

# 基于多尺度稀疏表示的面部疲劳识别

牛耕田 王昌明 孟红波

(南京理工大学机械工程学院 南京 210094)

**摘要** 针对疲劳驾驶严重威胁道路交通安全的问题,提出了一种基于多尺度稀疏表示的面部疲劳识别算法。该算法首先通过 Gabor 小波获取面部多尺度多方向的疲劳特征;然后采用 2D-PCA 方法对提取的特征进行降维处理,提高算法的执行效率;最后通过稀疏表示的方法构造疲劳的超完备字典并完成疲劳识别。实验在自建的疲劳数据库中完成,结果显示所提算法的疲劳识别率达到 94.5%,具有一定的可行性。

**关键词** 疲劳识别, Gabor 小波, 2D-PCA, 超完备字典, 稀疏表示

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.8.057

## Fatigue Recognition Based on Sparse Representation

NIU Geng-tian WANG Chang-ming MENG Hong-bo

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract** In order to solve the traffic safety problems caused by fatigue driving, a method based on sparse representation was proposed to detect the fatigue through face image. In this method, first, Gabor wavelets are used to extract multi-scale and multi-orientation features. At the same time, considering the execution efficiency of the algorithm, 2D-PCA is used to reduce the dimension of features. Finally, based on sparse representation theory, the over-complete dictionary of fatigue is constructed and fatigue is identified. The proposed method was tested on the self-built database. Experimental results show the effectiveness of the proposed method, and the fatigue recognition rate reaches 94.5%.

**Keywords** Fatigue recognition, Gabor wavelets, 2D-PCA, Over-complete dictionary, Sparse representation

## 1 引言

道路交通安全是世界各国所面临的一个普遍问题,每年全球的道路交通事故多达 10 亿次<sup>[1]</sup>,占到全球安全事故总数的 90%左右。其中 20%~30%的交通事故是由疲劳驾驶引起的<sup>[2,3]</sup>,所以能否有效地识别出驾驶者的疲劳状态并及时给予提醒是提高安全驾驶的关键,具有重要的研究价值。

基于计算机视觉的疲劳检测受到越来越多学者的关注。该方法主要是根据人体在正常状态与疲劳状态时面部表现特征不同,采用模式识别的技术进行分类判别。例如:当人体疲劳时,会出现眼睑运动速度变慢、眼睛睁开幅度变小、凝视方向变窄和打哈欠等特征。因此可以通过研究眼睑眨动、眼球运动以及嘴部等特征进行疲劳检测<sup>[4-6]</sup>。其中在基于眼睛特征的疲劳检测方法中,最具有代表性的是 Perclos 方法。Perclos 由于可以有效地反映眼睑闭合程度,因此被普遍认可并广泛应用于疲劳驾驶检测中。此外也有研究人员从眼睛的其他特征进行疲劳检测<sup>[7]</sup>,如:从眼睛的凝视方向及瞳孔的直径变化情况检测驾驶员的身体状况和心理条件;同样,根据嘴巴在正常状态和疲劳情况下的不同表现, Wang<sup>[8]</sup>首先基于先验知识对嘴巴的位置进行识别和定位,再利用嘴巴高度和宽度

的比值衡量其张开程度,以此判断驾驶员是否出现打哈欠的疲劳状态。Chu 等<sup>[9]</sup>使用 Fisher 分类器提取嘴巴的位置以及形状,使用嘴巴张开的宽度、高度等几何特性作为特征值,并把这些特征结合在一起组成特征向量输入到三级 BP 网络中进行判断,最终获得正常、说话和打瞌睡这 3 种不同的判定结果。

本文认为疲劳也是面部的一种全局表现,来自眼部和嘴部的局部特征是直观的特征<sup>[10,11]</sup>,其虽然容易提取但并不一定是检测疲劳最有效、最全面的特征。因此本文采用 Gabor 小波方法分析整体面部的多尺度疲劳特征,并通过 2D-PCA 的方法对特征降维处理,最后利用稀疏表示的方法识别出疲劳状态。

## 2 面部多尺度特征提取

人体产生疲劳时,面部的不同疲劳表现会在不同的尺度上反映出来。如:打哈欠是一种面部较大面积的运动行为,所以需要在较大尺度上对其分析;而目光呆滞等这些细微的面部变化则需要在小尺度上进行分析。采用单一的尺度对疲劳进行分析很难较全面地获得所有疲劳特征。因此,要对这些面部信息进行有效的分析,则需要根据不同面部信息的特点

到稿日期:2015-09-22 返修日期:2016-02-02 本文受国家高科技研究发展计划(863 计划)(2012AA061101),高维信息智能感知与系统教育部重点实验室(南京理工大学)开放基金(3092013012205),高等学校博士学科点专项科研基金(20133219110027)资助。

牛耕田(1987-),男,博士生,主要研究方向为模式识别及智能仪器, E-mail: peter\_niu@outlook.com; 王昌明(1952-),教授,主要研究方向为智能测控技术及系统、光电传感器技术与智能仪器; 孟红波(1989-),男,博士生,主要研究方向为稳定平台伺服控制。

进行多个尺度分解。

Gabor 小波因其与哺乳动物的视觉有许多相似的特性以及对外部环境变化的鲁棒性,已经被广泛应用在计算机视觉、纹理分析和目标识别等领域中,并得到了令人满意的结果<sup>[12-14]</sup>。二维 Gabor 小波函数定义如式(1)所示。

$$\psi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) \cdot (\exp(ik_{u,v} \cdot z) - \exp(-\frac{\sigma^2}{2})) \quad (1)$$

其中,  $u$  与  $v$  分别表示 Gabor 核的方向与尺度,  $i$  是复数算子,  $\sigma$  定义小波滤波器的带宽,  $z=(x,y)$  为像素坐标,  $k_v=k_{\max}/f^v$  表示小波的核频率,其中  $k_{\max}$  代表最大频率,  $f$  是分隔因子。  $k_{u,v}=k_v(\cos\phi_u, \sin\phi_u)^T$  代表小波的波矢量,  $\phi_u$  表示小波的方向。

为了能够较全面地获得驾驶员疲劳时的面部多尺度表现,本文采用 5 个尺度( $v \in \{0,1,2,3,4\}$ )和 8 个方向( $u \in \{0,1,\dots,7\}$ )的 Gabor 小波与面部图像作卷积。图像的多尺度 Gabor 小波变化定义如下:

$$G_{u,v}(z) = \psi_{u,v}(z) * I(z) = \iint \psi_{u,v}(z) I(z) dx dy \quad (2)$$

其中,  $*$  表示卷积操作,  $I(z)$  为面部图像点  $z=(x,y)$  处的像素值,  $G_{u,v}(z)$  是尺度为  $v$ 、方向为  $u$  的小波核函数在点  $z=(x,y)$  处的滤波结果。图 1 示出面部多尺度多方向特征提取过程。

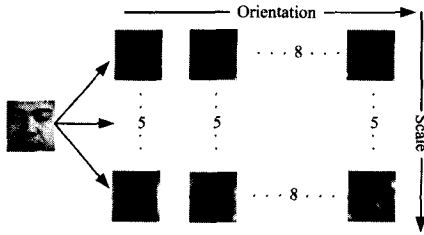


图 1 面部图像多尺度多方向特征提取

### 3 特征降维处理

对整体人脸进行多尺度多方向的 Gabor 变换会导致极高的特征空间,进而给疲劳识别带来很大的计算困难。因此需要找出一个低维空间尽可能不失真地表示原始样本,达到减小计算量的目的。2D-PCA 是由 Yang 等人提出的二维主成分分析法,广泛应用于人脸识别中<sup>[15]</sup>。它以 PCA 为基础,直接对一维的面部图像矩阵进行规范化并求其协方差矩阵,同时通过进行特征值分解求出其较大特征值所对应的特征向量,从而将原图像在特征向量方向做投影<sup>[16]</sup>,大大减少了计算量,并且投影后的主元可以包含图像的主要信息。

设  $x$  是一个  $n$  维的单位列向量,  $A \in R^{m \times n}$  代表一幅图像,将图像  $A$  通过式(3)投影到  $x$  上,得到一个列向量  $y \in R^{m \times 1}$ ,称  $x$  为投影轴,  $y$  为投影向量,也就是图像矩阵  $A$  的投影特征向量。

$$y = Ax \quad (3)$$

与 PCA 类似,我们需要找到这样一个投影轴  $x$ ,使得所有训练样本投影到  $x$  上后,得到的投影特征向量的总体散布矩阵最大化,准则如下:

$$J(x) = \text{tr}(S) \quad (4)$$

其中,  $S$  表示  $y$  的协方差矩阵,  $\text{tr}(S)$  表示该协方差矩阵的迹。

重写协方差矩阵  $S$  的表达式如式(5)所示。

$$S = E[(y - E(y))(y - E(y))^T] = E[(A - EA)x][(A - EA)x]^T \quad (5)$$

定义矩阵  $G$ ,令其代表图像的协方差矩阵:

$$G = E(A - EA)^T(A - EA) \quad (6)$$

由式(4)一式(6),得

$$\text{tr}(S) = x^T [E(A - EA)^T(A - EA)]x = x^T Gx \quad (7)$$

假设训练样本总数为  $M$ ,每一个样本图像可以用  $m \times n$

的矩阵  $A_j (j=1,2,\dots,M)$  表示,设  $\bar{A}$  为全部训练样本的均值,那么  $G$  的表达式可以改写成如下形式:

$$G = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (A_j - \bar{A})^T (A_j - \bar{A}) \quad (8)$$

显然  $G$  是一个  $m \times n$  的非负矩阵,满足对角化的条件。我们的目标是求  $J(x) = \text{tr}(S)$  的最大值。由矩阵分析的相关理论可知,  $J(x)$  的最大值就是将  $G$  对角化后对角线上的最大值,而投影轴  $x$  就是对应的特征向量,称这样的  $x$  为最佳投影轴。

一般而言,只选择一个最佳投影轴是不能满足要求的。通常情况下,需选择  $d$  个满足式(7)的投影轴,构成投影空间  $\Phi = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ 。除了满足准则条件外,  $x_i (i=1,2,\dots,d)$  还必须满足如下条件:

$$\begin{cases} [x_1, x_2, \dots, x_d] = \arg \max J(x) \\ x_i x_j = 0, i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, d \end{cases} \quad (9)$$

实际上,这  $d$  个最佳投影轴就是矩阵  $G$  的前  $d$  个最大特征值所对应的特征向量标准正交化后的向量。

经过以上分析,使图像  $A$  投影到  $\Phi = (x_1, x_2, \dots, x_d)$  上,得到一组投影向量  $\Theta = (x_1, x_2, \dots, x_d) = A\Phi$ 。把  $\Theta = (y_1, y_2, \dots, y_d)$  称为图像  $A$  的  $d$  个主成分分量,  $\Theta$  称为图像  $A$  的特征图像,特征图像的维数为  $m \times d$ 。

本文采用上述 2D-PCA 方法对经过 Gabor 小波变化的多尺度面部图像进行降维处理,其中需降至的维数大小根据实际情况而定,该内容将在实验部分进行分析。

### 4 基于稀疏表示的疲劳识别

#### 4.1 图像的稀疏表示

目前,稀疏表示已被广泛应用到图像处理和模式识别领域,如图像恢复、图像压缩、人脸识别等<sup>[17]</sup>。在基于稀疏表示的分类中,假设训练样本中含有  $i$  类不同的样本,每一类有  $m$  幅图片,则第  $n$  类的样本可组成矩阵  $Y_n = [y_{n,1}, y_{n,2}, \dots, y_{n,m}]$ 。如果第  $n$  类样本足够充足,那么对于任何一幅属于第  $n$  类的测试图像  $x$ ,其都可以表示为这些样本的线性组合:

$$x = a_{n,1} y_{n,1} + a_{n,2} y_{n,2} + \dots + a_{n,m} y_{n,m} \quad (10)$$

对于全局图像而言,整体训练集可表示为  $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_i]$ ,因此式(10)可表示为

$$x = Y\alpha_0 \quad (11)$$

其中,  $\alpha_0 = [0, \dots, 0, a_{n,1}, a_{n,2}, \dots, a_{n,m}, 0, \dots, 0]^T$ 。可以看出这个系数中只有第  $n$  类的  $m$  个系数可能是非 0 的,也就是说理想情况下这幅属于第  $n$  类的测试样本只与该类训练样本线性相关,与其他类训练样本无关。

因此,对于一幅未知图像,目的就是通过解出这个系数解来判断出这个图像属于哪一类。由压缩感知理论可知,只要这个系数解是足够稀疏的,便可以由 L1 范数最小化问题解出这个优化方程的最优解:

$$(L^1): \alpha_1 = \arg \min \|\alpha\|_1 \quad \text{s. t. } Y\alpha = x \quad (12)$$

然而一般情况下,数据通常都是有噪声的,于是放宽上式条件,求解如下最小化问题:

$$(L^1): \alpha_1 = \arg \min \|\alpha\|_1 \quad \text{s. t. } \|Y\alpha - x\| \leq \epsilon \quad (13)$$

解出这个  $\alpha$  系数后,不可能正好只有一类系数非 0,因此可以分别将其第  $i$  类系数保留,其余系数置 0,从而求出残差项:

$$\min r_i(x) = \|x - Y\delta_i(\alpha^*)\|_2 \quad (14)$$

这个残差方程式反映的是测试图片与第  $i$  类图片之间的差异程度,因此求出最小残差值所对应的  $i$  便是测试图像的归属类别号。

## 4.2 超完备字典构造

在稀疏表示的过程中,如何构造一个有效的超完备字典是非常重要的。本文将稀疏表示原理应用于疲劳状态识别中,超完备字典的构造应使测试样本中包含的结构信息尽可能多地由训练样本结构信息线性表示。

设由驾驶员面部图像构成的训练样本集为  $A = \{A_1, A_2\}$ , 其中  $A_1$  表示非疲劳状态类,  $A_2$  表示疲劳状态类,且每个类别均由  $n$  幅图像组成,每幅图像经过 8 个方向、5 个尺度的 Gabor 变换后得到 40 个 Gabor 特征矩阵,将每个 Gabor 特征矩阵经 2D-PCA 处理降维至  $d \times l$  矩阵,并将其排列成  $p$  维列向量,然后将 40 个  $p$  维的 Gabor 列向量依次排列构成最终的  $m$  维列向量,即为一幅图像的 Gabor 特征向量。因此,由样本集中每类图像的 Gabor 特征矩阵的  $n$  个  $m$  维的列向量构成超完备字典的一个原子,并最终构成超完备字典。

综上所述,对面部图像的稀疏表示分类过程分为以下几步:

(1) 输入包含若干训练样本的集合,进行 Gabor 变换及 2D-PCA 降维,构成特征矩阵  $A \in R^{m \times n}$ , 其中  $m$  为特征维数,  $n$  为训练样本的个数;

(2) 提取出测试样本的特征向量  $y \in R^m$ ;

(3) 通过 L1 范数最小化方法求出最优稀疏解  $\alpha \in R^n$ ;

$$(L^1): \alpha_1 = \arg \min \|\alpha\|_1 \quad \text{s. t. } A\alpha = y \quad (15)$$

(4) 最后计算残差值,输出分类结果。

$$\text{identity}(y) = \min r_i(y) = \|y - Y\delta_i(\alpha^*)\|_2 \quad (16)$$

## 5 实验

### 5.1 实验数据

目前有许多公开的人脸图像数据库,但疲劳的面部图像数据库仍然空缺。为了验证上述算法的有效性,本研究小组自行采集面部图像,并建立数据库。

该数据库是通过使用分辨率为  $320 \times 240$  像素的 Web 摄像机采集,其中共包括 20 位男性和 20 位女性的 800 幅面部图像,数据库中的部分图像如图 2 所示。

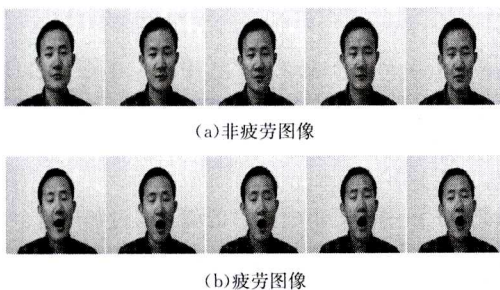


图 2 数据库中部分面部图像

### 5.2 不同训练样本数及特征维数与识别率的关系

本文从 800 幅面部图像样本库中分别随机选取 100 幅非疲劳图片和 100 幅疲劳图片构成测试图片集,然后分别从剩余的图片中抽取 100, 200, ..., 600 幅图片作为训练集进行实验。由于训练矩阵大小必须满足能构成欠定方程的条件,维数必须小于图像数,因此实验对降维处理后的维数上限选为 100,并用牛顿迭代法求出最优系数解以进行分类识别,图 3 示出了不同训练样本数及维数对应的疲劳识别率曲线。其中疲劳识别率采用如下定义方式:

$$\text{Correct rate} = \frac{n_{a \rightarrow a} + n_{f \rightarrow f}}{n_a + n_f} \times 100\% \quad (17)$$

其中,  $n_{a \rightarrow a}$  表示把非疲劳样本判断为非疲劳的个数,  $n_{f \rightarrow f}$  表示把疲劳样本判断为疲劳的个数。  $n_a$  和  $n_f$  分别代表测试中疲劳与非疲劳样本的个数。

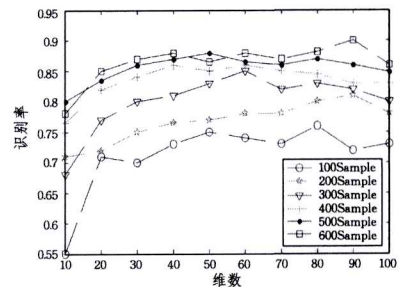


图 3 训练样本数与识别率的关系曲线图

由图 3 可以看出,训练图片数越多,识别率越高。但是当训练图片数达到 500 和 600 时两条曲线趋于重合且有交叉,这表明训练图片达到一定数量后识别率趋于稳定。另外,维数在 40 之前识别率上升趋势较快,之后上升较为缓慢。在训练集为 600 且维数为 90 时识别率达到最高点 90.5%。由于该实验结果是建立在维数为 100 这个上限的情况下讨论的,主要目的是为了得到训练样本数与识别率的变化关系,因此基于图 3 的结果,进一步讨论了训练样本数为 600 时维数与识别率的关系。实验结果如图 4 所示。

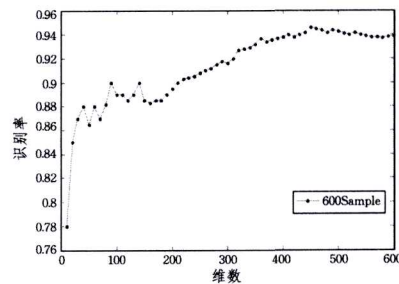


图 4 特征维数与识别率的关系曲线图

由图 4 的实验结果可以看出,当以 600 幅图片作为训练集时,疲劳识别率随维数增加而相应提高。当维数在 450 左右时识别率在 94% 与 95% 之间,之后增大维数,识别率不再有明显的上升趋势,且逐渐趋于稳定。因此本文对特征降维处理后的维数大小设置为 450。

### 5.3 不同特征提取及降维方法的比较

本文在对面部图像特征提取以及降维处理时分别采用了 Gabor 变换以及 2D-PCA 算法,为了验证使用这些方法的合理性以及其具有的优点,分别做了如下 4 组实验:下采样+PCA、下采样+2D-PCA、Gabor+PCA 与 Gabor+2D-PCA,其

中横向用于比较 PCA 与 2D-PCA 的不同之处,纵向用于比较下采样与 Gabor 变换的特征提取效果。需要说明的是,在稀疏表示分类时均使用的是牛顿迭代法来求解最优系数解。实验结果如图 5、图 6 所示。

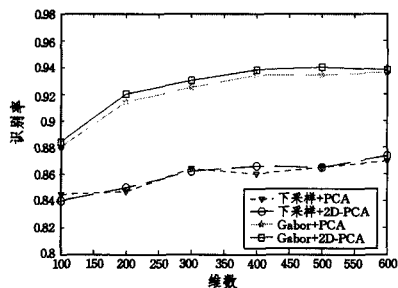


图 5 不同方法的识别率的比较

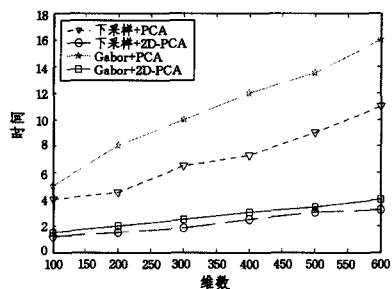


图 6 不同方法的运行效率的比较

从图 5 可以看出,使用下采样+PCA 和下采样+2D-PCA 的识别率曲线趋于重合;同样,使用 Gabor+PCA 方法与 Gabor+2D-PCA 方法的识别率曲线也几乎趋于重合,这说明使用 2D-PCA 方法降维较 PCA 方法而言,对面部疲劳识别率的影响并不大。同时,由图 5 还能看出,使用 Gabor 变换提取特征的识别率远远高于下采样方法。从理论上讲,下采样仅仅是简单的采样,包含了有用和无用信息;而 Gabor 方法从不同方向和尺度上提取的特征能有效地代表面部信息,从而得到更高的识别率。

图 6 比较了不同方法测试一幅图像所需要的时间,由图 6 可明显看出使用 2D-PCA 方法测试一幅图片的时间远远短于 PCA 方法,2D-PCA 无需将图像矩阵变成列向量,节省了时间,实验证明这确实提高了算法效率。综合考虑识别率与算法效率,最终选择 Gabor+2D-PCA 方法来提取特征。

#### 5.4 不同稀疏系数求解方法的比较

在经过特征提取和降维后,本实验的最后一步结合压缩感知理论,对特征信号进行稀疏表示,根据所求最优稀疏解进行分类。本文主要将稀疏表示算法转化为一个线性规划的问题,变成求解 L1 范数的凸优化问题。该问题的解法有牛顿迭代法、内点法、同伦算法、梯度投影法、匹配追踪法等。为了更加客观地比较各个方法,分别将这些方法应用于求解面部图像的特征系数解,比较各种算法的识别率,实验均在采用 Gabor+2D-PCA 方法提取特征的前提条件下进行,结果如图 7 所示。

由图 7 可以看出,使用牛顿迭代法求解的稀疏系数最能表示原始信号特征值,识别率最高,可达到 94%~95%。相比而言,同伦算法、梯度投影法以及匹配追踪法所能达到的最高识别率都较低,仅有 90%左右。因此本文最终采用牛顿迭代法。

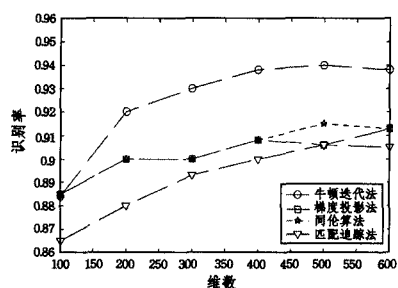


图 7 不同稀疏系数求解方法的比较

**结束语** 本文采用 Gabor 小波与稀疏表示理论相结合的方法,从人脸全局出发提取多尺度方向的疲劳特征,最大程度地保留面部所有疲劳信息。为了验证本文算法的有效性,在自行建立的疲劳图像数据库中从多个方面对本文算法进行讨论分析。实验结果证明本文方法在识别率以及计算效率上都得到了较好的结果,具有一定的使用价值。下一步的工作将考虑如何在面部存在遮挡物(如带墨镜、口罩)等特殊情况下完成对疲劳的有效识别。

#### 参考文献

- [1] Piazzini A, Guarino C, Bertozzi M, et al. Quintic G2-splines for the Iterative Steering of Vision-based Autonomous Vehicles [J]. IEEE Transactions On Intelligent Transportation System, 2002, 3(2): 27-36
- [2] Chen Yong, Huang Qi, Liu Xia, et al. All-weather detection method of driver fatigue [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(3): 636-640 (in Chinese)  
陈勇, 黄琦, 刘霞, 等. 一种全天候驾驶员疲劳检测方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(3): 636-640
- [3] Wang Qiong, Yang Jing-yu, Ren Ming-wu. Driver Fatigue Detection: A Survey [C] // Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2006: 21-23
- [4] Han Cui-yin, Zhang Cui-qing. Fatigue driving detection system implement based on PERCLOS [J]. Journal of Inner Mongolia Agricultural University, 2012, 33(4): 202-206 (in Chinese)  
韩翠英, 张翠青. 基于 PERCLOS 的疲劳驾驶检测系统的实现 [J]. 内蒙古农业大学学报, 2012, 33(4): 202-206
- [5] Yang Qiu-fen, Gui Wei-hua, et al. Gabor wavelet optimization and HMM algorithm in eye state fatigue recognition [J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(15): 13-17 (in Chinese)  
杨秋芬, 桂卫华, 等. Gabor 小波优化 HMM 算法的眼部疲劳状态识别 [J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(15): 13-17
- [6] Wang Xue-song, Li Fei-hu. Eye Indicators and Drowsy Level Analysis Based on Driving Simulator [J]. Journal of Tongji University, 2015, 43(2): 226-232 (in Chinese)  
王雪松, 李飞虎. 基于驾驶模拟实验的眼部指标与疲劳分级 [J]. 同济大学学报, 2015, 43(2): 226-232
- [7] Sigari M H. Driver Hypo-vigilance Detection Based on Eyelid Behavior [C] // The 7th International Conference on Advances in Pattern Recognition, 2009: 426-429
- [8] Wang T, Shi P. Yawning detection for determining driver drowsiness [C] // IEEE International Workshop on VLSI Design and Video Technology, 2005: 373-376

(下转第 291 页)

- and Machine Intelligence, 2005, 27(3):328-340
- [10] Guo Z J. The Application of Locality Preserving Maximum Margin Criterion In Face Recognition [J]. Science & Technology Information, 2010, 1:496-697(in Chinese)  
郭子健. 局部保持最大间距准则在人脸识别中的应用[J]. 科技信息, 2010, 1:496-697
- [11] Zhan Y B, Yin J P, Liu X W. Face Feature Extraction Based on Maximum Margin Criterion and Image Matrix Bidirectional Projection[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(12):1645-1654(in Chinese)  
詹宇斌, 殷建平, 刘新旺. 基于大间距准则和双向投影的人脸识别特征提取方法[J]. 自动化学报, 2010, 36(12):1645-1654
- [12] Qin C X, Ren W J, He C W, et al. Face Recognition Based on Weighted Maximum Margin Criterion [J]. Computer Engineering, 2008, 34(15):193-195(in Chinese)  
秦春霞, 任文杰, 贺长伟, 等. 基于加权最大类间边缘准则的人脸识别[J]. 计算机工程, 2008, 34(15):193-195
- [13] Gong Q, Tang P F. Uncorrelated Locality Preserving Projections Analysis Based on Maximum Margin Criterion [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(9):1575-1580(in Chinese)  
龚劬, 唐萍峰. 基于大间距准则的不相关保局投影分析[J]. 自动化学报, 2013, 39(9):1575-1580
- [14] Wang Su-jing, Chen Hui-ling, Peng Xu-jun, et al. Exponential Locality Preserving Projections for Small Sample Size Problem [J]. Neurocomputing, 2011, 74(17):3654-3662
- [15] Xu Yong, Zhong Ai-ni, Yang Jian, et al. LPP solution schemes for use with face recognition[J]. Pattern Recognition, 2010, 43:4165-4176
- [16] Fadi D, Ammar A. Enhanced and parameterless Locality Preserving Projections for face recognition[J]. Neurocomputing, 2013, 99:448-457
- [17] Li H F, Jiang T, Zhang K S. Efficient and robust feature extraction by maximum margin criterion [J]. IEEE Transactionson Neural Networks, 2006, 17(1):157-165
- [18] Yang L P, Gong W G, Gu X H, et al. Complete Discriminant Locality Preserving Projections for Face Recognition[J]. Journal of software, 2010, 21(6):1277-1286(in Chinese)  
杨利平, 龚卫国, 辜小花, 等. 完备鉴别保局投影人脸识别算法[J]. 软件学报, 2010, 21(6):1277-1286
- [19] Gong Q, Hua T T. Face Recognition Based on Improved Locality Preserving Projection [J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(2):528-530, 534(in Chinese)  
龚劬, 华桃桃. 基于改进的局部保持投影算法的人脸识别[J]. 计算机应用, 2012, 32(2):528-530, 534
- [20] Liang Yi-xiong, Gong Wei-guo, Pan Ying-jun, et al. Face Recognition Using Uncorrelated, Weighted Linear Discriminant Analysis[J]. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2005, 3687:192-198
- [21] Gong Q, Ma J J. Face Recognition Based on Improved Two-dimensional Locality Preserving Projection Algorithm [J]. Computer Engineering, 2014, 40(9):252-256(in Chinese)  
龚劬, 马家军. 基于改进二维保局投影算法的人脸识别[J]. 计算机工程, 2014, 40(9):252-256
- [22] Tang P F. Study on Face Recognition Based on Subspace Analysis and Frequency Domain Feature Extraction [D]. Chongqing: Chongqing University, 2013(in Chinese)  
唐萍峰. 基于子空间分析和频域特征提取的人脸识别研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2013
- [23] Li Y Z, Yang J Y. Novel Methods of Face Recognition Based on Non-negative Matrix Factorization[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(1):111-116(in Chinese)  
李勇智, 杨静宇. 基于非负矩阵分解新的人脸识别方法[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(1):111-116
- [24] Lu Gui-fu, Lin Zhong, Jin Zhong. Orthogonal Complete Discriminant Locality Preserving Projections for Face Recognition[J]. Springer Science Business Media, LLC, 2011, 33:235-250
- [25] Huang P, Tang Z M. 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

(上接第 285 页)

- [9] Chu J, Jin L, Tong B, et al. A Monitoring Method of Driver Mouth Behavior Based on Machine Vision[C]//2004 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. 2004:351-356
- [10] Li Shao-wen, Wang Jiang-bo. Research on driver fatigue detection system[J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(15):253-258(in Chinese)  
李绍文, 王江波. 驾驶员疲劳检测系统研究[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(15):253-258
- [11] Chen Yun-hua, Yu Yong-quan, Zhang Ling, et al. Mental Fatigue Recognition Extension Model Based on Facial Visual Cues [J]. Computer Science, 2013, 40(2):284-288(in Chinese)  
陈云华, 余永权, 张灵, 等. 基于面部视觉特征的精疲劳可拓辨识模型[J]. 计算机科学, 2013, 40(2):284-288
- [12] Daugman J G. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters[J]. Journal of the Optical Society of America, 1985, 2(7):1160-1169
- [13] Zhang W, Shan S, Gao W, et al. Local Gabor binary pattern histogram sequence (LGBPHS): A novel non-statistical model for face representation and recognition[J]. International Conference on Computer Vision, 2005, 1:786-791
- [14] Liu C, Wechsler H. Gabor feature based classification using the enhanced Fisher linear discriminant model for face recognition [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2002, 11(4):467-476
- [15] Yang J, Zhang D. Two-dimensional PCA: A New Approach to Appearance-based Face Representation and Recognition [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1):131-137
- [16] Ramamoorthi R. Analytic PCA construction for theoretical analysis of lighting variability in images of a Lambertian object[J]. IEEE PAMI, 2002, 24(10):1322-1333
- [17] Plumbley M D, Abdallah S A, Blumensath T. Musical audio analysis using sparse representations[C]//Proceedings in Computational Statistics. 2005:104-117