

一种基于 MCSVM 的多特征实时疲劳驾驶识别算法

黄菊, 邓荣

(南通科技职业学院, 江苏 南通 226007)

摘要:针对外部环境发生干扰时, 依赖于单疲劳特征的基于 PERCLOS 的方法将可能无法工作的问题, 提出了一种基于 MCSVM 的多特征识别的疲劳驾驶识别算法, 同时为了消除潜在的数据冗余, 使用灰色关联分析来选择最有效的疲劳特征, 即面部特征和驾驶行为特征, 以改善疲劳驾驶识别。通过使用多类支持向量机 (MCSVM) 的分类器来修改面部特征和驾驶行为特征两个特征源的概率分配, 以适应不同特征源之间的决策冲突。实验结果表明, 提出的识别方法优于单疲劳特征方法和基于单源融合的疲劳驾驶识别方法。

关键词:疲劳驾驶; MCSVM 识别方法; 多特征; 实时

DOI:10.16184/j.cnki.comprg.2021.05.050

1 概述

疲劳驾驶是导致道路交通事故的重要原因之一。通过识别疲劳驾驶的状态可以改善车辆行驶的安全性。目前识别疲劳驾驶的方法大致分为两类: 基于视觉特征和基于非视觉特征的方法^[1]。视觉特征技术主要通过提取面部、眼睛和嘴巴等面部特征, 利用计算机视觉技术通过分析眼睛和嘴巴的状态来检测是否疲劳驾驶。但是, 外部干扰 (如照明变化, 突然的头部移动和夜间的黑暗) 会降低识别的精度。基于非视觉特征的技术也分为两类: 驾驶员生理分析和驾驶行为参数分析^[2]。非视觉特征的技术通常是侵入性的, 需要驾驶员佩戴多个不同的传感器, 而直接接触会给人带来不舒服的感觉, 甚至干扰驾驶。基于驾驶行为参数分析的方法通过检测和分析驾驶行为如加速、刹车、换挡和转向的变化信号, 来识别疲劳驾驶, 然而, 具有模糊车道标记的行驶环境可能会妨碍这些方法的适用性^[3]。由此可见, 基于单源信息的识别方法在获取可靠和健壮的数据方面具有不可避免的局限性, 研究采用多源特征的疲劳驾驶识别方法对改善疲劳驾驶识别具有十分重要的意义。

为了解决上述问题, 提出了一种基于 MCSVM 的多特征识别的疲劳驾驶识别方法。考虑两种疲劳特征源, 即面部特征和驾驶行为特征。通过基于灰色关联分析 (GRA) 的特征识别过程来选择最有效的疲劳特征, 该特征识别过程减少了计算负担并且排除了潜在的数据冗余。通过基于多类支持向量机 (MCSVM) 分类器的修改 BPA 消除潜在的证据冲突, 该分类器具有考虑冲突证据的校正技术。在可靠性方面, 尤其在发生外部干扰时, 提出的方法优于基于闭眼百分比 (PERCLOS) 的方法。

2 疲劳驾驶识别模型

2.1 问题定义

为了克服单源信息识别方法的局限性, 提出一种基于多源信息的疲劳驾驶识别方法。通常, 疲劳特征越多越有助于改善疲劳驾驶识别的准确性^[4]。然而, 高维特征可能会带来更大的计算负担, 影响疲劳驾驶识别的实时性。因此选择最有效的特征来实现疲劳驾驶的识别具有现实意义。

现有的疲劳识别模型主要有基于人工神经网络, 支持向量机和贝叶斯网络。这些模型采用单级结构, 同时融合疲劳特征^[5]。然而, 在实际行驶环境中由于不可预测的干扰 (例如突然的光照变化, 缺少传感器信号等) 将导致某些疲劳特征测量的失败, 或者发生无法正常工作。还有一些疲劳识别模型采用基于 Dempster-Shafer 证据理论 (D-SET) 的两级融合结构, 然而, 无法解决由不可预测的干扰引起的多个证据之间的证据冲突。原因在于两级融合模型中使用的确定性基本概率分配 (BPA) 对于每个特征源都不够准确。少量样本会降低疲劳驾驶识别的准确性, 模型不适合长时间在线疲劳驾驶识别。其次, 在存在外部干扰的证据融合期间, 会带来证据冲突。如果没有校正技术来处理证据冲突, 现有模型就无法有效地产生能够适应实际行驶环境变化的精确的疲劳识别结果^[6]。

总之, 尽管一些方法应用多源信息来提高疲劳驾驶识别的效率, 但还存在一些限制。首先, 通过简单地增

基金项目:“江苏省高等职业院校专业带头人高端研修资助项目” (No.2018GRFX039); 南通市科技计划项目“基于视觉行为识别的疲劳驾驶 DSP 监测预警系统的应用” (No.YYZ17077)。



加疲劳特征的数量,并不能改善实时疲劳驾驶识别。疲劳特征太多会带来更大的计算负担和数据冗余。其次,疲劳识别模型应提高建模灵活性,以处理由行驶环境变化引起的干扰而带来的特征之间的证据冲突。

2.2 基于多特征识别和多源信息的疲劳驾驶识别模型

为了解决上述限制,提出一种基于多特征识别和多源信息的两级融合的疲劳驾驶识别方法。考虑两种疲劳特征源,即面部特征和驾驶行为特征。通过基于灰色关联分析(GRA)的特征识别过程来选择最有效的疲劳特征,该特征识别过程减少了计算负担并排除了潜在的数据冗余。然后通过基于多类支持向量机(MCSVM)分类器来修改BPA消除潜在的证据冲突,该分类器具有处理证据冲突的校正技术。

2.3 确定疲劳驾驶识别模型的疲劳特征源

使用面部特征和驾驶行为特征来表征驾驶员的疲劳状态。考虑的面部特征包括眨眼频率(BF),闭眼持续时间(ECD),眼睛张开度(MEOL)和打哈欠频率(YF)。考虑的驾驶行为特征包括方向盘下降频率(SWF),加速变化频率(ACF),加速和离合器匹配度(ACS)以及换挡时间变化的百分比(STC),将这些特征作为候选疲劳特征。

3 基于灰色关联分析的疲劳特征识别

执行效率和模型的可靠性是设计实时疲劳驾驶识别模型的两个不可调和的矛盾。从执行效率的角度看,如果仅包含较少的疲劳特征,则识别模型可以更快地计算得出结果。但是,从模型可靠性的角度来看,包含的疲劳特征越多识别模型的结果越可靠。这是因为当传感器由于不可预测的干扰而在基于多源的识别系统中出现故障时,可以通过基于数据融合算法的其他传感器获得可靠的识别结果。所以对所选疲劳特征的数量要做权衡,选择最有效的疲劳特征作为疲劳识别模型的输入。

为了减少多特征导致的计算负担,模型中仅采用与疲劳驾驶高度相关的特征。GRA方法与其他方法相比,具有样本量小,不受功能形式限制,不需要独立性或正态分布,计算量少等优点。因此选用GRA方法执行疲劳特征和疲劳状态之间的相关性分析,并选择最有效的疲劳特征。具体步骤如下:

(1) 基于疲劳特征测量和疲劳状态评估

根据前面评估的疲劳状态进一步定义样本数据的疲劳程度。将收集的样本视为一组离散数据序列,用 $X_0(j)$ 和 $X_i(j)$ 表示,其中 $i=1,2,\dots,M$, $j=1,2,\dots,N$,其中 $X_0(j)$ 表示父数据序列, $X_i(j)$ 表示子数据序列。这里, $M=8$ 表示前面提出的8个候选疲劳特征。 $X_0(j)$

表示第 j 个样本数据的疲劳水平值, $X_i(j)$ 表示第 j 个样本数据的第 i 个疲劳特征值,其中 $X_1(j)$, $X_2(j)$, \dots , $X_7(j)$ 和 $X_8(j)$ 分别表示第 j 个样本数据的眨眼频率(BF),闭眼持续时间(ECD),眼睛张开度(MEOL),打哈欠频率(YF),方向盘下降频率(SWF),加速变化频率(ACF),加速和离合器匹配度(ACS)以及换挡时间变化的百分比(STC)的测量值。

(2) 样本数据归一化

对样本数据进行归一化:

$$\bar{X}_0(j) = \frac{X_0(j)}{\sum_{j=1}^N X_0(j)/N}, \bar{X}_i(j) = \frac{X_i(j)}{\sum_{j=1}^N X_i(j)/N} \quad (1)$$

其中 $i=1,2,\dots,M$, $j=1,2,\dots,N$ 。

(3) $\bar{X}_0(j)$ 和 $\bar{X}_i(j)$ 之间的灰色关系计算

灰色关系系数计算方法如下:

$$\psi(\bar{X}_0(j), \bar{X}_i(j)) = \frac{\min_i \min_j |\bar{X}_0(j) - \bar{X}_i(j)| + \rho \max_i \max_j |\bar{X}_0(j) - \bar{X}_i(j)|}{|\bar{X}_0(j) - \bar{X}_i(j)| + \rho \max_i \max_j |\bar{X}_0(j) - \bar{X}_i(j)|} \quad (2)$$

其中 ρ 是[1]中的系数,可以通过实验确定,用于更好地区分父数据序列和子数据序列。

(4) 将灰色关系系数转换为灰色关系密度 $\gamma_j(0, i)$

$$\gamma_j(0, i) = \frac{\psi(\bar{X}_0(j), \bar{X}_i(j))}{\sum_{j=1}^N \psi(\bar{X}_0(j), \bar{X}_i(j))}, i=1, \dots, M, \quad j=1, \dots, N. \quad (3)$$

(5) 子序列的灰色关系系数的熵 $E(i)$

在获得灰色关系密度 $\gamma_j(0, i)$ 之后,可以获得每个子序列的灰色关系系数的熵 $E(i)$:

$$E(i) = \frac{-\sum_{j=1}^N \gamma_j(0, i) \ln \gamma_j(0, i)}{\ln(N)}, i=1, 2, \dots, M \quad (4)$$

其中 $-\sum_{j=1}^N \gamma_j(0, i) \ln \gamma_j(0, i)$ 的项表示父序列 $\bar{X}_0(j)$ 和 $\bar{X}_i(j)$ 子序列之间的灰熵,并且 $\ln(N)$ 是最大灰度熵, $0 \leq E(i) \leq 1$ 。

(6) 灰色关联度(GRD)

通过将熵 $E(i)$ 与子序列 $\bar{X}_i(j)$ 的平均灰色关系系数相乘,得到灰色关联度(GRD):

$$D(i) = \frac{E(i)}{N} \sum_{j=1}^N \psi(\bar{X}_0(j), \bar{X}_i(j)) \quad (5)$$

其中 $D(i) \in [0, 1]$ 是子序列和父序列之间的GRD。 $D(i)$ 的值越大表示子序列和父序列之间的相关程度越高。因此,GRD可用于识别疲劳特征的有效性。

4 基于MCSVM的多特征融合研究

一些融合策略被广泛使用于多模态的疲劳驾驶识别模型中,例如决策级融合(DLF)和特征级融合(FLF)。对于DLF,来自不同模态的数据在不同的回归模型中训练,最终值是从回归模型计算的所有结果中挑选的最大值。对于FLF,来自不同模态的特征向量被集中到更大的特征向量中。这些融合策略被证明是有效



的。提出基于多特征识别和多源信息的两级融合的疲劳驾驶识别方法。模型结构如图 1 所示。在特征级融合中，面部特征和驾驶行为特征分别是两个 MCSVM 分类器 MCSVM-1，MCSVM-2 的输入，为决策级融合实时生成动态 BPA。前一时间 t-1 的融合结果作为证据之一输入，并使用改进的 D-S 证据组合规则来解决证据冲突，得出 t 时刻的融合结果。

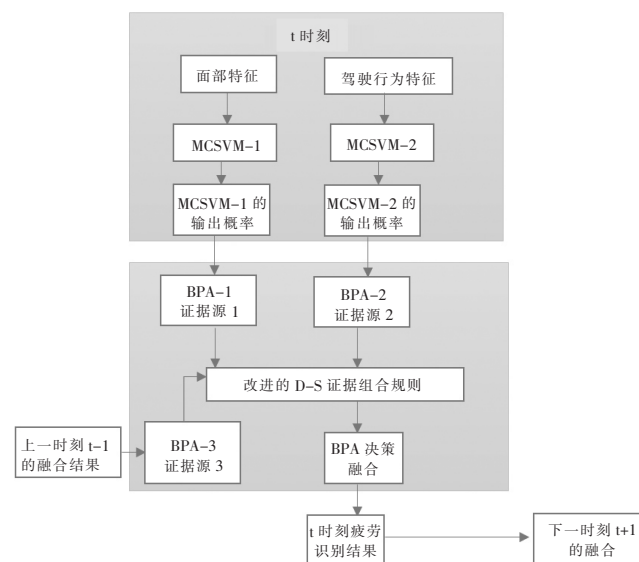


图 1 疲劳驾驶识别流程图

支持向量机 (SVM) 是一种基于统计学习理论的模式识别方法，与人工神经网络和基于贝叶斯的分类方法相比，在解决小样本、非线性和高维模式识别等问题中具有显著优势。基本的 SVM 分类器是一个二分类模型，但不能实现多类分类。为了将疲劳特征数据分类为多个类标签，提出了一种基于 MCSVM 分类器的特征级融合方法。引入 S 形函数以基于基本 SVM 分类器利用两个类标签执行数据的概率分类。然后，引入“一对一”策略来计算具有多个类别标签的数据的多类概率分类。

(1) 基于二分类 SVM 的概率分类

使用后验概率来分类疲劳状态。BPA 由专家根据经验或者统计结果确定。往往过于主观，针对这个问题，根据实时输出结果为每个证据源分配 BPA 质量函数。为了解决这个问题，引入一个 sigmoid 函数来计算后验概率 $P(y=1|f)$ 。

$$P(y=1|f) \approx P_{U,V}(f) = \frac{1}{1+\exp(U \cdot f + V)} \quad (6)$$

(2) 基于多类 SVM 的概率分类

基于二进制类 SVM 的概率分类的方法仅适用于二分类。对于多类分类问题，与“一对多”策略相比，“一对一”策略在实践中的训练时间方面表现更好。因

此，提出一种基于基本 SVM 分类器和“一对一”策略的新概率分类方法。具体过程如下：

1) 给定一个具有 n 个元素的疲劳特征向量的数据集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ ， $x_i \in R^n$ ，且 $y_i \in \{1, 2, \dots, k_F\}$ 是 x_i 的类标签。这里， k_F 是评估疲劳状态的数量。

2) 构造 N_M 二分类 SVM 分类器，其中 $N_M = k_F(k_F-1)/2$ 。

3) 在 N_M SVM 分类器中，对于为第 i 和第 j 类的样本数据构造的二类分类器，属于第 i 类的 x 的后验概率可以计算为：

$$P_{i,j}(x) = \frac{1}{1+\exp(U \cdot f_{ij} + V^*)} \quad (7)$$

4) 对于两种疲劳状态的分类，属于第 i 种疲劳状态的 x 的最终后验概率可以计算为：

$$\bar{p}_i(x) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^{k_F} P_{i,j}(x)}{\sum_{r=1}^{k_F} \sum_{j=1, j \neq r}^{k_F} P_{r,j}(x)}, \quad i=1, 2, \dots, k_F. \quad (8)$$

5 实验及结果分析

5.1 实验过程

选择最有效的疲劳特征进行实时测量，然后将这些最有效的疲劳特征作为输入参数由训练的 MCSVM 分类器融合，以产生实时概率输出，用于下一步的决策级融合。最后，基于最终融合的结果，使用设定的决策规则确定驾驶员的疲劳状态，并验证所提出的方法的有效性。

实验共收集 500 个数据点，每个数据点包含 8 个疲劳特征。训练集包括 350 个数据点用于模型校准，测试集包括 150 个数据点用于模型验证。计算每个疲劳特征和疲劳驾驶状态之间的 GRD，根据 GRD 等级，选择具有较大 GRD 值的疲劳特征作为最有效的疲劳特征。为了确定 GRD，如果样本的疲劳状态是清醒，则疲劳水平量化为 1；如果样本的疲劳状态是疲劳，则疲劳水平量化为 3。从采集的数据点中随机选择 400 个样本数据以进行相关性分析。8 种疲劳特征的 GRD 值如图 2 所示。

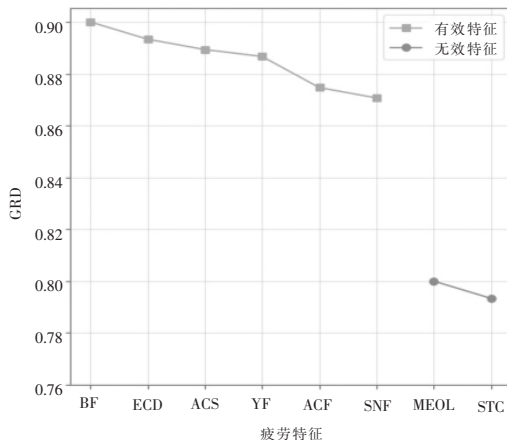


图 2 疲劳特征的 GRD 值

5.2 实验结果

为了验证基于 MCSVM 的多特征识别疲劳驾驶识别算法的有效性,将基于 MCSVM 的多特征识别方法与现有的单疲劳特征的基于 PERCLOS 的方法和基于单源融合的疲劳驾驶识别方法进行了比较。使用 Caltech 人脸数据库验证所提方法的有效性。加州理工学院的人脸数据库由 25 个人组成的 450 张正面图像组成,图像多样化的环境,灯光和面部表情使其具有与实际驾驶类似的条件。

在实验中采用改进的 D-S 证据组合规则融合 3 种信息, D-S 证据理论的识别框架为: $\Theta = \{\text{清醒}, \text{疲劳}\}$, 证据集为: $e = \{\text{面部疲劳特征}, \text{驾驶行为特征}, \text{上一时刻的融合结果}\}$ 。其中,证据源面部特征、驾驶行为特征的 BPA 质量函数可由公式 (6) 计算获得,而上一时刻识别状态的质量函数值,则是由上一时刻多信息融合后获取的概率。然后参照公式 (7) 进行证据组合。最后,进行疲劳状态决策,采用基于 BPA 的决策方式,即在进行了证据组合之后进行决策。

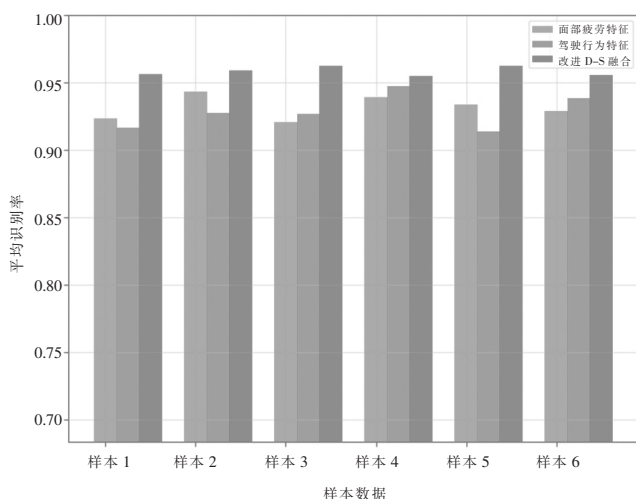


图 3 改进的 D-S 多源融合与单源疲劳状态识别对比

实验结果表明,如图 3 所示,将上一时刻的疲劳识别结果、面部疲劳特征及驾驶行为特征融合,平均识别率明显提高。融合算法不仅避免单个证据判别的局限及易受其他因子造成误判,而且即使当来自不同特征源的疲劳特征测量值由于外部环境的突然变化而失效时,该

方法也可以通过分解前一时刻的融合结果来正确识别驾驶员的疲劳状态。

6 结语

为了解决外部环境发生干扰时,依赖于单疲劳特征的基于 PERCLOS 的方法将可能无法工作的问题,提出了一种基于 MCSVM 的多特征识别的疲劳驾驶识别方法。考虑两种疲劳特征源,即面部特征和驾驶行为特征。通过基于灰色关联分析 (GRA) 的特征识别过程来选择最有效的疲劳特征,该特征识别过程减少了计算负担并且排除了潜在的数据冗余,提高了识别模型的效率和可靠性。通过基于多类支持向量机 (MCSVM) 分类器的修改 BPA 消除潜在的证据冲突,该分类器具有考虑冲突证据的校正技术。通过修改 BPA 并结合前一时间识别的疲劳状态来增强识别模型的可靠性,优于基于闭眼百分比 (PERCLOS) 的方法。

参考文献

- [1] S. Kaplan, M. A. Guvensan, A. G. Yavuz, and Y. Karalurt, "Driver behavior analysis for safe driving: A survey," IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 16, no. 6, pp. 3017-3032, Dec. 2015.
- [2] 林雨培, 陈兰岚, 邹俊忠. 基于粒子群的混合特征选择在疲劳驾驶中的应用. 计算机工程, 2018.
- [3] 张长隆. 一种基于多传感器融合的疲劳驾驶检测方法 [J]. 汽车实用技术, 2018, (24): 131-134.
- [4] 郭慧利, 王恁, 郭浩. 基于面部多特征的疲劳驾驶预警系统的研究 [J]. 通信学报, 2018, 39 (S1): 22-29.
- [5] 毛须伟, 景文博, 王晓曼, 刘学, 张姗姗, 张茂楨. 一种基于眼部状态的疲劳驾驶检测方法 [J]. 长春理工大学学报 (自然科学版), 2016, 39 (02): 125-130+136.
- [6] 祁亚茹. 基于面部特征融合的驾驶员疲劳识别算法研究 [D]. 华南理工大学, 2019.

(上接第 113 页)

能,规范了计帐流程,为机具管理人员提供了统一帐务管理,在实际工作中得到了应用。

参考文献

- [1] 宋阳. Excel 2016 VBA 入门与应用. 清华大学出版

社, 2019.

- [2] 尚品科技. Excel VBA 编程实战宝典. 清华大学出版社, 2020.

