

基于稀疏表示的低分辨率人脸疲劳表情识别

张 灵 田小路 罗 源 常 捷 吴 勇

(广东工业大学计算机学院 广州 510006)

摘 要 为了有效提高低分辨率图像的人脸疲劳表情识别性能,提出一种基于稀疏表示的低分辨率人脸疲劳表情的识别方法。首先,采用肯德尔和谐系数可信度分析法构建了低分辨率人脸疲劳表情图像库 TIREFACE。其次,通过图像库中的低分辨率样本疲劳表情图像进行稀疏表示,再利用压缩感知理论寻求低分辨率测试样本的最稀疏解,采用求得的最稀疏解实现低分辨率人脸疲劳表情的分类。在低分辨率人脸视觉特征的疲劳表情图像库 TIREFACE 的实验测试结果表明,将该方法用于低分辨率人脸疲劳表情识别,性能优于线性法、最近邻法、支持向量机以及最近邻子空间法。可见,该方法用于低分辨率人脸疲劳表情识别时识别效果较好,精确度较高。

关键词 稀疏表示,压缩感知,疲劳表情,基于稀疏表示分类,肯德尔和谐系数

中图分类号 TP181 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.9.061

Method of Low Resolution Facial Fatigue Expression Recognition Based on Sparse Representation

ZHANG Ling TIAN Xiao-lu LUO Yuan CHANG Jie WU Yong

(School of Computers, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract In order to effectively improve the performance of facial fatigue expression recognition on the low resolution image, a method of fatigue facial expression recognition based on sparse representation was proposed. Firstly, the reliability analysis method of Kendall coefficient of concordance is used to construct the low-resolution facial fatigue expression database TIREFACE. Secondly, the sparse representation of the low resolution facial fatigue expression images of the identified test samples in the database is sought, and then the compressed sensing theory is used to seek their sparsest solution. Finally, according to the sparsest solution, the low-resolution facial fatigue expression classification is performed. Experimental results on TIREFACE database show that the low resolution facial fatigue expression performance obtained by this method is much better than the linear classifier, the nearest neighbor (NN), support vector machine (SVM) and the nearest subspace (NS). Therefore, the proposed method on the low resolution facial fatigue expression recognition tasks achieves better performance and high accuracy.

Keywords Sparse representation, Compressed sensing, Fatigue expression, Sparse representation-based classification (SRC), Kendall coefficient of concordance

1 引言

疲劳是一种主观不适感觉,但客观上会在同等条件下失去其完成原来所从事的正常活动或工作能力,主要表现为注意力难以集中、思考困难,从而导致工作效率低下、易出差错等。随着人类科技的进步和发展,脑力劳动在人们生产生活各个领域中所占的比重也越来越大,同时,随之而来的疲劳在生产生活领域中所产生的负面影响也越来越大,几乎涉及到社会、军事、医疗等生产、生活各个领域。我国每年交通伤亡人数居世界首位,因疲劳而导致的交通事故占到事故总数的 20% 以上^[1]。怎样让机器自动、高效、准确地识别人类的疲劳状态吸引了众多科研机构和企业关注。尽管对人脸疲劳表情的识别有了多年的研究和发展,并且也已经取得了较多的

研究成果,但现有的人脸疲劳表情识别研究^[2-10]大多是针对基于统计的高分辨率高质量图像。在网络环境中,特别是物联网环境中,获取的人脸疲劳图片绝大部分是低分辨率的图像,这导致人脸疲劳表情识别的性能会随着图像质量的下降而降低。因此,如何提高低分辨率人脸疲劳表情识别精确度仍然是一个亟需解决的问题。

压缩感知(Compressive Sensing)^[11]是近年来新出现的一种信号采样理论,它可以在远小于 Nyquist 采样率的情况下获取信号的离散样本,然后再通过非线性重建完美信号。压缩感知理论指出:采样速率是由信号中的内容和结构所决定的,而不再仅仅取决于信号的带宽。近年来,压缩感知理论引起了图像处理、人脸识别、视频追踪^[12-15]等众多领域研究者的密切关注,并展现出了强大的生命力,但在人脸表情识别领

到稿日期:2015-08-03 返修日期:2015-11-06 本文受广东省自然科学基金(2014A030310169),广州市科技计划(2014Y2-00211)资助。

张 灵(1968—),女,博士,教授,主要研究方向为智能化信息处理、自动化装备、人工智能、计算机视觉等,E-mail:june4567@163.com(通信作者);田小路(1990—),男,硕士,主要研究方向为计算机视觉、模式识别、人工智能等,E-mail:10428988525@qq.com;罗 源(1994—),男,硕士,主要研究方向为计算机视觉、模式识别、人工智能等,E-mail:386276853@qq.com;常 捷(1991—),女,硕士,主要研究方向为人工智能,E-mail:397877802@qq.com;吴 勇(1991—),男,硕士,主要研究方向为人工智能、体感网,E-mail:1261769793@qq.com。

域,尤其针对低分辨率人脸疲劳表情识别问题上,国内外相关的研究文献报道甚少。压缩感知理论研究的最初目的主要是用于信号的压缩和表示,但是因为其最稀疏的表示具有很好的判别性,后来研究者把它应用到了识别方面,并且取得了很好的效果。本文利用压缩感知理论的稀疏表示分类(Sparse Representation-based Classification, SRC)思想^[16],提出一种基于稀疏表示的低分辨率人脸疲劳表情识别方法。先对TIREFACE的测试样本中疲劳表情图像进行稀疏表示,然后利用压缩感知理论寻求测试样本的最稀疏解,最后采用求得的最稀疏解信息实现了低分辨率人脸疲劳表情的分类。在TIREFACE疲劳表情数据库上的实验结果表明了该方法的可行性。

2 稀疏表示

2.1 超完备字典构造

将稀疏表示理论应用在数字图像处理中,如何有效构造图像信号稀疏表示字典至关重要,字典的构造原则是字典中的原子应该尽可能完整地描述图像数据的内在结构信息。本文将稀疏表示模型应用于低分辨率人脸疲劳表情特征中,超完备字典的选择方式是使用尽可能包含测试图像所含有信息结构的训练样本集信息,因此稀疏表示就是将低分辨率疲劳表情测试图像看作训练图像集的线性组合,目的在于寻找测试样本的最稀疏解,使得它能够提取低分辨率疲劳表情图像中稀疏且能够有效描述疲劳状态视觉特征的内在结构及这些疲劳特征信息之间关联性的信息。

设目标类别集 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$, 可以用一个 m 维的向量来表示每一幅低分辨率的人脸疲劳表情图像特征, 各个已经标记类别的疲劳表情图像样本数目分别为 n_1, n_2, \dots, n_m , 则 c_i 类别的 n_i 幅训练低分辨率疲劳表情图像将得到 n_i 个 m 维的特征向量, 记为 $d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{in}$, 其中 d_i 将其作为超完备字典中的列集的第 i 列, 其矩阵表示为 $D_i = [d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{in}]$, 来自类别 c_i 的待识别疲劳表情图像 $T \in R^n$ 可看作是训练样本的线性组合, 其表示如下:

$$T = d_{i1}\partial_{i1} + d_{i2}\partial_{i2} + \dots + d_{in}\partial_{in} \quad (1)$$

其中, ∂_{ij} 为系数, 并且 $\partial_{ij} \in R, i=1, 2, \dots, M; j=1, 2, \dots, n$ 。

因为在分类过程中待识别疲劳表情图像的类别是未知的, 所以定义矩阵 D 由所有已知类别训练样本的特征向量构造, 具体表示为:

$$D = [D_1, D_2, \dots, D_M] \\ = [d_{11}, d_{12}, \dots, d_{1n}, \dots, d_{M1}, d_{M2}, \dots, d_{Mn}] \in R^{m \times n} \quad (2)$$

其中, $n = n_1 + n_2 + \dots + n_m$, 并且 $m < n$ 。

因此, 该待识别的低分辨率人脸疲劳表情图像的特征向量 $T \in R^n$ 可以由所有已经标记类别的训练表情图像线性组合表示:

$$T_{m \times 1} = D_{m \times n} \partial_{n \times 1} + \theta_{m \times 1} \quad (3)$$

其中, $\partial_{n \times 1} \in R^n$ 是系数向量; $\theta_{m \times 1}$ 是噪音向量。

2.2 优化稀疏表示模型

集合 $D = [d_1, d_2, \dots, d_n]$ 是超完备字典, 其中的每一个原子 $d_i = (d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{im})^T, i=1, 2, \dots, n$, 且 $m < n$ 。对给定的一个列向量 T 可以表示成 $T = D\partial + \theta$, 其中 ∂ 是系数向量。当 $m < n$ 时, 字典原子 d_i 是线性无关的, 所以变换后的系数向量并不是唯一的。而稀疏表示就是希望从所有的向量表示中选择其中最稀疏的一个表示。

由压缩感知理论可知, 对于给定的向量 $T = (t_1, t_2, \dots, t_m)$ 具有零均值, 超完备字典 $D = [d_1, d_2, \dots, d_n]$ 的元素都具有零均值且单位化的 l_2 范数, 即:

$$\sum_{i=1}^m t_i = 0, \sum_{i=1}^m d_{ij} = 0, \sum_{i=1}^m d_{ij}^2 = 1, j=1, 2, \dots, n \quad (4)$$

因为在实际环境中必须考虑噪声条件, 所以考虑了噪声的稀疏表示模型为:

$$\arg \min_j \|\partial\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \|D\partial - T\|_2 \leq \epsilon \quad (5)$$

式(5)称为最小化的 l_1 范数, 其中 ϵ 表示误差阈值。

由式(5)计算得到的最优解 $\partial_{\min} \in R^n$ 就是稀疏表示模型 $T = D\partial + \theta$ 的所有系数向量中最稀疏以及最优化的解, 从而用获得的尽可能少的稀疏系数准确地表示表情图像的特征向量的结构和信息。

3 建立疲劳表情数据库(TIREFACE)

因为对低分辨率疲劳图像的研究甚少, 所以缺乏公认的疲劳图像库。为了建立有效的疲劳图像库, 本文采用肯德尔和谐系数可信度分析法构建了低分辨率的人脸疲劳表情图像库 TIREFACE。

信度是指检测结果的一致性、稳定性和可靠性。信度系数是信度的量化指标, 信度越高表示检测结果越一致、稳定且可靠。其中, 评分者的信度是指不同的评分者对相同的对象进行评分时的一致性、稳定性和可靠性。针对只有两位评分者的问题, 可用 Kappa 系数法、Spearman 相关系数法、Pearson 积差相关等方法进行信度分析; 针对有多位评分者的问题, 可以采用肯德尔和谐系数、多系列相关分析、Cronbach α 系数等方法进行信度分析^[17]。

在本研究的人脸疲劳表情图像库 TIREFACE 建立过程中, 一共有 20 名评分者, 属于多评分者问题, 故可用肯德尔和谐系数、多系列相关分析、Cronbach α 系数等方法。其中多系列相关分析和 Cronbach α 系数两种方法主要用于连续性的数据, 而肯德尔和谐系数适用于本实验中离散的分等级数据。肯德尔和谐系数(Kendall Coefficient of Concordance)是用于计算多个不同等级变量间相关程度的统计量, 适用于多个相关等级的数据, 可以客观地评价评分者打分的一致性、稳定性和可靠性。

肯德尔和谐系数中的变量是等级数据的秩序, 即按照全部得分值大小顺序排列排名位置。将不同等级数据资料转化为秩序的过程为编秩, 即评价者对 N 个评价对象的评分按大小顺序排列, 如果出现并列排名, 那么就平分共同占据的排名。在本研究的 TIREFACE 数据库建立过程中, 所有的评分均只有 0, 1 和 2 这 3 种, 分别对应人脸疲劳表情的 3 种状态: 清醒、疲劳、严重疲劳。而总共评分对象远大于 3 个, 所以会出现并列排名的现象。按照肯德尔和谐系数法, 对本研究中各个评分者的评分结果进行编秩。

肯德尔和谐系数的计算分两种情况。用 W 表示肯德尔和谐系数。

情况 1 同一评分者的评分结果无并列排名。 W 的计算公式如下:

$$W = \frac{S}{\frac{1}{12}k^2(N^2 - N)} \quad (6)$$

其中, N 为被评分的对象数, k 为评分者个数, S 为每个评价对象所得等级之和 R_i 与其平均数的离差平方和, 即

$$S = \sum_{i=1}^n (R_i - \bar{R}_i)^2 = \sum_{i=1}^n R_i^2 - \frac{1}{n} (\sum_{i=1}^n R_i)^2 \quad (7)$$

从式(7)中得知,当评分者的意见完全一致时,S取最大值。S最大值为:

$$S_{\max} = \frac{1}{12} k^2 (N^3 - N) \quad (8)$$

因此,肯德尔和谐系数为实际求得的S与它最大值的比,所以W的取值在0到1之间。

情况2 同一评价者的评分结果有并列排名。W的计算公式如下:

$$W = \frac{S}{\frac{1}{12} [k^2 (N^2 - N) - k \sum_{i=1}^k T_i]} \quad (9)$$

其中,N,k,S的意义同式(6), T_i 定义式如下:

$$T_i = \sum_{j=1}^{m_i} (n_{ij}^3 - n_{ij}) \quad (10)$$

其中, m_i 为第*i*个评分者的结果中出现并列排名的次数, n_{ij} 为第*i*个评分者的评分结果中第*j*个并列排名的相同等级数。

计算出肯德尔和谐系数之后,要进行显著性检验。当评分对象 $N > 7$ 时,可用如下统计量对W是否达到显著水平作检验。

若评价者打分不一致,则

$$\chi^2 = k(N-1)W \sim \chi^2(N-1) \quad (11)$$

对给定的水平 α ,有

$$P(\chi^2 > \chi_{1-\alpha}^2) = \alpha \quad (12)$$

查 $df = N - 1$ 的分布表得临界值为分位数 $\chi_{1-\alpha}^2$,将计算出的W代入上式计算 χ^2 值。

若 $\chi^2 > \chi_{1-\alpha}^2(N-1)$,则认为评分者的打分显著一致;否则,认为评分者的打分显著不一致。

肯德尔和谐系数本质上是一种非参数检验方法,通过分析各评分对象得分的秩次,分析不同评分对象的疲劳等级是否存在显著性差异。因为本文选取的待评分图片疲劳等级之间有着显著的不同,所以通过检验:如果各评分对象的秩次分布不存在显著差异,则意味着评分者的打分存在随意性,评分结果不一致、不可靠;如果各评分对象的秩次分布有着显著的差异性,那么意味着评分对象获得较一致的分数及秩次,评分者评分一致性、可靠性良好。

肯德尔和谐系数是在0到1之间变化的统计量,系数值越高,一致性、可靠性越好。如果系数值为0,那么说明打分者之间完全没有一致性;与之相反,如果肯德尔和谐系数的值为1,那么说明打分者间有绝对的一致性。

下面将图像库TIREFACE中的静态图片的评分结果转化为秩次数据,基于情况2的公式分别计算肯德尔和谐系数,并利用 χ^2 统计量对W是否达到显著水平作检验。低分辨率图像库TIREFACE的评分结果如表1所列。

表1 图像库TIREFACE的评分结果

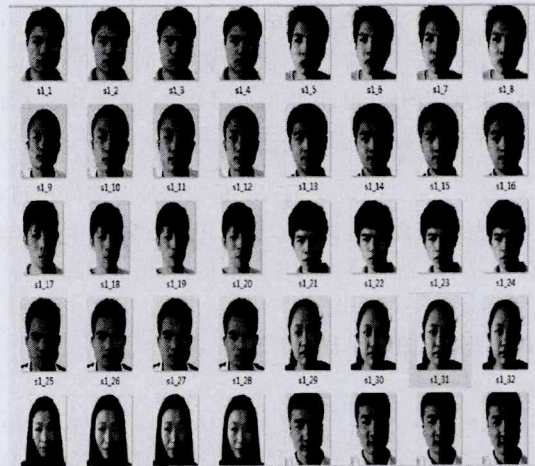
统计量	值
计数 k	20
肯德尔和谐系数	0.884
χ^2	1467.129
df	83
显著性	<0.001

肯德尔和谐系数为0.884,且通过 χ^2 检验有 $p < 0.001$ 的显著性,说明在为低分辨率疲劳图像库TIREFACE打分时,打分者间有良好的一致性。

以上分析说明,低分辨率疲劳图像库TIREFACE评分的肯德尔和谐系数较大,这表明通过低分辨率疲劳图像库TIREFACE的表情图像对疲劳进行判别是可信的。

TIREFACE数据库含有10个对象的大约240个左右具有充足正面灰度的图像序列,图像序列都是 92×112 像素的低分辨率图像。该数据库总共含有3种基本的疲劳表情:清醒、疲劳及严重疲劳。

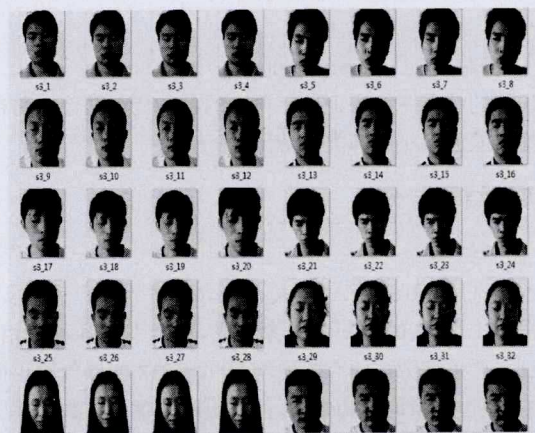
图像库TIREFACE的部分疲劳表情图像如图1所示。



(a)清醒



(b)疲劳



(c)严重疲劳

图1

4 算法

基于稀疏表示分类(Sparse Representation-based Classification, SRC)的低分辨率人脸疲劳表情识别是通过求解 l_1 模最小化技术将 TIREFACE 疲劳图像库中待识别的疲劳图像表示为训练人脸疲劳图像库所构成字典的稀疏线性组合,然后通过判断待识别的疲劳图像与训练字典中的各类疲劳图像系数重建结果的误差来完成识别。在 TIREFACE 图像库中,训练样本中存在 3 类不同的疲劳图像,分别为清醒、疲劳、严重疲劳。用 $A_i = [S_{i,1}, S_{i,2}, \dots, S_{i,n}] \in R^{m \times n}$ 表示训练样本中的第 i 类疲劳图像,包含 n 个疲劳样本图像,其中 $S_{i,j}$ 表示第 i 类疲劳图像中的第 j 个疲劳样本图像($j=1, 2, \dots, n$)所构成的 m 维列向量。假设待识别的疲劳图像 $y \in R^m$ 属于第 i 类疲劳图像,由 A_i 中的疲劳样本图像来线性表示 y :

$$y = \sum_{j=1}^n \alpha_{i,j} S_{i,j} = A_i \alpha_i \quad (13)$$

其中, $\alpha_i = [\alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \dots, \alpha_{i,n}]^T \in R^n$ 是待测疲劳图像在超完备字典上的表示系数。这样将全部 TIREFACE 中的 3 类疲劳图像的 n 个训练样本图像依次链接,所构成的超完备字典用 $A = [A_1, A_2, \dots, A_k]$ 表示,其中 $n = n_1 + n_2 + \dots + n_k$, 这样 y 在所有训练样本的线性表示如下:

$$y = A\alpha \in R^m \quad (14)$$

其中, $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]^T = [0, \dots, 0; \alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \dots, \alpha_{i,n}; 0, \dots, 0]^T$ 为第 i 类疲劳图像在训练图像所构成的超完备字典中的稀疏表示系数。

具体算法步骤如下。

Step1 输入:1)从数据库 TIREFACE 的每类疲劳图像中随机选取 20 张作为超完备字典的训练样本,训练样本 $A \in R^{m \times n}$; 2)TIREFACE 图像库中 3 类疲劳图像每类疲劳图像剩余 60 张,共 180 张,将其作为测试样本图像 $y \in R^m$ 。

Step2 使用随机高斯矩阵(本文中使用了主成分分析)分别将训练图像库中的疲劳图像 A 和测试图像 y 投影到低维特征空间得到 A^* 和 y^* 。

Step3 归一化 A^* 和 y^* 。

Step4 利用式(5)求解 l_1 范数问题

$$\alpha = \arg \min \|\alpha\|_1 \text{ 满足 } A^* \alpha = y^* \text{ 或者 } \|A^* \alpha - y^*\|_2 < \epsilon$$

Step5 计算测试图像与训练图像之间的残差值:

$$r_i(y) = \|y - A\delta_i\|_2, i=1, \dots, k$$

Step6 输出识别结果:

$$\text{identity}(y) = \arg \min [r_i(y)]$$

识别的结果图像为训练字典中的各类疲劳图像中与待识别图像残差值最小的那类疲劳图像。

5 实验结果与分析

5.1 实验结果

本文选用 TIREFACE 人脸疲劳表情数据库进行实验。该数据由 10 个人的 240 幅图像组成,每个人有 3 种表情(清醒、疲劳、严重疲劳),所有图像均为 92×112 的低分辨正面脸相,并且经过重新调整和修剪,使得眼睛和嘴巴在数据库图像中的位置大致一致,脸部尺寸基本一致,光照均为正面光源。实验采用 Kfold 法进行交叉互验证,每类图像随机取 60 张、3 类(共 180 张图像)作为测试样本,其余作为训练样本,共进行

538 次实验,对各类疲劳表情图像进行字典学习。总体分类识别准确率为 $92.3\% \pm 3\%$,实验结果稳定。各类表情图像的分类识别正确率中值如表 2 所列。测试实验的各类表情图像总体分类情况如表 3 所列。

表 2 各类疲劳表情图像的分类识别正确率中值(%)

疲劳表情	清醒	疲劳	严重疲劳
识别准确率	93.3	90.1	92.4

表 3 测试实验的各类表情图像总体分类情况

疲劳表情	清醒	疲劳	严重疲劳
清醒	56	2	0
疲劳	4	54	5
严重疲劳	0	4	55

识别错误的部分表情如图 2 所示。



图 2

图 2(a)为由清醒识别为疲劳,图 2(b)为由疲劳识别为严重疲劳,图 2(c)为由严重疲劳识别为疲劳。在本研究中,建立疲劳表情数据库 TIREFACE 时,评分者对低分辨率疲劳表情的图片进行疲劳等级打分,属于主观评分行为。虽然评分过程中有明确的评分标准参考,并且在本文中评分者有专业的疲劳表情认读能力,但是由于评分者自身的个体差异、评分时的精神状态不相同等原因,主观行为依然具有不确定性和随机性,由此导致评分的误差,使评价精度降低。从表 2 和表 3 的测试集验证结果可以看出,总体分类识别准确率为 $92.3\% \pm 3\%$,其中,清醒状态的正确率最高(93.3%),其次为严重疲劳(92.4%),正确率最低的为疲劳状态(90.1%)。从表 3 测试实验的各类表情图像总体分类情况来看,不存在“将清醒判为严重疲劳”以及“将严重疲劳判为清醒”的情况。

5.2 对比分析

为了进一步考察本文方法的优越性,将本文方法与线性分类器法、最近邻法、支持向量机以及最近邻子空间法在低分辨的疲劳表情图像库 TIREFACE 中进行了实验比较,其结果如表 4 所列。

表 4 不同方法的疲劳表情识别率对比

方法	平均识别率(%)
线性分类器(the linear classifier)	65.4
最近邻法(the nearest neighbor, NN)	82.7
最近邻子空间(the nearest subspace, NS)	85.3
支持向量机(support vector machine, SVM)	81.5
基于稀疏表示分类法(本文方法)	92.3

从表 4 中可以看出,在所有的分类识别方法中,基于稀疏表示的分类方法的识别率最高,平均识别率高达 92.3%,远远高于其它分类识别方法。因为在基于稀疏表示的分类过程中,通过对 TIREFACE 中的测试样本中疲劳表情图像进行稀疏表示,建立超完备字典。超完备字典能够准确地刻画疲劳表情图像信号的内在结构信息和本质属性,而线性分类器

法、最近邻法、支持向量机以及最近邻子空间法等其它分类方法是通过训练样本进行学习而分类,并不能直接从图像信号的内在结构和本质属性进行学习 and 分类。因此,基于稀疏学习的算法在低分辨率人脸疲劳表情识别中具有其它方法不具备的优越性。

结束语 基于稀疏表示的低分辨率人脸疲劳表情识别中,超完备字典能够准确地刻画疲劳表情图像信号的内在结构信息和本质属性,而且最终能够使用尽可能少的数据来表示图像信息。通过图像库中的低分辨率样本疲劳表情图像进行训练,再利用压缩感知理论寻求低分辨率测试样本的最稀疏解,采用求得的最稀疏解实现低分辨率人脸视觉特征的疲劳表情的分类。在低分辨率人脸视觉特征的疲劳表情图像库 TIREFACE 的实验测试结果表明,本方法性能优于线性法、最近邻法、支持向量机以及最近邻子空间法,用于低分辨率人脸疲劳表情识别时识别效果较好,精确度较高。

虽然基于稀疏表示的低分辨率人脸疲劳表情识别在分类和识别中取得了较高的识别率,但是还需要进一步对其进行更加深入的探索和研究,下面给出若干建议:

(1) 本文在基于稀疏表示的低分辨率人脸疲劳表情识别过程中采用的都是整张人脸图像,并且经过重新调整和修剪,使得眼睛和嘴巴在数据库图像中的位置大致一致,脸部尺寸基本一致,光照均为正面光源。今后的研究中需要进一步研究图像自动的配准和对齐。

(2) 在实际生活环境中,人脸图像存在遮挡、模糊、侧面等情况,如何提高这几类疲劳表情的识别效果,也需要进一步探究。

参 考 文 献

- [1] China Transportation Yearbook, China Transportation Yearbook[R]. Beijing:China Transportation Yearbook,2014(in Chinese)
中国交通年鉴社. 中国交通年鉴 2014[R]. 北京:中国交通年鉴社,2014
- [2] Zhao Chi-hang, Zhang Xiao-zheng, Zhang Bai-ling. Driver's fatigue expressions recognition by combined features from pyramid histogram of oriented gradient and contourlet transform with random subspace ensembles[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2013, 7(1): 36-45
- [3] Song Feng-yi, Tan Xiao-yang, Liu Xue. Eyes closeness detection from still images with multi-scale histograms of principal oriented gradients[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(9): 2825-2838
- [4] Yang Qiu-fen, Li Can-jun, Li Zhen-jun. Application of FTGSVM Algorithm in Expression Recognition of Fatigue Driving[J]. Journal of Multimedia, 2014, 9(4): 527-533
- [5] Wang Xue-mei, Zhang Jia-jun. Recognition System for Fatigue Facial Expression of Driver[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 644-650: 4174-4177
- [6] Guo Yu-hang, Liu Jie. A Novel Approach of Eye Detection Based on Haar-Like Feature and SVM[J]. Applied Mechanics and Materials, 2011, 121-126: 863-1867
- [7] Ahmed, Rafi, Emon K E K, et al. Robust driver fatigue recognition using image processing[C]// 2014 International Conference on Informatics, Electronics & Vision (ICIEV). 2014: 1-6
- [8] Wei H, Wei Z. Driver Fatigue Recognition Based on Supervised LPP and MKSVM[C]// 3rd International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2011). 2011: 80091p-80091p-6
- [9] Li Shi-wu, Wang Lin-hong, Yang Zhi-fa. An active driver fatigue identification technique using multiple physiological features[C]// 2011 International Conference on Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer (MEC). 2011: 733-737
- [10] Agrawal U, Giripunje S, Bajaj P. Emotion and Gesture Recognition with Soft Computing Tool for Drivers Assistance System in Human Centered Transportation[C]// 2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). 2013: 4612-4616
- [11] Candes E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling. [J] IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30
- [12] Fan Zi-zhu, Ni Ming, Zhu Qi, et al. Weighted sparse representation for face recognition[J]. Neurocomputing, 2015, 151 (Part 1): 304-309
- [13] Huang Sheng, Yang Yu, Yang Dan. Class specific sparse representation for classification[J]. Signal Processing, 2015, 116: 38-42
- [14] Xu Bing-xin, Guo Ping, Chen C L. An adaptive regularization method for sparse representation[J]. Integrated Computer-Aided Engineering, 2014, 21(1): 91-100
- [15] Hui Kang-hua, Li Chun-li, Zhang Lei. Sparse neighbor representation for classification[J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(5): 661-669
- [16] Yang J, Wright J, Huang T S, et al. Image super-resolution via sparse representation[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873
- [17] Pan Dao-hua. Evaluation method based on the reliability of expert group for uncertainty reasoning[J]. Scientific Chinese, 2015 (12): 165(in Chinese)
潘道华. 基于不确定性推理中专家群信度的评价方法[J]. 科学中国人, 2015(12): 165

(上接第 304 页)

- 殷俊,周静波,金忠. 基于余弦角距离的主成分分析与核主成分分析[J]. 计算机工程与应用, 2001, 47(3): 9-12
- [13] Huang Pu, Tang Zhen-min. Parameter-Free Locality Preserving Projections and Face Recognition[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(9): 865-871(in Chinese)
黄璞,唐振民. 无参数局部保持投影及人脸识别[J]. 模式识别与

人工智能, 2013, 26(9): 865-871

- [14] Wan Hai-ping. Research on Some Problems of Kernel Method in Pattern Recognition[D]. Beijing: Beijing University of Post and Telecommunication, 2005(in Chinese)
万海平. 模式识别中核方法若干问题研究[D]. 北京:北京邮电大学, 2005