,并形成一维序列特征:

$$[0018] \quad s_f^c(t, f) = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} \omega(\tau - t) \tilde{x}^c(\tau) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \right|^2$$

[0019] 式中, $s_f^c(t, f)$ 是第c个电极通道的频谱特征, $\tilde{x}^c(\tau)$ 是对齐后的脑电情感数据 \tilde{X} 中第c个电极通道的时间序列, $\omega(\tau - t)$ 是短时分析窗口,f表示频率;

[0020] 一维转换三维模块,用于采用下式将一维序列特征转换为三维张量 $T_n(H, W, r)$:

$$[0021] \quad T_n(H, W, r) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & s_f^1 & s_f^2 & s_f^3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s_f^4 & 0 & 0 & 0 & s_f^5 & 0 & 0 \\ s_f^6 & s_f^7 & s_f^8 & s_f^9 & s_f^{10} & s_f^{11} & s_f^{12} & s_f^{13} & s_f^{14} \\ s_f^{15} & s_f^{16} & s_f^{17} & s_f^{18} & s_f^{19} & s_f^{20} & s_f^{21} & s_f^{22} & s_f^{23} \\ s_f^{24} & s_f^{25} & s_f^{26} & s_f^{27} & s_f^{28} & s_f^{29} & s_f^{30} & s_f^{31} & s_f^{32} \\ s_f^{33} & s_f^{34} & s_f^{35} & s_f^{36} & s_f^{37} & s_f^{38} & s_f^{39} & s_f^{40} & s_f^{41} \\ s_f^{42} & s_f^{43} & s_f^{44} & s_f^{45} & s_f^{46} & s_f^{47} & s_f^{48} & s_f^{49} & s_f^{50} \\ s_f^{51} & s_f^{52} & s_f^{53} & 0 & s_f^{54} & 0 & s_f^{55} & s_f^{56} & s_f^{57} \\ 0 & 0 & s_f^{58} & s_f^{59} & s_f^{60} & s_f^{61} & s_f^{62} & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

[0022] 式中,H是高度,W是宽度,r是每个通道提取的频率特征数;

[0023] 级联深度卷积递归神经网络,用于从三维张量中提取空时特征,该网络为2dCNN+BiLSTM模型架构,2dCNN提取每个数据的空间特征,并将空间特征输入BiLSTM,BiLSTM再从空间特征中提取时间特征,得到空时特征。

[0024] 进一步的,所述分类器具体用于根据空时特征使用softmax进行情感分类,输出情感分类结果。

[0025] 本发明所述的基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别系统包括:

[0026] 数据库,共两个脑电情感数据库,一个作为训练集另一个作为测试集,其中,脑电情感数据库中包含有若干脑电情感数据和对应的情感类别标签;

[0027] 网络建立模块,用于建立脑电情感识别网络,所述脑电情感识别网络包括从前到后依次连接的预处理器、数据对齐器、空时特征提取器和情感分类器,其中,所述预处理器对脑电情感数据进行滤波和降采样,所述数据对齐器将预处理后不同的脑电情感数据进行对齐,所述空时特征提取器首先提取脑电情感数据的时频谱特征,然后将提取的时频谱特征转换为三维张量后进行空时特征提取,所述情感分类器根据空时特征进行情感分类;

[0028] 网络训练模块,还用于对所述脑电情感识别网络进行训练,训练时,将每个训练集的情感数据和对应情感类别标签作为一个样本,输入脑电情感识别网络,通过随机梯度下降法更新网络参数,完成网络训练;

[0029] 情感识别模块,用于获取待识别的脑电情感数据,将其作为一个测试集样本输入训练好的脑电情感识别网络,得到识别的情感类别。

[0030] 进一步的,所述预处理器具具体包括前后连接的滤波器和降采样器,所述滤波器用于将脑电情感数据进行有限脉冲响应滤波,所述降采样器用于将滤波后的脑电情感数据降采样到200Hz,得到预处理后的脑电情感数据。

[0031] 进一步的,所述数据对齐器具具体用于采用下式对不同的脑电情感数据进行欧式对齐:

$$[0032] \quad \bar{R} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n (X_n)^T,$$

$$[0033] \quad \bar{X} = \bar{R}^{-\frac{1}{2}} X_n,$$

[0034] $\bar{X} = [\bar{x}^1, \bar{x}^2, \bar{x}^c, \dots, \bar{x}^C]$ 为对齐后的脑电情感数据,其中 $X_n \in R^{C \times t}$ 为第n个脑电情感数据,N为脑电情感数据总数,其中C为脑电情感数据中脑电图的电极数,C=62,t为每个脑电情感数据的时间点数, \bar{x}^c 是对齐后的脑电情感数据中第c个电极通道的时间序列。

[0035] 进一步的,所述空时特征提取器具具体包括:

[0036] 时频谱特征提取模块,将对齐后的脑电情感数据 \bar{X} 采用下式进行短时傅里叶变换提取时频谱特征,并形成一维序列特征:

$$[0037] \quad s_f^c(t, f) = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} \omega(\tau - t) \bar{x}^c(\tau) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \right|^2$$

[0038] 式中, $s_f^c(t, f)$ 是第c个电极通道的频谱特征, $\bar{x}^c(\tau)$ 是对齐后的脑电情感数据 \bar{X} 中第c个电极通道的时间序列, $\omega(\tau - t)$ 是短时分析窗口,f表示频率;

[0039] 一维转换三维模块,用于采用下式将一维序列特征转换为三维张量 $T_n(H, W, r)$:

$$[0040] \quad T_n(H, W, r) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & s_f^1 & s_f^2 & s_f^3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s_f^4 & 0 & 0 & 0 & s_f^5 & 0 & 0 \\ s_f^6 & s_f^7 & s_f^8 & s_f^9 & s_f^{10} & s_f^{11} & s_f^{12} & s_f^{13} & s_f^{14} \\ s_f^{15} & s_f^{16} & s_f^{17} & s_f^{18} & s_f^{19} & s_f^{20} & s_f^{21} & s_f^{22} & s_f^{23} \\ s_f^{24} & s_f^{25} & s_f^{26} & s_f^{27} & s_f^{28} & s_f^{29} & s_f^{30} & s_f^{31} & s_f^{32} \\ s_f^{33} & s_f^{34} & s_f^{35} & s_f^{36} & s_f^{37} & s_f^{38} & s_f^{39} & s_f^{40} & s_f^{41} \\ s_f^{42} & s_f^{43} & s_f^{44} & s_f^{45} & s_f^{46} & s_f^{47} & s_f^{48} & s_f^{49} & s_f^{50} \\ s_f^{51} & s_f^{52} & s_f^{53} & 0 & s_f^{54} & 0 & s_f^{55} & s_f^{56} & s_f^{57} \\ 0 & 0 & s_f^{58} & s_f^{59} & s_f^{60} & s_f^{61} & s_f^{62} & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

[0041] 式中,H是高度,W是宽度,r是每个通道提取的频率特征数;

[0042] 级联深度卷积递归神经网络,用于从三维张量中提取空时特征,该网络为2dCNN+BiLSTM模型架构,2dCNN提取每个数据的空间特征,并将空间特征输入BiLSTM,BiLSTM再从空间特征中提取时间特征,得到空时特征。

[0043] 进一步的,所述分类器具体用于根据空时特征使用softmax进行情感分类,输出情感分类结果。

[0044] 有益效果:本发明与现有技术相比,其显著优点是:本发明训练样本和测试样本来自不同的情感脑电信号数据库,解决了训练样本与测试样本之间的特征分布一致性带来的问题,不需要事先校准数据,且提高了识别准确率,且本发明提取时频谱特征的空时特征作为分类标准,准确率进一步提高。

附图说明

[0045] 图1是本发明提供的基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别方法的一个实施例的流程示意图;

[0046] 图2是本发明的提出的脑电情感识别网络的模块结构图;

[0047] 图3是本发明的提出的脑电情感识别网络的网络结构图;

[0048] 图4是本发明的提出的脑电情感识别网络的脑电拓扑结构图。

具体实施方式

[0049] 如图1所示,本实施例提供了一种基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别方法,包括:

[0050] (1) 获取两个脑电情感数据库,一个作为训练集另一个作为测试集,其中,脑电情感数据库中包含有若干脑电情感数据和对应的情感类别标签。

[0051] (2) 建立脑电情感识别网络,如图2、3所示,所述脑电情感识别网络包括从前到后依次连接的预处理器、数据对齐器、空时特征提取器和情感分类器。

[0052] 其中,所述预处理器具体包括前后连接的滤波器和降采样器,所述滤波器用于将脑电情感数据进行有限脉冲响应滤波,所述降采样器用于将滤波后的脑电情感数据降采样到200Hz,得到预处理后的脑电情感数据。

[0053] 所述数据对齐器具体用于采用下式对不同的脑电情感数据进行欧式对齐:

[0054] $\bar{R} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n (X_n)^T,$

[0055] $\tilde{X} = \bar{R}^{-\frac{1}{2}} X_n,$

[0056] $\tilde{X} = [\tilde{x}^1, \tilde{x}^2, \tilde{x}^c, \dots, \tilde{x}^C]$ 为对齐后的脑电情感数据, 其中 $X_n \in R^{C \times t}$ 为第 n 个脑电情感数据, N 为脑电情感数据总数, 其中 C 为脑电情感数据中脑电图的电极数, $C=62$, t 为每个脑电情感数据的时间点数, \tilde{x}^c 是对齐后的脑电情感数据中第 c 个电极通道的时间序列, c 的取值范围是 $1 \sim 62$, 适用于 10-20 系统 64 导联电极帽采集的数据。

[0057] 所述空时特征提取器具体包括:

[0058] 时频谱特征提取模块, 将对齐后的脑电情感数据 \tilde{X} 采用下式进行短时傅里叶变换提取时频谱特征, 并形成一维序列特征:

[0059] $s_f^c(t, f) = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} \omega(\tau - t) \tilde{x}^c(\tau) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \right|^2$

[0060] 式中, $s_f^c(t, f)$ 是第 c 个电极通道的频谱特征, $\tilde{x}^c(\tau)$ 是对齐后的脑电情感数据 \tilde{X} 中第 c 个电极通道的时间序列, $\omega(\tau - t)$ 是短时分析窗口, f 表示频率;

[0061] 一维转换三维模块, 用于采用下式将一维序列特征转换为三维张量 $T_n(H, W, r)$:

[0062] $T_n(H, W, r) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & s_f^1 & s_f^2 & s_f^3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s_f^4 & 0 & 0 & 0 & s_f^5 & 0 & 0 \\ s_f^6 & s_f^7 & s_f^8 & s_f^9 & s_f^{10} & s_f^{11} & s_f^{12} & s_f^{13} & s_f^{14} \\ s_f^{15} & s_f^{16} & s_f^{17} & s_f^{18} & s_f^{19} & s_f^{20} & s_f^{21} & s_f^{22} & s_f^{23} \\ s_f^{24} & s_f^{25} & s_f^{26} & s_f^{27} & s_f^{28} & s_f^{29} & s_f^{30} & s_f^{31} & s_f^{32} \\ s_f^{33} & s_f^{34} & s_f^{35} & s_f^{36} & s_f^{37} & s_f^{38} & s_f^{39} & s_f^{40} & s_f^{41} \\ s_f^{42} & s_f^{43} & s_f^{44} & s_f^{45} & s_f^{46} & s_f^{47} & s_f^{48} & s_f^{49} & s_f^{50} \\ s_f^{51} & s_f^{52} & s_f^{53} & 0 & s_f^{54} & 0 & s_f^{55} & s_f^{56} & s_f^{57} \\ 0 & 0 & s_f^{58} & s_f^{59} & s_f^{60} & s_f^{61} & s_f^{62} & 0 & 0 \end{bmatrix}$

[0063] 式中, H 是高度, W 是宽度, r 是每个通道提取的频率特征数;

[0064] 级联深度卷积递归神经网络, 用于从三维张量中提取空时特征, 该网络为 2dCNN+BiLSTM 模型架构, 如图 4 所示, 2dCNN 提取每个数据的空间特征, 并将空间特征输入 BiLSTM, BiLSTM 再从空间特征中提取时间特征, 得到空时特征。

[0065] 所述分类器具体用于根据空时特征使用 softmax 进行情感分类, 输出情感分类结果。

[0066] (3) 对所述脑电情感识别网络进行训练, 训练时, 将每个训练集的情感数据和对应情感类别标签作为一个样本, 输入脑电情感识别网络, 通过随机梯度下降法更新网络参数, 完成网络训练。

[0067] (4) 获取待识别的脑电情感数据, 将其作为一个测试集样本输入训练好的脑电情感识别网络, 得到识别的情感类别。

[0068] 本实施例还提供了一种基于空时特征融合模型的跨领域脑电情感识别系统, 包括:

[0069] 数据库,共两个脑电情感数据库,一个作为训练集另一个作为测试集,其中,脑电情感数据库中包含有若干脑电情感数据和对应的情感类别标签;

[0070] 网络建立模块,用于建立脑电情感识别网络,所述脑电情感识别网络包括从前到后依次连接的预处理器、数据对齐器、空时特征提取器和情感分类器,其中,所述预处理器对脑电情感数据进行滤波和降采样,所述数据对齐器将预处理后不同的脑电情感数据进行对齐,所述空时特征提取器首先提取脑电情感数据的时频谱特征,然后将提取的时频谱特征转换为三维张量后进行空时特征提取,所述情感分类器根据空时特征进行情感分类;

[0071] 网络训练模块,还用于对所述脑电情感识别网络进行训练,训练时,将每个训练集的情感数据和对应情感类别标签作为一个样本,输入脑电情感识别网络,通过随机梯度下降法更新网络参数,完成网络训练;

[0072] 情感识别模块,用于获取待识别的脑电情感数据,将其作为一个测试集样本输入训练好的脑电情感识别网络,得到识别的情感类别。

[0073] 其中,所述预处理器具体包括前后连接的滤波器和降采样器,所述滤波器用于将脑电情感数据进行有限脉冲响应滤波,所述降采样器用于将滤波后的脑电情感数据降采样到200Hz,得到预处理后的脑电情感数据。

[0074] 所述数据对齐器具体用于采用下式对不同的脑电情感数据进行欧式对齐:

$$[0075] \quad \bar{R} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n (X_n)^T,$$

$$[0076] \quad \bar{X} = \bar{R}^{-\frac{1}{2}} X_n,$$

[0077] $\bar{X} = [\bar{x}^1, \bar{x}^2, \bar{x}^c, \dots, \bar{x}^C]$ 为对齐后的脑电情感数据,其中 $X_n \in \mathbb{R}^{C \times t}$ 为第n个脑电情感数据,N为脑电情感数据总数,其中C为脑电情感数据中脑电图的电极数, $C=62$, t为每个脑电情感数据的时间点数, \bar{x}^c 是对齐后的脑电情感数据中第c个电极通道的时间序列, c的取值范围是1~62,适用于10-20系统64导联电极帽采集的数据。

[0078] 所述空时特征提取器具体包括:

[0079] 时频谱特征提取模块,将对齐后的脑电情感数据 \bar{X} 采用下式进行短时傅里叶变换提取时频谱特征,并形成一维序列特征:

$$[0080] \quad s_f^c(t, f) = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} \omega(\tau - t) \bar{x}^c(\tau) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \right|^2$$

[0081] 式中, $s_f^c(t, f)$ 是第c个电极通道的频谱特征, $\bar{x}^c(\tau)$ 是对齐后的脑电情感数据 \bar{X} 中第c个电极通道的时间序列, $\omega(\tau - t)$ 是短时分析窗口, f表示频率;

[0082] 一维转换三维模块,用于采用下式将一维序列特征转换为三维张量 $T_n(H, W, r)$:

$$[0083] \quad T_n(H, W, r) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & s_f^1 & s_f^2 & s_f^3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s_f^4 & 0 & 0 & 0 & s_f^5 & 0 & 0 \\ s_f^6 & s_f^7 & s_f^8 & s_f^9 & s_f^{10} & s_f^{11} & s_f^{12} & s_f^{13} & s_f^{14} \\ s_f^{15} & s_f^{16} & s_f^{17} & s_f^{18} & s_f^{19} & s_f^{20} & s_f^{21} & s_f^{22} & s_f^{23} \\ s_f^{24} & s_f^{25} & s_f^{26} & s_f^{27} & s_f^{28} & s_f^{29} & s_f^{30} & s_f^{31} & s_f^{32} \\ s_f^{33} & s_f^{34} & s_f^{35} & s_f^{36} & s_f^{37} & s_f^{38} & s_f^{39} & s_f^{40} & s_f^{41} \\ s_f^{42} & s_f^{43} & s_f^{44} & s_f^{45} & s_f^{46} & s_f^{47} & s_f^{48} & s_f^{49} & s_f^{50} \\ s_f^{51} & s_f^{52} & s_f^{53} & 0 & s_f^{54} & 0 & s_f^{55} & s_f^{56} & s_f^{57} \\ 0 & 0 & s_f^{58} & s_f^{59} & s_f^{60} & s_f^{61} & s_f^{62} & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

[0084] 式中,H是高度,W是宽度,r是每个通道提取的频率特征数;

[0085] 级联深度卷积递归神经网络,用于从三维张量中提取空时特征,该网络为2dCNN+BiLSTM模型架构,2dCNN提取每个数据的空间特征,并将空间特征输入BiLSTM,BiLSTM再从空间特征中提取时间特征,得到空时特征。

[0086] 其中,所述分类器具体用于根据空时特征使用softmax进行情感分类,输出情感分类结果。

[0087] 对本发明进行仿真验证,表1为SEED和2020世界机器人大赛情感BCI (Emotional BCI) 两个情感数据库,竞赛数据库与SEED数据跨库识别结果。本例采用SEED和2020世界机器人大赛情感BCI两个情感数据库,在四种协议上均取得了良好的效果。表2总结了SEED数据库中目前的跨人识别算法,包括线性支持向量机(linear support vector machine, SVM)、核主成分分析(kernel principal component analysis,KPCA)、转移成分分析(transfer component analysis,TCA)、转导参数转移(TPT)、域对抗神经网络(domain adversarial neural network,DANN)、动态图卷积神经网络(DGCNN)、双半球域对抗神经网络(BiDANN),BiDANN-S,层次时空神经网络(R2G-STNN)和实例自适应图(IAG)。从表中可以看出,本发明达到了最高的精度和最小的标准差。与这些方法不同的是,本发明训练集添加了Emotional BCI数据库。训练集的增加使得训练模型的泛化效果更好,证明了该方法能够有效提取时频空间多视角特征,无论是跨数据库还是跨主题都能很好地进行情感分类。

[0088] 表1

	Training dataset→Testing dataset	Acc(%)/F1
[0089]	Emotional BCI→SEED	83.56/0.84
	SEED→Emotional BCI	74.33/0.72

[0090] 表2

[0091]	方法	Acc/Std(%)
	SVM	56.73/16.29
	KPCA	61.28/14.62
	TCA	63.64/14.88
	TPT	76.31/15.89
	DANN	75.08/11.18
	DGCNN	79.95/09.02
	BiDANN	83.28/09.60
	BiDANN-S	84.14/06.87
	R2G-STNN	84.16/07.63
	IAG	86.30/06.91
	本发明所提方法	86.42/05.26

[0092] 注意,由于计算机存储器限制和计算问题,基于子空间的方法(例如TCA,SA和GFK)在处理大量EEG数据方面存在问题。因此,为了与它们进行比较,不得不从训练数据集中随机选择5000个EEG特征样本来训练这些方法。实验结果表明,基于本发明提出的脑电情感识别方法,识别率更高。

[0093] 以上所揭露的仅为本发明一种较佳实施例而已,不能以此来限定本发明之权利范围,因此依本发明权利要求所作的等同变化,仍属本发明所涵盖的范围。

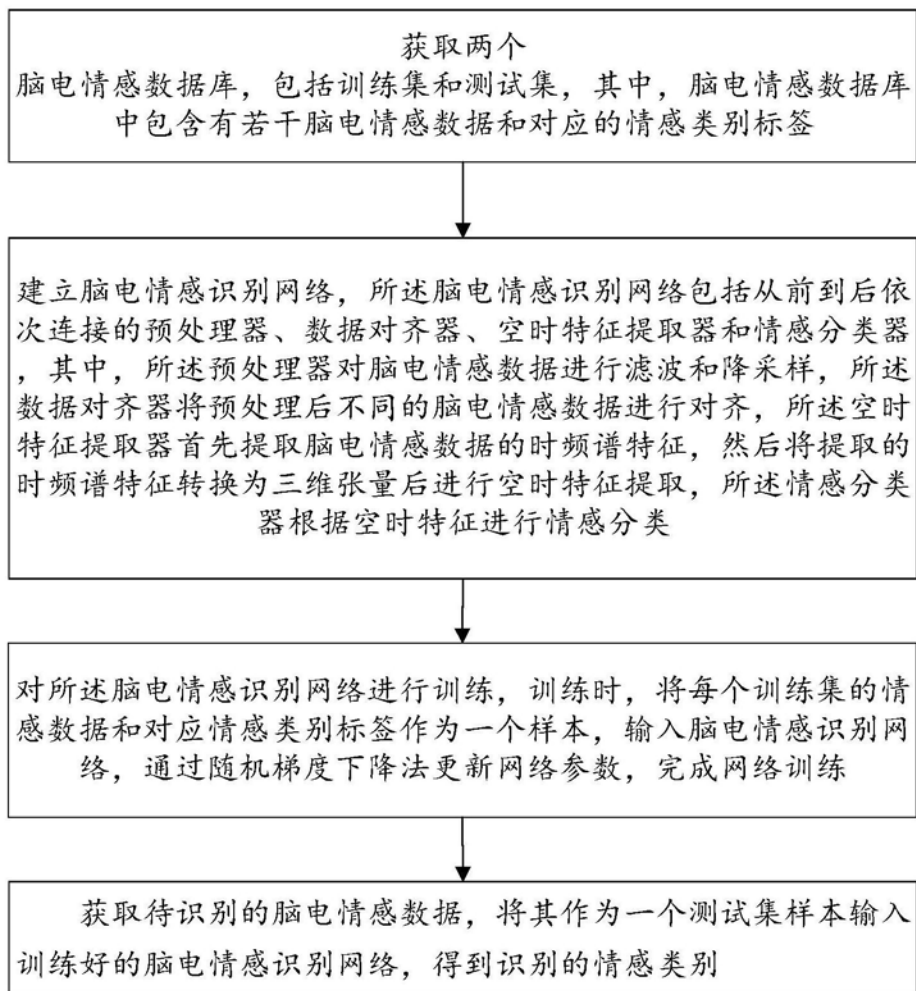


图1

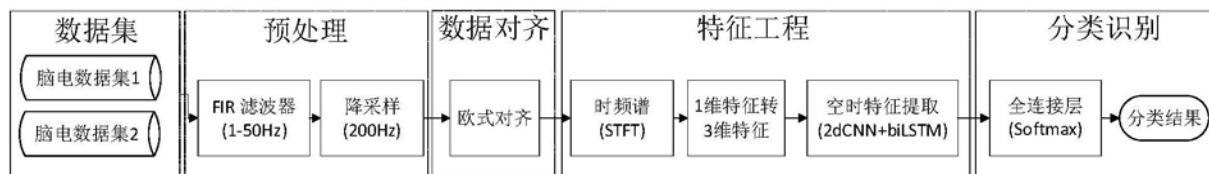


图2

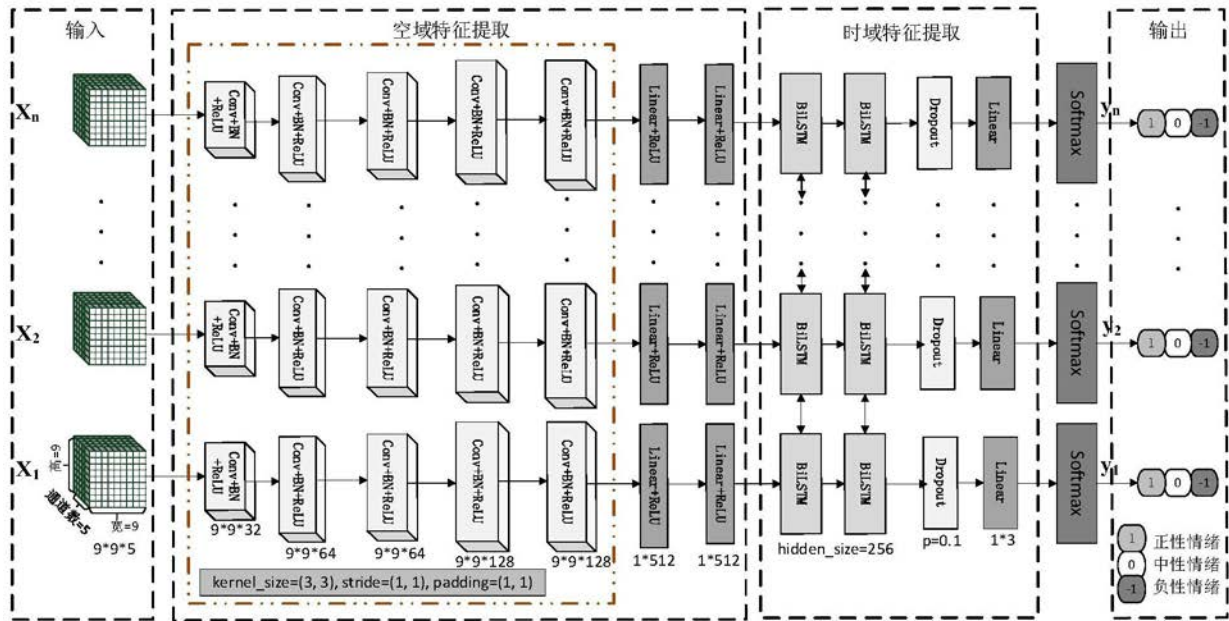


图3

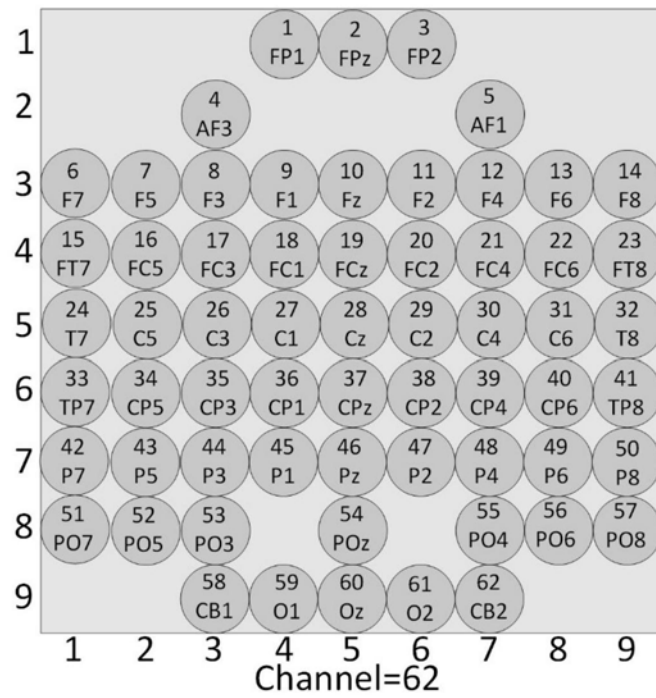


图4