

基于脉搏 IMF 时频特征和 SVDD 的驾驶员疲劳检测

蒋建春¹ 蒋 丽¹ 唐 慧¹ 张卓鹏¹ 吴雪刚²

(重庆邮电大学重庆高校汽车电子与嵌入式系统工程研究中心 重庆 400065)¹

(重庆大学通信工程学院 重庆 400044)²

摘 要 针对传统时频特征难以很好地描述脉搏这类非平稳信号与驾驶员疲劳脉搏样本相对较少的问题,提出一种基于脉搏信号本征模函数(IMF)时频特征和支持向量数据描述(SVDD)的驾驶员疲劳检测方法。该方法充分利用了 IMF 适合表征非平稳信号和 SVDD 擅长处理不平衡样本分类问题的优势。首先,将脉搏信号进行经验模态分解;然后,提取各 IMF 时频特征:归一化能量、最大瞬时频率和瞬时幅值平均值;最后,用 SVDD 分类器对驾驶员疲劳状况做出判别并给出疲劳等级。对比实验表明,该方法能有效检测出驾驶员的疲劳状况。

关键词 疲劳驾驶,脉搏信号,本征模函数,支持向量数据描述

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.7.058

Driver Fatigue Detection Based on IMF Time-frequency Features of Pulse Signal and SVDD

JIANG Jian-chun¹ JIANG Li¹ TANG Hui¹ ZHANG Zhuo-peng¹ WU Xue-gang²

(Engineering Research Center of Automotive Electronic and Embedded System, Chongqing University of

Posts and Telecommunication, Chongqing 400065, China)¹

(College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)²

Abstract To address the problems of traditional time-frequency features' being hard to characterize the non-stationary signal (e. g. , pulse signal) and the fewer samples of driver fatigue pulses, an approach was proposed to detect driver's fatigue based on the time-frequency features of intrinsic mode function (IMF) of pulse signal and support vector data description (SVDD). This approach makes full use of the advantages of the IMF' being suitable for characterizing non-stationary signal and SVDD' being good at addressing the classification with unbalanced samples. First, the pulse signals are decomposed by using empirical mode decomposition method to obtain multiple IMF components. Then, the time-frequency features of IMF are extracted, which consists of the normalized energy, the maximum instantaneous frequency and the average of instantaneous amplitude. Finally, the SVDD classifier is used to detect the fatigue status of drivers and give corresponding fatigue level. Comparison experiments suggest that this approach can effectively detect the fatigue status of drivers.

Keywords Fatigue driving, Pulse signal, Intrinsic mode function, Support vector data description

1 引言

据世界卫生组织公布的数据,每年全球有 124 万人死于交通事故^[1]。交通事故已成为各国共同面临的严重社会问题。其中由疲劳驾驶产生的交通事故更是比比皆是。因此,通过检测驾驶员的疲劳状况并做出相应的预警,能在很大程度上降低交通事故的发生率,具有重要的社会意义和经济意义。

驾驶员的疲劳检测方法主要分为两类:基于机器视觉的方法和基于生理参数检测的方法。其中前者主要通过摄像头实时获取驾驶员的视频图像信息,然后通过分析驾驶员的眼

睛、嘴巴和头部等的运动信息来判断驾驶员的疲劳状况,具有较高的准确性^[2]。此外,驾驶员的脑电、心电、脉搏等生理信号也是反映其疲劳状况的重要指标^[3]。因此基于生理参数检测疲劳状况的方法也受到了广泛关注^[4]。由于脑电、心电传感器的佩戴可能影响到驾驶员的正常驾驶,其便利性较差,而通过驾驶员脉搏信号变化来判断其疲劳状况是相对便利和可行的^[5]。

目前,研究者们已提出了不少利用脉搏信号判断疲劳状态的方法,如 Veena 等人^[6]通过计算驾驶员脉搏频率特征,并与心电、人眼特征相结合来共同判断驾驶员疲劳状况;Qian 等人^[7]提取驾驶员脉搏信号的小波特征,用于驾驶员的疲劳

到稿日期:2015-06-16 返修日期:2015-10-08 本文受城市交通车路协同控制仿真系统开发项目(cstc2014yykfb40001),重庆市教委科学技术研究项目(KJ1500442),国家自然科学基金项目(91438104)资助。

蒋建春(1975-),男,博士,副教授,主要研究方向为嵌入式软件技术、嵌入式单核与多核操作系统;蒋 丽(1990-),女,硕士,主要研究方向为嵌入式系统、信号处理,E-mail:jiangli105@126.com;唐 慧(1991-),女,硕士,主要研究方向为嵌入式系统、信号处理。

警报;Bundele 等人^[8]使用支持向量机(SVM)对驾驶员脉搏信号进行分类,以识别驾驶员的疲劳状况;张爱华等人^[9]提取时域脉搏信号的主波峰点、主波幅度等特征,并与脑电信号特征结合,最后采用 SVM 对视觉疲劳状态进行识别;李永平^[10]提取脉搏的功率谱等特征,然后利用线性判别分析(LDA)识别精神疲劳状态。

上述现有方法中多是对脉搏信号提取功率谱、小波特征、频率特征等,然后利用 SVM 或 LDA 等方法对疲劳状况进行判别。这类传统的时频特征更适合处理宽平稳信号而非脉搏这类非平稳信号^[11]。此外,以上文献中使用的脉搏样本多是通过模拟驾驶采集得到的,而非在实际驾驶中采集的脉搏样本。然而实际的道路情况与驾驶疲劳密切相关^[12],谢晓莉^[13]研究了驾驶疲劳的产生机理,并证实驾驶时间、温度、噪声、驾驶路况等环境因素都会对驾驶员造成心理压力,进而使其产生驾驶疲劳。驾驶员心理状态的变化也会导致其心电、脉搏等生理参数发生变化^[14]。由于模拟驾驶无法模拟真实的驾驶环境,两者对驾驶员产生的环境影响和心理压力都存在很大差异,因此为了更加贴合实际情况,本文采用的方法是连续数小时追踪志愿者驾驶员的实际驾驶情况,并采集其脉搏样本。但是在实际驾驶中,疲劳状况相对较少,即能获取的疲劳脉搏样本相对较少,这是典型的不平衡样本问题,而 LDA 和 SVM 并不擅长处理不平衡样本分类问题^[15]。针对上述问题,提出了一种基于脉搏信号本征模函数(Intrinsic Mode Function, IMF)时频特征和支持向量数据描述(Support Vector Data Description, SVDD)的驾驶员疲劳检测方法。该方法充分利用了 IMF 适合描述脉搏这类非平稳信号和 SVDD 擅长处理不平衡样本分类问题的优势。实验表明,所提出的方法能有效判别出驾驶员的疲劳状况并给出疲劳等级。

本文第 2 节对 IMF 和 SVDD 进行了介绍;第 3 节介绍了脉搏数据的采集与 IMF 时频特征提取方法;第 4 节对利用脉搏信号的 IMF 时频特征进行疲劳检测进行了实验和分析;最后对全文进行总结。

2 本征模函数和支持向量数据描述

2.1 本征模函数

在物理上,要使瞬时频率有意义,函数必须是对称的,局部均值为零,并且具有相同的过零点和极值点数目^[16]。基于这种理论,Huang N E 等人^[11]提出了本征模函数(IMF)的概念。Huang N E 认为一个信号由若干 IMF 组成,并可通过 EMD^[17]分解获得。EMD 方法是依据数据自身的时间尺度特征来进行信号分解,无须预先设定任何基函数。这一点与建立在先验性的谐波基函数和小波基函数上的傅里叶分解与小波分解方法具有本质的区别。EMD 分解中每个 IMF 需满足两个条件:(a)整个 IMF 中零点数和极点数相等或至多相差 1;(b)在任意点,由局部极大值点和局部极小值点构成的上下包络线的均值为零。IMF 表征了数据的内在的振动模式,包含了原信号不同时间尺度的局部特征信号,其任意一点的瞬时频率都具有意义,适用于表征脉搏这类非平稳信号。

对于一个非平稳信号,通过对其进行 EMD 分解便可得

到多个 IMF,每个 IMF 可通过希尔伯特变换^[18]求取瞬时频率和瞬时幅值。根据 EMD 原理,它实现的过程就是一个逐层分解的过程。但由于 EMD 方法在分解过程中构成上下包络线的 3 次样条拟合函数在数据序列的两端的拟合点是不确定的,因此会出现发散现象,即所谓的端点效应。在设计实验时,需要对端点效应加以考虑并克服。

2.2 支持向量数据描述

支持向量数据描述^[19,20]的基本思想是把要描述的对象看作一个整体。假定存在一个包含 n 个数据对象的目标数据集 $\{x_i, i=1, 2, \dots, n\}$, SVDD 试图找到一个体积最小的超球体,使全部(或尽可能多)的 x_i 包含在该球体内,而非目标样本被排除在超球体外。为增强算法鲁棒性,引入松弛变量。最小化超球体的体积是一个二次规划问题,即应满足:

$$\begin{aligned} \min f(R, a, \xi) &= R^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i, i=1, \dots, n \\ \text{s. t. } \|x_i - a\|^2 &\leq R^2 + \xi_i, \xi_i \geq 0 \end{aligned} \quad (1)$$

其中, a 为超球体球心, R 为超球体半径, C 为某个指定的常数,用以控制对错分样本的惩罚程度。上述问题可以转化为:

$$\begin{aligned} L(R, a, \xi, \alpha, \gamma) &= R^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i [R^2 + \xi_i - (x_i \cdot x_i - \\ & 2a \cdot x_i + a \cdot a)] - \sum_{i=1}^n \gamma_i \xi_i \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $\alpha_i \geq 0, \gamma_i \geq 0$ 为 Lagrange 系数。对于每一个 x_i , 都有一个对应的 α_i 和 γ_i , 经过变换,且用核函数代替内积,上述 Lagrange 优化目标函数可写为:

$$L(R, a, \xi, \alpha, \gamma) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x_i, x_i) - \sum_{i=1, j=1}^n \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \quad (3)$$

对其求最小值得出 α_i 的最优解 α_i^* 。在实际计算中,多数的 α_i 将为 0, 少部分 $\alpha_i \geq 0$ 。 $\alpha_i \geq 0$ 对应的样本为支持向量,只有这少部分支持向量决定了 a 和 R 的值。而其他非支持向量的 $\alpha_i = 0$, 在计算中将被忽略,这提高了算法的计算效率。半径 R 可由任一支持向量 x_i 按式(4)求出。

$$R^2 = K(x_k, x_k) - 2 \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x_i, x_k) + \sum_{i=1, j=1}^n \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \quad (4)$$

对于一个新样本 z , 判断它是否属于目标样本,有如下的判别函数,如果

$$\begin{aligned} R_z^2 &= \|z - a\|^2 \\ &= K(z, z) - 2 \sum_{i=1}^n \alpha_i K(z, x_i) + \sum_{i=1, j=1}^n \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \leq R^2 \end{aligned} \quad (5)$$

成立,则判断样本 z 为目标样本,否则判断 z 为非目标样本。

为了提高 SVDD 方法的鲁棒性和分类性能, Tax D. M. J 完善了 SVDD 方法,使其训练样本可以包含非目标样本。其基本思想是在经过核函数映射的高维空间里构造一个紧紧包围住目标样本的超球体,而把非目标样本排除在外。这样训练得到的超球体分界面更知道如何规避非目标样本,其分类性能也好于由单纯目标样本训练得到的 SVDD 分界面。

3 脉搏数据采集与 IMF 时频特征提取

3.1 脉搏数据采集

采用 HK-2000C 集成化数字脉搏传感器作为脉搏采集元件,该传感器采用高度集成化工艺将力敏元件(PVDF 压电

膜)、灵敏度温度补偿元件、感温元件、信号调理电路、程控放大电路、滤波电路、基线调整电路、A/D 转换电路等集成在传感器内。该传感器灵敏度高,抗干扰性能强,过载能力大,一致性好,性能稳定可靠,使用寿命长。

分别选择身体健康的 30 名驾驶员志愿者,其中男性 20 名,女性 10 名。连续追踪 5 个小时,分别采集每位志愿者清醒脉搏数据 50 组和疲劳脉搏数据 10 组。30 名志愿者共计 1500 组清醒脉搏数据,300 组疲劳脉搏数据,总共 1800 组脉搏数据。

3.2 脉搏信号 IMF 时频特征提取

采集到的初始脉搏信号中通常包含有高频噪声,因此首先采用中值滤波滤除这些高频噪声,并设置中值滤波区间长度为 6,然后对滤波后的信号进行 EMD 分解。为了克服 EMD 分解的端点效应,舍弃了原始脉搏信号和各 IMF 分量前后各 100 个数据点,只保留了中间的 800 个数据点。图 1 为一组清醒脉搏信号及其分解的 5 个 IMF 分量。对每一个 IMF 做希尔伯特变换,继而可求取每一个 IMF 的瞬时频率和瞬时幅值。图 2 展示了图 1 中的 IMF5 经过希尔伯特变换获取的瞬时频率和瞬时幅值。这里用希尔伯特变换而非傅里叶变换获取各 IMF 频域信息的原因是:经过 EMD 分解得到的各 IMF 更适合做希尔伯特变换,另外傅里叶频谱只能反映实际频率成分的大致情况,而瞬时频率能比较准确地反映信号的实际成分,这更有利于驾驶员的疲劳检测。

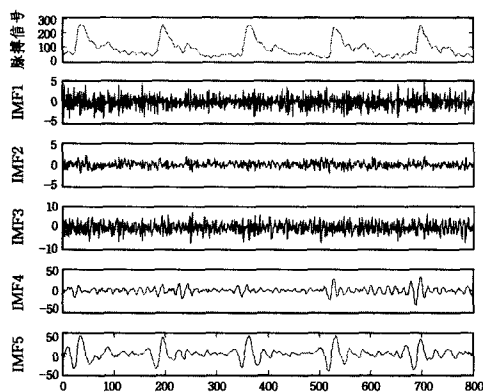


图 1 脉搏信号及其各 IMF 分量

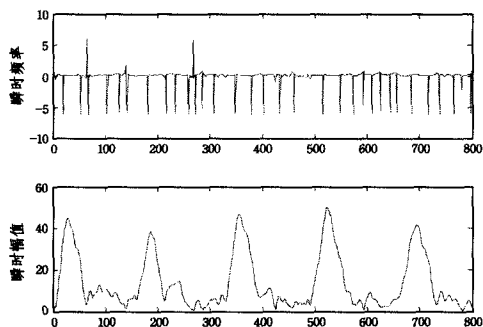


图 2 IMF 分量的瞬时频率和瞬时幅值

图 1 所示的各 IMF 分量表征了原始脉搏信号的内在的振动模式,并包含了原信号不同时间尺度的局部特征信号。为了便于后续 SVDD 识别处理,进一步计算如下 3 类 IMF 时频特征:各 IMF 的归一化能量、各 IMF 瞬时频率的均值和瞬时幅值的均值。设原始脉搏信号为 $Y(t)$,经过 EMD 分解得到的各分量为 $IMF_i(t)$ 。则各 IMF 的归一化能量为:

$$E_i = \frac{\sum_{t=1}^N |IMF_i(t)|^2}{\sum_{i=1}^5 \sum_{t=1}^N |IMF_i(t)|^2} \quad (6)$$

其中, $I=5, N=800$ 。归一化能量反映了各 IMF 能量占有 IMF 能量和的比例。设 $IMF_i(t)$ 经过希尔伯特变换得到的瞬时频率和瞬时幅值分别为 $\omega_i(t)$ 和 $h_i(t)$ 。由于各 IMF 分量的瞬时频率有正有负,而负瞬时频率是指在某一时刻存在负的角频率,负号只代表旋转的方向不同,因此其绝对值应该参与最大瞬时频率的计算。同时为了便于后续的 SVDD 处理,也对各分量的最大瞬时频率和瞬时幅值平均值进行归一化。 $IMF_i(t)$ 的归一化最大瞬时频率定义为:

$$\omega_i' = \frac{\max_t(|\omega_i(t)|)}{\sum_{i=1}^5 \max_t(|\omega_i(t)|)} \quad (7)$$

归一化瞬时幅值平均值定义为:

$$h_i' = \frac{\bar{h}_i}{\sum_{i=1}^5 \bar{h}_i} \quad (8)$$

其中, $\bar{h}_i = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N h_i(t)$,最后将各 IMF 的这 3 类特征依次串联为一个 15 维的特征向量作为脉搏信号的特征表达,即

$$F_{IMF} = (E_1, \omega_1', h_1', \dots, E_5, \omega_5', h_5') \quad (9)$$

图 3 为图 1 所示脉搏信号按 3.2 节方法提取的特征向量的直方图。

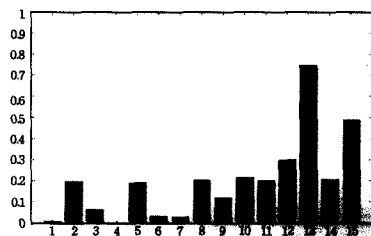


图 3 脉搏信号特征向量

4 实验分析与对比

4.1 实验分析

在得到各脉搏信号的 IMF 时频特征后,只需驾驶员清醒脉搏样本和少量驾驶员疲劳脉搏样本就可建立 SVDD 单值分类器。文中采用径向基核函数,引入参数 $\lambda_k = R_k - R$,其中 R_k 表示第 k 个样本 x_k 到超球体中心的距离,按式(5)求出; R 表示超球体的半径,按式(4)求出。 $\lambda_k > 0$ 表示 x_k 属于非目标样本, $\lambda_k \leq 0$ 表示 x_k 属于目标样本。

在实验中,将清醒脉搏样本视为目标样本,而将疲劳脉搏样本视为非目标样本。然后将采集到的 30 名驾驶员志愿者的 1800 组脉搏数据按留一法分为训练集和测试集,即保留一名志愿者的 60 组脉搏数据作为测试集,其余 29 名志愿者的 1740 组脉搏数据作为训练集,其中清醒脉搏数据 1450 组,疲劳脉搏数据 290 组。这样的测试方式充分保证了测试集与训练集的相互独立性,同时验证了所提方法的泛化能力。

首先将测试集里的脉搏数据按 3.2 节所述方法提取特征,然后将这些特征向量输入 SVDD 用以训练超球体分界面,其中核函数采用的是径向基核函数,其参数 σ 通过寻优后设置为 3.5。在训练好分类器后,即求出 a_i^* , a, R 后,用 60 组脉搏数据组成的测试集对 SVDD 分类器进行测试。将测试

集里清醒的 50 组脉搏数据编号为 1-50, 10 组疲劳脉搏数据编号为 51-60。图 4 为将第 1 名男性志愿者的脉搏数据作为测试集时的测试结果图。从图 4 中可以看到, 1-50 号样本的 $\lambda_k \leq 0$, 被判别为清醒脉搏数据(目标样本); 而 51-60 号样本 $\lambda_k > 0$, 被判别为疲劳脉搏数据(非目标样本)。另外根据疲劳脉搏数据 λ_k 值的分布情况, 可以按一定的比例设定疲劳程度。文中采用的方法是先计算 λ_k 的最大值, 并将其记为 λ_{\max} , 当 $0 < \lambda_k \leq 0.4\lambda_{\max}$ 时判定为轻度疲劳, 当 $0.4\lambda_{\max} < \lambda_k < \lambda_{\max}$ 时判定为重度疲劳。在图 4 这组脉搏数据中 $\lambda_{\max} = 0.8938, 0.4\lambda_{\max} = 0.3575$, 即图 4 中浅色线条所示位置。

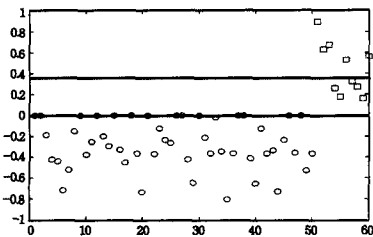


图 4 测试结果

为了最终评判所提方法的性能, 分别计算识别准确率、虚警率和漏警率。其中虚警率为被判别为疲劳样本的清醒样本数量占所有清醒样本数量的比例, 漏警率为被判别为清醒样本的疲劳样本数量占所有疲劳样本数量的比例。虚警率直接关系到驾驶员的使用体验, 漏警率则直接关乎驾驶员的安全, 因此虚警率和漏警率都是越低越好。在图 4 所示的测试数据集中, 识别准确率是 100%, 虚警率为 0%, 漏警率为 0%。为了全面客观地评价所提出方法的性能, 循环划分训练集和测试集 30 次, 以保证每一个志愿者的脉搏数据都能作为一次测试集, 最后的识别准确率、虚警率和漏警率为所有测试准确率、虚警率和漏警率的平均值。通过计算, 所提方法最终的识别准确率为 98.23%, 虚警率为 2.35%, 漏警率为 0.16%。

4.2 对比实验

为了更全面地评价所提方法的性能, 进行了两组对比实验。在第一组对比实验中, 对文中基于脉搏信号 EMD 分解的 IMF 特征与传统的时频特征进行了对比, 其中传统时频特征提取了脉搏信号的均值、功率谱峰值和峰值频率。在这组对比实验中, 两类特征使用的脉搏数据完全相同, 且都用 SVDD 分类器进行分类识别。最终的对比结果如表 1 所列。

表 1 两类特征测试结果

特征	识别准确率(%)	虚警率(%)	漏警率(%)	单个样本测试时间(s)
传统时频特征	90.16	8.32	2.43	0.735
IMF 时频特征	98.23	2.35	0.16	0.861

由表 1 可见, 文中使用的 IMF 特征识别效果, 特别是漏警率好于传统时频特征, 但传统时频特征计算相对简单, 用时也相对较少。这主要由于脉搏信号的 EMD 分解需要耗费一定时间, 但 0.126s 的时间差不会对整个方法的时效性产生太大影响。

在第二组对比实验中, 对 SVDD 方法与常用的支持向量机(Support Vector Machine, SVM), 以及常用的单值分类方法自组织映射网络数据描述(Self-Organizing Mapping Data Description, SOMDD) 和 K 最近邻数据描述(K-Nearest

Neighbor Data Description, KNND) 的分类性能进行了对比。在对比实验中, 各分类方法使用的数据及特征完全一致。为使各分类方法分别达到各自的最佳性能, 对其参数进行了寻优。具体地, SVM 使用径向基核函数且 $\sigma = 3.5$, KNND 中 K 设置为 3, SOMDD 中神经元平面设置为 5×5 。对比结果如表 2 所列。

表 2 各分类方法结果的对比

分类方法	识别准确率(%)	虚警率(%)	漏警率(%)	单个样本测试时间(s)
SVM	88.65	7.92	6.51	1.851
SOMDD	93.36	5.86	1.63	29.258
KNND	91.82	6.59	2.15	0.813
SVDD	98.23	2.35	0.16	0.861

从表 2 中可以看出, SVDD 方法具有最高的识别准确率和最低的虚警率及漏警率。由于 SVM 不擅长处理不平衡样本分类问题, 其分类效果最差。KNND 计算相对简单, 单个样本的测试时间最少; SOMDD 具有相对较好的准确率, 但计算时间太长, 实时性较差。两组对比实验结果表明, 文中使用的 IMF 时频特征加 SVDD 方法的总体性能更优。

结束语 针对脉搏信号的非平稳特征, 提出将 EMD 方法用于驾驶员脉搏信号分析, 并研究了脉搏信号经 EMD 分解得到的 IMF 分量的时频特征提取。基于脉搏信号分析的驾驶员疲劳检测是典型的不平衡样本分类问题, 为了解决这个问题, 文中使用了 SVDD 单值分类方法。实验分析表明, 文中提出的驾驶员疲劳检测方法是有效的。如何进一步优化算法, 提升算法的计算速度, 以及如何把脉搏信号特征与驾驶员的视频图像特征相结合以进一步提高驾驶员疲劳检测的准确率、降低虚警率和漏警率, 将是下一步研究的方向。

参考文献

- [1] 疲劳驾驶案例[OL]. http://www.js.xinhuanet.com/2015-01/28/c_11114157388.htm
- [2] Mitesh P, Sara L, Diarmuid K, et al. Fatigue detection using computer vision[J]. International Journal of Electronics and Telecommunications, 2010, 56(4): 457-461
- [3] Begum S. Intelligent driver monitoring systems based on physiological sensor signals: A Review[C]// 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. 2013: 282-289
- [4] He Q, Li W, Fan X. Driver fatigue evaluation model with integration of multi-indicators based on dynamic bayesian network [J]. IET Intelligent Transport Systems, 2015, 9(5): 547-554
- [5] Bunde M M, Banerjee R. Detection of fatigue of vehicular driver using skin conductance and oximetry pulse: A neural network approach[C]// The 11th International Conference on Information Integration and Web-based Applications and Services. 2009: 739-744
- [6] Veena S L, MTech I. Efficient method of driver alertness using hybrid approach of eye movements and bio-signals[C]// 2014 International Conference on Intelligent Computing Applications. 2014: 78-80
- [7] Qian S, Yu Z, Shen X. The Design and research of the vehicle intelligent system of avoiding sleeping based on pulse[C]// Industrial Engineering, Machine Design and Automation & Computer

- [8] Bunde M M, Banerjee R. An SVM classifier for fatigue-detection using skin conductance for use in the BITS-lifeguard wearable computing system[C]// 2009 2nd International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology, 2009; 934-939
- [9] Zhang A H, Zhao Z Y, Yang H. Visual Fatigue State Recognition Based on ECG Pulse Feature[J]. Computer Engineering, 2011, 37(7): 279-281 (in Chinese)
张爱华, 赵治月, 杨华. 基于心电图脉搏特征的视觉疲劳状态识别[J]. 计算机工程, 2011, 37(7): 279-281
- [10] Li Y P. Visualized Pulse Signal Detecting Method for Mental Fatigue Recognition[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2008 (in Chinese)
李永平. 脉搏图像化监测方法对精神疲劳状态的识别[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2008
- [11] Huang N E. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proc. R. Soc. Lond. A, 1998, 454: 903-995
- [12] Tal O, Adi R. Road characteristics and driver fatigue: A Simulator Study[J]. Traffic Injury Prevention, 2007(8): 281-289
- [13] Xie X L. Study on Driving Fatigue Formation Mechanism[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2010 (in Chinese)
谢晓莉. 驾驶疲劳生成机理研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2010
- [14] Zhang H L. Research of Emotion Recognition Based on Pulse Signal[D]. Chongqing: Southwest University, 2011 (in Chinese)
张慧玲. 基于脉搏信号的情感识别研究[D]. 重庆: 西南大学, 2011
- [15] Kim S, Choi Y, Lee M. Deep learning with support vector data description [J]. Neurocomputing, 2015, 165: 111-117
- [16] Wu Z, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41
- [17] Wang W H, Chen S W, Zhang S Q, et al. Feature-Preserving Image Denoising Method Combining EMD and Wavelet Analysis [J]. Computer Science, 2013, 40(10): 265-268 (in Chinese)
王卫红, 程时伟, 张素琼, 等. EMD与小波分析结合的特征保持图像去噪方法[J]. 计算机科学, 2013, 40(10): 265-268
- [18] Cao X N, Cai X D, Zheng S B. Analysis of Acceleration of Train Axle Box Based on Hilbert-Huang Transformation[J]. Instrument Technique and Sensor, 2015(3): 92-95 (in Chinese)
曹西宁, 柴晓冬, 郑树彬. 基于 Hilbert-Huang 变换的轨道车辆轴箱加速度信号分析[J]. 仪表技术与传感器, 2015(3): 92-95
- [19] Tax D M J, Duin R P W. Support vector data description[J]. Machine Learning, 2004, 54(1): 45-66
- [20] Xing H J, Zhao H X. Feature Extraction and Parameter Selection of SVDD Using Simulated Annealing Approach[J]. Computer Science, 2013, 40(1): 302-305 (in Chinese)
邢红杰, 赵浩鑫. 基于模拟退火的 SVDD 特征提取和参数选择[J]. 计算机科学, 2013, 40(1): 302-305

(上接第 293 页)

验结果表明,本文算法对 CT 图像、MRI 图像都能获得好的分割结果,对于非增强的 CT 图像、MRI 抑制图像和非增强 MRI 图像虽然成功分割出肾脏及肾皮质区域,但是仍存在不足之处,需要进一步的研究。

参 考 文 献

- [1] Zhang P, Liang Y M, Chang S J, et al. Kidney segmentation in computed tomography sequences based on energy minimization [J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(20): 208701 (in Chinese)
张品, 梁艳梅, 常胜江, 等. 基于能量最小化的肾脏计算断层扫描图像分割方法[J]. 物理学报, 2013, 62(20): 208701
- [2] Li X, Chen X, Yao J, et al. Renal cortex segmentation using optimal surface search with novel graph construction[C]// 14th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI, 2011. Toronto, Canada, 2011; 387-394
- [3] Rudra A K, Chowdhury A S, Elnakib A, et al. Kidney segmentation using graph cuts and pixel connectivity[J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(13): 1470-1475
- [4] Cuingnet R, Prevost R, Lesage D, et al. Automatic detection and segmentation of kidneys in 3D CT images using random forests [C]// 15th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI, 2012. Nice, France, 2012; 66-74
- [5] Chen X, Xiang D, Ju W, et al. Renal Cortex Segmentation on Computed Tomography[M]// Abdomen and Thoracic Imaging: An Engineering & Clinical Perspective. Springer US, 2013; 69-97
- [6] Boykov Y Y, Jolly M P. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in ND images[C]// IEEE International Conference on Computer Vision, 2001; 105-112
- [7] Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(5): 577-685
- [8] Li C, Kao C Y, Gore J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1940-1949
- [9] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges[J]. IEEE transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277
- [10] Chao S M, Tsai D M. An anisotropic diffusion-based defect detection for low-contrast glass substrates[J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(2): 187-200
- [11] Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(1): 3736-3745
- [12] Gall J, Lempitsky V. Class-specific hough forests for object detection[C]// Decision Forests for Computer Vision and Medical Image Analysis. London, 2013; 143-157
- [13] Jie F, Shi Y, Li Y, et al. Interactive region-based MRF image segmentation[C]// IEEE International Congress on Image and Signal Processing, 2011; 1263-1267