



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110427881 A

(43)申请公布日 2019.11.08

(21)申请号 201910706550.8

(22)申请日 2019.08.01

(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 江星洵 宗源 夏万闯

(74)专利代理机构 南京苏高专利商标事务所
(普通合伙) 32204

代理人 冯艳芬

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06K 9/46(2006.01)

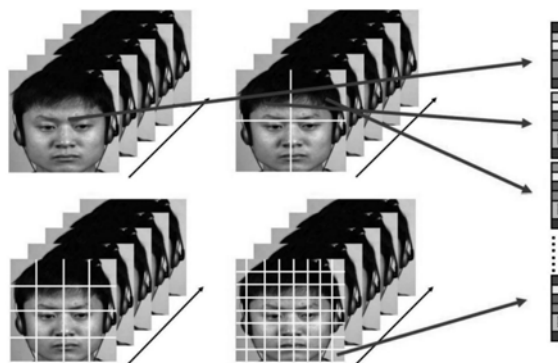
权利要求书2页 说明书6页 附图1页

(54)发明名称

基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别方法及装置

(57)摘要

本发明公开了一种基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别方法及装置,包括:
(1)获取两个微表情数据库,分别作为训练数据库和测试数据库,其中,每个微表情数据库中包含有若干微表情视频和对应的微表情类别标签;
(2)将训练数据库和测试数据库中的微表情视频转换为微表情图像序列,并从中提取出灰度人脸图像,再经过分块后提取人脸局部区域特征;(3)建立组稀疏线性回归模型,并采用人脸局部区域特征对其进行学习,得到一个连接人脸局部区域特征与微表情类别标签之间的稀疏投影矩阵;
(4)对于待识别的微表情,按照步骤(2)得到人脸局部区域特征,并采用学习到的稀疏投影矩阵,得到对应的微表情类别标签。本发明准确率更高,更方便。



1. 一种基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别方法,其特征在于该方法包括:

(1) 获取两个微表情数据库,分别作为训练数据库和测试数据库,其中,每个微表情数据库中包含有若干微表情视频和对应的微表情类别标签;

(2) 将训练数据库和测试数据库中的微表情视频转换为微表情图像序列,并从中提取出灰度人脸图像,再经过分块后提取人脸局部区域特征;

(3) 建立组稀疏线性回归模型,并采用人脸局部区域特征对其进行学习,得到一个连接人脸局部区域特征与微表情类别标签之间的稀疏投影矩阵;

(4) 对于待识别的微表情,按照步骤(2)得到人脸局部区域特征,并采用学习到的稀疏投影矩阵,得到对应的微表情类别标签。

2. 根据权利要求1所述的基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别方法,其特征特征在于:步骤(2)具体包括:

(2-1) 将训练数据库和测试数据库中的每个微表情视频转换为微表情图像序列;

(2-2) 将所述微表情图像序列进行灰度化处理;

(2-3) 从灰度化处理的微表情图像序列中裁剪出矩形人脸图像并进行缩放;

(2-4) 利用插值和关键帧挑选算法对将所有缩放的人脸图像进行处理,得到每个微表情视频对应的相同帧数人脸图像;

(2-5) 将步骤(2-4)处理后的人脸图像进行分块,并提取各分块中的特征,作为人脸局部区域特征。

3. 根据权利要求1所述的基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别方法,其特征特征在于:步骤(2-5)中对人脸图像进行分块时,将每个人脸图像进行多次分块,每次分块时得到的分块大小不同。

4. 根据权利要求1所述的基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别方法,其特征特征在于:所述组稀疏线性回归模型具体为:

$$\min_{C_i} \left\| Y^s - \sum_{i=1}^N C_i^T X_i^s \right\|_F^2 + \xi \left\| \sum_{i=1}^N C_i^T X_i^s \mathbf{1}_s - \sum_{i=1}^N C_i^T X_i^s \mathbf{1}_t \right\|_F^2 + \lambda \sum_{i=1}^N \|C_i\|_F$$

式中, $Y^s \in \mathbb{R}^{n_{class} \times N_s}$ 为训练数据库的微表情类别标签, n_{class} 为微表情类别数目, N_s 是训练数据库的微表情视频数目; $X_i^s \in \mathbb{R}^{N_{x_i^{common}} \times N_s}$ 为训练数据库分块操作后第*i*分块的人脸局部区域特征, $N_{x_i^{common}}$ 为 X_i^{common} 的维度, X_i^{common} 表示 $\{X_i^s, X_i^t\}$ 中的任一元素; $X_i^t \in \mathbb{R}^{N_{x_i^{common}} \times N_t}$ 为测试数据库分块操作后第*i*分块的人脸局部区域特征, N_t 是测试数据库的微表情视频数目; $C_i \in \mathbb{R}^{n_{class} \times N_{x_i^{common}}}$ 为第*i*分块人脸局部区域特征 X_i^{common} 与微表情类别标签 Y^s 之间的投影矩阵, C_i^T 为 C_i 的转置, N 为分块的数目, ξ 和 λ 分别是对应约束项系数, $\mathbf{1}_s \in \mathbb{R}^{N_s \times 1}$, $\mathbf{1}_t \in \mathbb{R}^{N_t \times 1}$ 为元素为1的矩阵, 形如 $\mathbb{R}^{* \times *}$ 表示 * 行 * 列的矩阵。

5. 根据权利要求4所述的基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别方法,其特征特征在于:步骤(3)中所述采用人脸局部区域特征对其进行学习的方法具体为:

将所述组稀疏线性回归模型转换为拉格朗日函数 Γ :

$$\Gamma(C, D, P, \mu) = \|L - D^T X\|_F^2 + \lambda \|C\|_F + \text{tr}[P^T(C - D)] + \frac{\mu}{2} \|C - D\|_F^2$$

式中, $L = [Y^s, \mathbf{0}] \in \mathbb{R}^{n_{\text{class}} \times N_L}$, $\mathbf{0}$ 为 $N_{X^{\text{common}}} \times 1$ 的 0 矩阵, $N_L = N_s + 1$, $D \in \mathbb{R}^{N_{X^{\text{common}}} \times n_{\text{class}}}$ 为中间矩阵, $C = [C_1^T, C_2^T, \dots, C_N^T]^T \in \mathbb{R}^{N_{X^{\text{common}}} \times n_{\text{class}}}$, X^{common} 表示 $\{X^s, X^t\}$ 中的任一元素, $N_{X^{\text{common}}}$ 表示 X^{common} 的维度, $X^s = [X_1^s, X_2^s, \dots, X_N^s]^T$, $X^t = [X_1^t, X_2^t, \dots, X_N^t]^T$,
 $X = [X_1, X_2, \dots, X_N, \Delta X_i^{st}] \in \mathbb{R}^{N_{X^{\text{common}}} \times n_X}$, 其行元素 $X_i = [X_i^s, \sqrt{\xi} \Delta X_i^{st}] \in \mathbb{R}^{n_{\text{class}} \times N_{X_i}}$,
 $\Delta X_i^{st} = X_i^s \mathbf{1}_s - X_i^t \mathbf{1}_t \in \mathbb{R}^{n_{\text{class}} \times 1}$, $N_{X_i} = 1 + N_{X^{\text{common}}}$, $n_X = N_s + 1$, $\text{tr}[\cdot]$ 表示矩阵 \cdot 的迹,
 $P = [P_1^T, P_2^T, \dots, P_N^T]^T \in \mathbb{R}^{N_{X^{\text{common}}} \times n_{\text{class}}}$ 表示朗格朗日乘子矩阵, 矩阵中行元素 $P_i^T \in \mathbb{R}^{n_{\text{class}} \times N_{X_i}}$,
 $i=1, \dots, N$, μ 表示稀疏约束项系数, 上标 T 表示矩阵转置;

对拉格朗日函数 Γ 进行求解, 具体包括:

I、获取矩阵 L 、矩阵 X 、人脸显著局部区域特征块数 n_{remark} 、范围参数 ρ 和 μ_{max} ;

II、初始化投影矩阵 C 、朗格朗日乘子矩阵 P 、稀疏约束项系数 μ ;

III、保持其他变量不变, 按照下式更新矩阵 D :

$$D = (\mu I + 2XX^T)^{-1} (2XL^T + P + \mu C)$$

式中, I 为单位矩阵;

IV、保持其他变量不变, 按照下式更新矩阵 C :

$$C_i = \begin{cases} \frac{d_i - \lambda / \mu}{d_i} (D_i - \frac{P_i}{\mu}), & \frac{\lambda}{\mu} < d_i \\ 0, & \frac{\lambda}{\mu} > d_i \end{cases}$$

$$C = [C_1^T, C_2^T, \dots, C_N^T]^T$$

式中, D_i 表示矩阵 D 的第 i 行向量, $d_i = \left\| D_i - \frac{P_i}{\mu} \right\|_F$, $\lambda = \mu d_{i, n_{\text{remark}}+1}$, $d_{i, n_{\text{remark}}+1}$ 表示将所有 d_i

按照从大到小排序后, 位置位于第 $n_{\text{remark}}+1$ 的 d_i ;

V、保持其他变量不变, 按照下式更新矩阵 P :

$$P = P + \mu (D - C)$$

VI、保持其他变量不变, 更新 μ :

$$\mu = \min(\rho \mu, \mu_{\text{max}})$$

VII、判断是否满足 $\max(|C_{ij} - D_{ij}|) < \varepsilon$, C_{ij} 、 D_{ij} 表示矩阵 C 、 D 的第 i 行第 j 列的元素, ε 表示收敛阈值, 若不满足, 则返回执行步骤 III, 若满足, 则输出此时的矩阵 C , 即投影矩阵。

6. 一种基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别装置, 其特征在于: 包括处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序, 其特征在于, 所述处理器执行所述程序时实现权利要求 1-5 中任意一项所述的方法。

基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及图像处理,尤其涉及一种基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别方法及装置。

背景技术

[0002] 微表情是人类试图隐藏或抑制内心真实情绪时,不经意间露出的面部表情,不受人主观意识的控制。微表情是检测人类隐藏情绪时重要的非语言信号,通常能够有效揭示一个人的真实心理状态,被认为是识别谎言的关键线索,对更好地理解人类情感,有着重要作用。因此,微表情的有效运用,对社会生产生活有着重要作用。在刑侦方面,经过一定微表情识别能力训练的审讯员,可以更好地识别犯罪嫌疑人的谎言;在社会治安方面,通过观察微表情可以判断潜伏在日常生活中的危险分子,防恐防暴;在临床医疗方面,通过微表情,医生更好地了解患者的真实想法,例如隐藏病情等等,从而更加有效地与患者交流,更加准确地分析病情,改进治疗方案。但是,人工识别微表情培训成本较高,难以大规模推广。因此近年来,利用计算机视觉技术和人工智能方法,进行微表情识别地需求日益增加。

[0003] 传统的微表情识别往往在单个微表情数据库上进行训练与测试,而在实际生活中,训练数据库与测试数据库,往往具有较大差异,例如微表情样本在类别上不平衡、样本来自不同人种等等,故在不同微表情数据库上进行微表情识别更贴近于真实生活场景,这是一种跨数据库的微表情情感识别问题。

[0004] 传统微表情识别,通常利用LBP相关的空时描述子特征或光流相关特征,采用子空间学习的方法,进行识别,但其因需人为设定的超参数过多,适用性不好。

发明内容

[0005] 发明目的:本发明针对现有技术存在的问题,提供一种基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别方法及装置,识别准确率更高,且减少人为设定的超参数,更方便。

[0006] 技术方案:本发明所述的基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别方法包括:

[0007] (1) 获取两个微表情数据库,分别作为训练数据库和测试数据库,其中,每个微表情数据库中包含有若干微表情视频和对应的微表情类别标签;

[0008] (2) 将训练数据库和测试数据库中的微表情视频转换为微表情图像序列,并从中提取出灰度人脸图像,再经过分块后提取人脸局部区域特征;

[0009] (3) 建立组稀疏线性回归模型,并采用人脸局部区域特征对其进行学习,得到一个连接人脸局部区域特征与微表情类别标签之间的稀疏投影矩阵;

[0010] (4) 对于待识别的微表情,按照步骤(2)得到人脸局部区域特征,并采用学习到的稀疏投影矩阵,得到对应的微表情类别标签。

[0011] 进一步的,步骤(2)具体包括:

[0012] (2-1)将训练数据库和测试数据库中的每个微表情视频转换为微表情图像序列;

[0013] (2-2)将所述微表情图像序列进行灰度化处理;

[0014] (2-3)从灰度化处理的微表情图像序列中裁剪出矩形人脸图像并进行缩放;

[0015] (2-4)利用插值和关键帧挑选算法对将所有缩放的人脸图像进行处理,得到每个微表情视频对应的帧数相同的人脸图像;

[0016] (2-5)将步骤(2-4)处理后的人脸图像进行分块,并提取各分块中的特征,作为人脸局部区域特征。

[0017] 进一步的,步骤(2-5)中对人脸图像进行分块时,将每个人脸图像进行多次分块,每次分块时得到的分块大小不同。

[0018] 进一步的,所述组稀疏线性回归模型具体为:

$$[0019] \quad \min_{C_i} \left\| Y^s - \sum_{i=1}^N C_i^T X_i^s \right\|_F^2 + \xi \left\| \sum_{i=1}^N C_i^T X_i^s \mathbf{1}_s - \sum_{i=1}^N C_i^T X_i^s \mathbf{1}_t \right\|_F^2 + \lambda \sum_{i=1}^N \|C_i\|_F$$

[0020] 式中, $Y^s \in \mathbb{R}^{n_{class} \times N_s}$ 为训练数据库的微表情类别标签, n_{class} 为微表情类别数目, N_s 是训练数据库的微表情视频数目; $X_i^s \in \mathbb{R}^{N_{X_i^{common}} \times N_s}$ 为训练数据库分块操作后第*i*分块的人脸局部区域特征, $N_{X_i^{common}}$ 为 X_i^{common} 的维度, X_i^{common} 表示 $\{X_i^s, X_i^t\}$ 中的任一元素; $X_i^t \in \mathbb{R}^{N_{X_i^{common}} \times N_t}$ 为测试数据库分块操作后第*i*分块的人脸局部区域特征, N_t 是测试数据库的微表情视频数目; $C_i \in \mathbb{R}^{n_{class} \times N_{X_i^{common}}}$ 为第*i*分块人脸局部区域特征 X_i^{common} 与微表情类别标签 Y^s 之间的投影矩阵, C_i^T 为 C_i 的转置, N 为分块的数目, ξ 和 λ 分别是对应约束项系数, $\mathbf{1}_s \in \mathbb{R}^{N_s \times 1}$, $\mathbf{1}_t \in \mathbb{R}^{N_t \times 1}$ 为元素为1的矩阵,形如 $\mathbb{R}^{* \times *}$ 表示*行*列的矩阵。

[0021] 进一步的,步骤(3)中所述采用人脸局部区域特征对其进行学习的方法具体为:

[0022] 将所述组稀疏线性回归模型转换为拉格朗日函数 Γ :

$$[0023] \quad \Gamma(C, D, P, \mu) = \|L - D^T X\|_F^2 + \lambda \|C\|_F + \text{tr}[P^T (C - D)] + \frac{\mu}{2} \|C - D\|_F^2$$

[0024] 式中, $L = [Y^s, \mathbf{0}] \in \mathbb{R}^{n_{class} \times N_L}$, $\mathbf{0}$ 为 $N_{X_i^{common}} \times 1$ 的0矩阵, $N_L = N_s + 1$, $D \in \mathbb{R}^{N_{X_i^{common}} \times n_{class}}$ 为中间矩阵, $C = [C_1^T, C_2^T, \dots, C_N^T]^T \in \mathbb{R}^{N_{X_i^{common}} \times n_{class}}$, X^{common} 表示 $\{X^s, X^t\}$ 中的任一元素, $N_{X_i^{common}}$ 表示 X^{common} 的维度, $X^s = [X_1^s, X_2^s, \dots, X_N^s]^T$, $X^t = [X_1^t, X_2^t, \dots, X_N^t]^T$,

$$X = [X_1, X_2, \dots, X_N, \Delta X_i^{st}] \in \mathbb{R}^{N_{X_i^{common}} \times n_X}, \text{ 其行元素 } X_i = [X_i^s, \sqrt{\xi} \Delta X_i^{st}] \in \mathbb{R}^{n_{class} \times N_{X_i}},$$

$$\Delta X_i^{st} = X_i^s \mathbf{1}_s - X_i^t \mathbf{1}_t \in \mathbb{R}^{n_{class} \times 1}, N_{X_i} = 1 + N_{X_i^{common}}, n_X = N_s + 1, \text{tr}[\cdot] \text{ 表示矩阵 } \cdot \text{ 的迹,}$$

$$P = [P_1^T, P_2^T, \dots, P_N^T]^T \in \mathbb{R}^{N_{X_i^{common}} \times n_{class}} \text{ 表示朗格朗日乘子矩阵, 矩阵中行元素 } P_i^T \in \mathbb{R}^{n_{class} \times N_{X_i}}, i =$$

1, \dots, N , μ 表示稀疏约束项系数, 上标T表示矩阵转置;

[0025] 对拉格朗日函数 Γ 进行求解,具体包括:

[0026] I、获取矩阵L、矩阵X、人脸显著局部区域特征块数 n_{remark} , 范围参数 ρ 和 μ_{max} ;

[0027] II、初始化投影矩阵C、朗格朗日乘子矩阵P、稀疏约束项系数 μ ；

[0028] III、保持其他变量不变，按照下式更新矩阵D：

$$[0029] \quad D = (\mu I + 2XX^T)^{-1} (2XL^T + P + \mu C)$$

[0030] 式中，I为单位矩阵；

[0031] IV、保持其他变量不变，按照下式更新矩阵C：

$$[0032] \quad C_i = \begin{cases} \frac{d_i - \lambda / \mu}{d_i} (D_i - \frac{P_i}{\mu}), & \frac{\lambda}{\mu} < d_i \\ 0, & \frac{\lambda}{\mu} > d_i \end{cases}$$

$$[0033] \quad C = [C_1^T, C_2^T, \dots, C_N^T]^T$$

[0034] 式中， D_i 表示矩阵D的第i行向量， $d_i = \left\| D_i - \frac{P_i}{\mu} \right\|_F$ ， $\lambda = \mu d_{i, n_{\text{remark}}+1}$ ， $d_{i, n_{\text{remark}}+1}$ 表示将所

有 d_i 按照从大到小排序后，位置位于第 $n_{\text{remark}}+1$ 的 d_i ；

[0035] V、保持其他变量不变，按照下式更新矩阵P：

$$[0036] \quad P = P + \mu (D - C)$$

[0037] VI、保持其他变量不变，更新 μ ：

$$[0038] \quad \mu = \min(\rho\mu, \mu_{\max})$$

[0039] VII、判断是否满足 $\max(|C_{ij} - D_{ij}|) < \varepsilon$ ， C_{ij} 、 D_{ij} 表示矩阵C、D的第i行第j列的元素， ε 表示收敛阈值，若不满足，则返回执行步骤III，若满足，则输出此时的矩阵C，即投影矩阵。

[0040] 本发明所述的基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别装置，包括处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述程序时实现上述方法。

[0041] 有益效果：本发明识别准确率更高，且减少人为设定的超参数，更方便。

附图说明

[0042] 图1是本发明提供的基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别方法的一个实施例的流程示意图；

[0043] 图2是序列图像分块的示意图。

具体实施方式

[0044] 本实施例提供了一种基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别方法，如图1所示，包括以下步骤：

[0045] (1) 获取两个微表情数据库，分别作为训练数据库和测试数据库，其中，每个微表情数据库中包含有若干微表情视频和对应的微表情类别标签。

[0046] (2) 将训练数据库和测试数据库中的微表情视频转换为微表情图像序列，并从中提取出灰度人脸图像，再经过分块后提取人脸局部区域特征。

[0047] 该步骤具体包括：

[0048] (2-1) 将训练数据库和测试数据库中的每个微表情视频转换为微表情图像序列；

[0049] (2-2) 将所述微表情图像序列进行灰度化处理；灰度化处理采用openCV的COLOR_BGR2GRAY函数实现；

[0050] (2-3) 从灰度化处理的微表情图像序列中裁剪出矩形人脸图像并进行缩放；其中，裁剪前先进行人脸检测，采用face_recognition的face_landmarks函数实现，对视频进行人脸图像裁剪时，所有帧按照视频第一帧检测出的人脸位置进行定位，横纵轴最小最大值分别为 $x_{\min}=x_{\text{左脸颊}}-10$ ， $x_{\max}=x_{\text{右脸颊}}+10$ ， $y_{\min}=x_{\text{眉毛最高点}}-30$ ， $y_{\max}=y_{\text{下巴}}$ ，人脸图像缩放为112x112像素；

[0051] (2-4) 利用插值和关键帧挑选算法对将所有缩放的人脸图像进行处理，得到每个微表情视频对应的相同帧数人脸图像；其中，插值利用洪晓鹏在2014在TPAMI《A Compact Representation of Visual Speech Data Using Latent Variables.》上提出的TIM时间插值方法，对每个视频选出16张人脸图像；

[0052] (2-5) 将步骤(2-4)处理后的人脸图像进行分块，并提取各分块中的特征，作为人脸局部区域特征。分块时，将每个人脸图像进行多次分块，每次分块时得到的分块大小不同，具体如图2所示，可以分别划分为1x1块、2x2块、4x4块、8x8块，共85块。对每个块，即人脸的各个局部区域，提取特征，特征类型不作限定，可以是任意特征，例如LBP-TOP、LPQ-TOP、LBP-SIP等。

[0053] (3) 建立组稀疏线性回归模型，并采用人脸局部区域特征对其进行学习，得到一个连接人脸局部区域特征与微表情类别标签之间的稀疏投影矩阵。

[0054] 其中，建立的组稀疏线性回归模型具体为：

$$[0055] \quad \min_{C_i} \left\| Y^s - \sum_{i=1}^N C_i^T X_i^s \right\|_F^2 + \xi \left\| \sum_{i=1}^N C_i^T X_i^s \mathbf{1}_s - \sum_{i=1}^N C_i^T X_i^s \mathbf{1}_t \right\|_F^2 + \lambda \sum_{i=1}^N \|C_i\|_F$$

[0056] 式中， $Y^s \in \mathbb{R}^{n_{\text{class}} \times N_s}$ 为训练数据库的微表情类别标签， n_{class} 为微表情类别数目， N_s 是训练数据库的微表情视频数目； $X_i^s \in \mathbb{R}^{N_{X_i^{\text{common}}} \times N_s}$ 为训练数据库分块操作后第i分块的人脸局部区域特征， $N_{X_i^{\text{common}}}$ 为第i分块人脸局部区域特征的维度， X_i^{common} 表示 $\{X_i^s, X_i^t\}$ 中的任一元素； $X_i^t \in \mathbb{R}^{N_{X_i^{\text{common}}} \times N_t}$ 为分块操作后第i分块的人脸局部区域特征， N_t 是测试数据库的微表情视频数目； $C_i \in \mathbb{R}^{n_{\text{class}} \times N_{X_i^{\text{common}}}}$ 为第i分块人脸局部区域特征 X_i^{common} 与微表情类别标签 Y^s 之间的投影矩阵， N 为分块的数目， ξ 和 λ 分别是对应约束项系数 $\mathbf{1}_s \in \mathbb{R}^{N_s \times 1}$ 、 $\mathbf{1}_t \in \mathbb{R}^{N_t \times 1}$ 为一维矩阵。

[0057] 该模型可以进一步表示为：

$$[0058] \quad \min_{C_i} \left\| L - \sum_{i=1}^N C_i^T X_i \right\|_F^2 + \lambda \sum_{i=1}^N \|C_i\|_F$$

$$[0059] \quad L = [Y^s, \mathbf{0}] \in \mathbb{R}^{n_{\text{class}} \times N_L}, \quad 0 \text{ 为 } N_{X_i^{\text{common}}} \times 1 \text{ 的 } 0 \text{ 矩阵, } N_L = N_s + 1, \quad X_i = \begin{bmatrix} X_i^s, \sqrt{\xi} \Delta X_i^{st} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n_{\text{class}} \times N_{X_i}},$$

$$\Delta X_i^{st} = X_i^s \mathbf{1}_s - X_i^t \mathbf{1}_t \in \mathbb{R}^{n_{\text{class}} \times 1}, \quad N_{X_i} = 1 + N_{X_i^{\text{common}}}, \quad i=1, \dots, N;$$

[0060] 还可以再进一步表示为：

[0061] $\min_{C_i} \|L - C^T X\|_F^2 + \lambda \|C\|_F$

[0062] 也即 $\min_{C_i} \|L - D^T X\|_F^2 + \lambda \|C\|_F, \text{ s.t. } D=C$

[0063] $D \in \mathbb{R}^{N_{X^{\text{common}}} \times n_{\text{class}}}$ 为中间矩阵, $C = [C_1^T, C_2^T, \dots, C_N^T]^T \in \mathbb{R}^{N_{X^{\text{common}}} \times n_{\text{class}}}$, X^{common} 表示 $\{X^s, X^t\}$ 中的任一元素, $N_{X^{\text{common}}}$ 表示 X^{common} 的维度, $X^s = [X_1^s, X_2^s, \dots, X_N^s]^T$, $X^t = [X_1^t, X_2^t, \dots, X_N^t]^T$, $X = [X_1, X_2, \dots, X_N, \Delta X_i^{\text{st}}] \in \mathbb{R}^{N_{X^{\text{common}}} \times n_X}$, 其行元素 $n_X = N_s + 1$ 。

[0064] 按照上式表示, 采用人脸局部区域特征对其进行学习的方法具体为:

[0065] 将所述组稀疏线性回归模型转换为拉格朗日函数 Γ :

[0066] $\Gamma(C, D, P, \mu) = \|L - D^T X\|_F^2 + \lambda \|C\|_F + \text{tr}[P^T(C - D)] + \frac{\mu}{2} \|C - D\|_F^2$

[0067] 式中, $\text{tr}[\cdot]$ 表示矩阵 \cdot 的迹, $P = [P_1^T, P_2^T, \dots, P_N^T]^T \in \mathbb{R}^{N_{X^{\text{common}}} \times n_{\text{class}}}$ 表示朗格朗日乘子矩阵, 矩阵中行元素 $P_i^T \in \mathbb{R}^{n_{\text{class}} \times N_{X_i}}$, $i=1, \dots, N$, μ 表示稀疏约束项系数, 上标T表示矩阵转置;

[0068] 对拉格朗日函数 Γ 进行求解, 具体包括:

[0069] I、获取矩阵L、矩阵X、人脸显著局部区域特征块数 n_{remark} , 范围参数 ρ 和 μ_{max} ;

[0070] II、初始化投影矩阵C、朗格朗日乘子矩阵P、稀疏约束项系数 μ ;

[0071] III、保持其他变量不变, 按照下式更新矩阵D:

[0072] $D = (\mu I + 2XX^T)^{-1} (2XL^T + P + \mu C)$

[0073] 式中, I 为单位矩阵;

[0074] IV、保持其他变量不变, 按照下式更新矩阵C:

[0075]
$$C_i = \begin{cases} \frac{d_i - \lambda / \mu}{d_i} (D_i - \frac{P_i}{\mu}), & \frac{\lambda}{\mu} < d_i \\ 0, & \frac{\lambda}{\mu} > d_i \end{cases}$$

[0076] $C = [C_1^T, C_2^T, \dots, C_N^T]^T$

[0077] 式中, D_i 表示矩阵D的第i行向量, $d_i = \left\| D_i - \frac{P_i}{\mu} \right\|_F$, $\lambda = \mu d_{i, n_{\text{remark}}+1}$, $d_{i, n_{\text{remark}}+1}$ 表示将所

有 d_i 按照从大到小排序后, 位置位于第 $n_{\text{remark}}+1$ 的 d_i ;

[0078] V、保持其他变量不变, 按照下式更新矩阵P:

[0079] $P = P + \mu (D - C)$

[0080] VI、保持其他变量不变, 更新 μ :

[0081] $\mu = \min(\rho\mu, \mu_{\text{max}})$

[0082] VII、判断是否满足 $\max(|C_{ij} - D_{ij}|) < \varepsilon$, C_{ij} 、 D_{ij} 表示矩阵C、D的第i行第j列的元素, ε 表示收敛阈值, 若不满足, 则返回执行步骤III, 若满足, 则输出此时的矩阵C, 即投影矩阵。

[0083] (4) 对于待识别的微表情, 按照步骤(2)得到人脸局部区域特征, 并采用学习到的

稀疏投影矩阵,得到对应的微表情类别标签。

[0084] 另外,通过稀疏投影矩阵还可以得到预设数目的与微表情有关的人脸局部区域。具体获取方法为:稀疏投影矩阵组里为0的地方(或0多的地方),为非显著的人脸局部区域,稀疏投影矩阵组里为1的地方(或1多的地方),为显著的人脸局部区域,即与微表情有关的人脸局部区域。

[0085] 本实施例还提供了一种基于人脸局部区域特征学习的跨数据库微表情识别装置,包括处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述程序时实现上述方法。

[0086] 为验证本发明的有效性,在CASME2微表情数据库、SAMM微表情数据库和SMIC数据库的HS子数据库之间做了跨数据微表情识别,验证结果如表1所示:

[0087] 表1

[0088]

训练数据库	测试数据库	本发明方法识别率
CASME2	SAMM	0.562
CASME2	SMIC_HS	0.3963
SAMM	CASME2	0.586
SAMM	SMIC_HS	0.439
SMIC_HS	CASME2	0.4777
SMIC_HS	SAMM	0.5455

[0089] 其中,对CASME2数据库的表情做如下处理:略去标签为others的表情,将happy类别的表情归为positive,将sadness、regression、disgust、fear类别的表情归为negative,将surprise类别的标签归为surprise。对SAMM数据库的表情做如下处理:略去标签为other和contempt类的表情,将happiness类别的表情归为positive,将sadness、angry、disgust、fear类别的表情归为negative,将surprise类别的标签归为surprise。SMIC数据库本身类别为positive、negative、surprise。

[0090] 实验结果表明,基于本发明提出的微表情识别方法,取得了较高的跨数据库微表情识别率。相较于其他方法,本发明还可以免去部分超参数人为设置的繁琐,更方便。

[0091] 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。

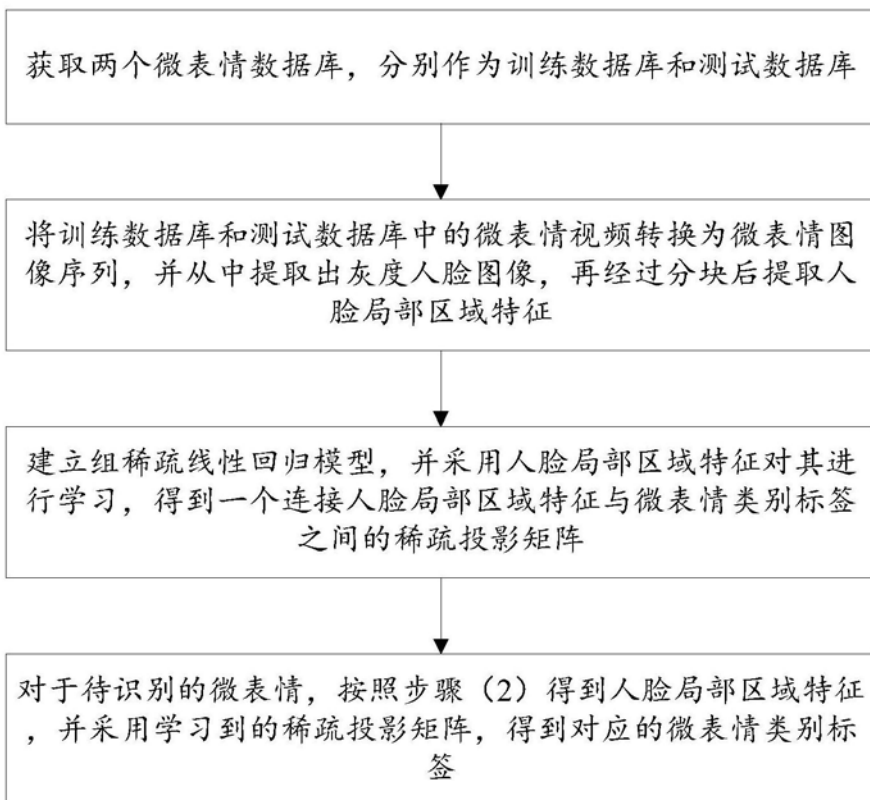


图1

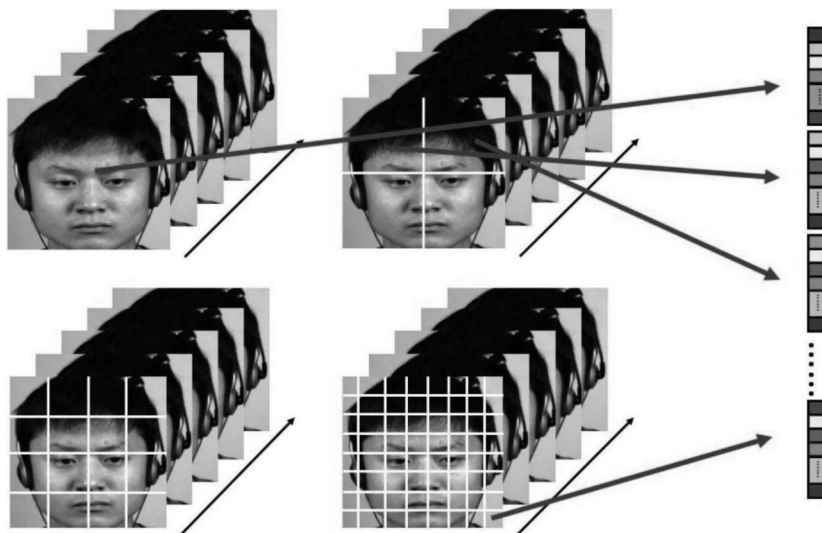


图2