



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111696349 B

(45) 授权公告日 2022.02.11

(21) 申请号 202010520735.2

(22) 申请日 2020.06.10

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 111696349 A

(43) 申请公布日 2020.09.22

(73) 专利权人 长威信息科技发展股份有限公司
地址 350001 福建省福州市鼓楼区软件大道89号软件园F区5号楼9-15层

(72) 发明人 洪章阳 黄河 戴文艳 林文国
李昱东 吴迎晖

(74) 专利代理机构 福州元创专利商标代理有限公司 35100
代理人 陈明鑫 蔡学俊

(51) Int. Cl.
G08G 1/01 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 107492251 A, 2017.12.19

CN 101778741 A, 2010.07.14

CN 107150690 A, 2017.09.12

WO 2013183117 A1, 2013.12.12

US 2019206247 A1, 2019.07.04

CN 107730835 A, 2018.02.23

CN 102216119 A, 2011.10.12

CN 109523787 A, 2019.03.26

周建等. 戈壁地区公路驾驶疲劳特征与眼动试验研究.《公路》.2017, (第10期), 全文.

郭孜政等. 合理连续驾驶时长量化确定方法研究.《北京工业大学学报》.2011, (第06期), 全文.

柴萌. 长途客车驾驶员疲劳状态辨识与预警.《中国博士学位论文全文数据库 工程科技I辑》.2019, (第10期), 全文.

审查员 安涛

权利要求书1页 说明书6页

(54) 发明名称

基于路段实时通行状况的疲劳驾驶判别方法

(57) 摘要

本发明涉及一种基于路段实时通行状况的疲劳驾驶判别方法。该方法用实际车辆群体的通行花费时间进行动态建模,刻画反映时效性和道路特征的疲劳(连续)驾驶判别模型。本发明由于以实时的路段通行状况来判别车辆是否疲劳驾驶,因此能够对车辆(驾驶人)的疲劳驾驶情况进行准确的判别。

1. 一种基于路段实时通行状况的疲劳驾驶判别方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤S0、记录各个路段各个时段内各类型车辆的通过相应路段的通行时间;

步骤S1、选择一种关心的车辆类型;

步骤S2、对每个时段的每个路段,首先尝试以两个正态分布的Gaussian混合模型拟合车辆通行时间,第一个正态分布表示在该路段没有停车休息车辆的通行时间分布,第二个正态分布表示在该路段停车休息车辆的通行时间分布;

步骤S3、对步骤S2中其中一时段的一路段,属于第一个正态分布的样本不超过属于第二个正态分布的样本 ρ 倍,则对该时段的该路段执行步骤S4,否则对其执行步骤S5, ρ 为预设值;

步骤S4、由于经行该路段的同一类型车辆是否停车休息而导致的通行时间差异不显著,对每个时段的每个路段,以一个正态分布拟合车辆通行时间,以预设的缩放因子 λ 放大该正态分布的标准差来判断慢速车辆,即若需判别车辆通过该路段的通行时间与同一类型的车辆通过该路段的通行时间的均值相比大于 λ 倍标准差,则认为该车辆已在该路段休息,不存在疲劳驾驶情况,结束该车辆的疲劳驾驶判别,否则认为该车辆可能存在疲劳驾驶情况,执行步骤S6;

步骤S5、由于经行该路段的同一类型车辆是否停车休息而导致的通行时间有很大的差异,因此将步骤S3得到的预设时间段内经行该路段的同一类型车辆的通行时间拟合概率分布,区分为两个正态分布,并得出两个正态分布的期望和方差,显然有停车休息车辆的通行时间的正态分布期望要大于没有停车休息车辆的通行时间期望,由此,对于需判别车辆,根据其属于两个正态分布的几率,计算该车辆的不停车通行概率;

步骤S6、选择其他路段,重新执行步骤S3-S5,若该车辆在整个行驶轨迹的多个路段的不停车通行概率的乘积大于一固定阈值且行驶时间超过预设行驶时间,则认为该车辆存在疲劳驾驶。

2. 根据权利要求1所述的一种基于路段实时通行状况的疲劳驾驶判别方法,其特征在于,步骤S2中,采用expectation-maximization迭代方法建立两个正态分布的Gaussian混合模型,且考虑到两个分布样本数量很可能差别很大,为了有效地区分出小类样本,以样本数量的反比例加权,在似然计算时补偿类别权重,相当于引入均匀分布先验,具体实现方式如下:

(1) 归一化数据;

(2) 设定每个正态分布的参数初始值,初始化相等的权重,所述参数为期望和方差;

(3) 计算在当前分布参数和权重下所有样本属于任一分布的似然;

(4) 将样本归入似然较大的分布,根据当前归类计算新的权重与最大化似然的分布参数;

(5) 计算当前参数和归类下的似然损失,与上一轮迭代相比;

(6) 若损失下降小于一定程度或达到最大迭代次数则终止迭代,否则循环(3)-(5)步;

(7) 输出得到的分布参数和权重。

基于路段实时通行状况的疲劳驾驶判别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于路段实时通行状况的疲劳驾驶判别方法。

背景技术

[0002] 随着当前经济社会的高速发展,物流产业的发达壮大,客货运市场竞争日趋激烈,一些车主、驾驶人为了谋取经济利益,长时间连续驾车,导致出现疲劳驾驶现象,屡次引发严重道路交通事故。

[0003] 疲劳驾驶,是指驾驶人在长时间连续行车后,产生生理机能和心理机能的失调,而在客观上出现驾驶技能下降的现象,从而导致驾驶人出现动作迟误或过早,操作停顿或修正时间不当等不安全因素,极易发生道路交通事故。

[0004] 现有的疲劳驾驶判别方式,或依赖于车载设备,导致数据有安全性风险,以及车载设备损坏会导致无法取证的问题,或根据路段固定的行车速度来判断驾驶人是否存在疲劳驾驶,如此存在疲劳驾驶判别不能适应不同路况,容易误判或漏判的情况。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于克服现有疲劳驾驶判别存在的缺陷,提供一种基于路段实时通行状况的疲劳驾驶判别方法。

[0006] 为实现上述目的,本发明的技术方案是:一种基于路段实时通行状况的疲劳驾驶判别方法,包括如下步骤:

[0007] 步骤S0、记录各个路段各个时段内各类型车辆的通过相应路段的通行时间;

[0008] 步骤S1、选择一种关心的车辆类型;

[0009] 步骤S2、对每个时段的每个路段,首先尝试以两个正态分布的Gaussian混合模型拟合车辆通行时间,第一个正态分布表示在该路段没有停车休息车辆的通行时间分布,第二个正态分布表示在该路段停车休息车辆的通行时间分布;

[0010] 步骤S3、对步骤S2中其中一时段的一路段,属于第一个正态分布的样本不超过属于第二个正态分布的样本 ρ 倍,则对该时段的该路段执行步骤S4,否则对其执行步骤S5, ρ 为预设值;

[0011] 步骤S4、由于经行该路段的同一类型车辆是否停车休息而导致的通行时间差异不显著,对每个时段的每个路段,以一个正态分布拟合车辆通行时间,以预设的缩放因子 λ 放大该正态分布的标准差来判断慢速车辆,即若需判别车辆通过该路段的通行时间与同一类型的车辆通过该路段的通行时间的均值相比大于 λ 倍标准差,则认为该车辆已在该路段休息,不存在疲劳驾驶情况,结束该车辆的疲劳驾驶判别,否则认为该车辆可能存在疲劳驾驶情况,执行步骤S6;

[0012] 步骤S5、由于经行该路段的同一类型车辆是否停车休息而导致的通行时间有很大的差异,因此将步骤S3得到的预设时间段内经行该路段的同一类型车辆的通行时间拟合概率分布,区分为两个正态分布,并得出两个正态分布的期望和方差,显然有停车休息车辆的

通行时间的正态分布期望要大于没有停车休息车辆的通行时间期望,由此,对于需判别车辆,根据其属于两个正态分布的几率,计算该车辆的不停车通行概率;

[0013] 步骤S6、选择其他路段,重新执行步骤S3-S5,若该车辆在整个行驶轨迹的多个路段的不停车通行概率的乘积大于一固定阈值且行驶时间超过预设行驶时间,则认为该车辆存在疲劳驾驶。

[0014] 在本发明一实施例中,步骤S2中,采用expectation-maximization迭代方法建立两个正态分布的Gaussian混合模型,且考虑到两个分布样本数量很可能差别很大,为了有效地区分出小类样本,以样本数量的反比例加权,在似然计算时补偿类别权重,相当于引入均匀分布先验,具体实现方式如下:

[0015] (1) 归一化数据;

[0016] (2) 设定每个正态分布的参数初始值,初始化相等的权重,所述参数为期望和方差;

[0017] (3) 计算在当前分布参数和权重下所有样本属于任一分布的似然;

[0018] (4) 将样本归入似然较大的分布,根据当前归类计算新的权重与最大化似然的分布参数;

[0019] (5) 计算当前参数和归类下的似然损失,与上一轮迭代相比;

[0020] (6) 若损失下降小于一定程度或达到最大迭代次数则终止迭代,否则循环(3)-(5)步;

[0021] (7) 输出得到的分布参数和权重。

[0022] 相较于现有技术,本发明具有以下有益效果:本发明以实时的路段通行状况来判别车辆是否疲劳驾驶,因此能够对车辆(驾驶人)的疲劳驾驶情况进行准确的判别。

具体实施方式

[0023] 下面对本发明的技术方案进行具体说明。

[0024] 本发明提供了一种基于路段实时通行状况的疲劳驾驶判别方法,包括如下步骤:

[0025] 步骤S0、记录各个路段各个时段内各类型车辆的通过该路段的通行时间;

[0026] 步骤S1、选择一种关心的车辆类型,有大型车或小型车;

[0027] 步骤S2、对每个时段的每个路段,首先尝试以两个正态分布的Gaussian混合模型拟合车辆通行时间,第一个正态分布表示在该路段没有停车休息车辆的通行时间分布,第二个正态分布表示在该路段停车休息车辆的通行时间分布;

[0028] 步骤S3、对步骤S2中某时段的某路段,属于第一个正态分布的样本不超过属于第二个正态分布的样本 ρ 倍,则对该时段的该路段执行步骤S4,否则对其执行步骤S5, ρ 为预设值;

[0029] 步骤S4、由于经行该路段的同一类型车辆是否停车休息而导致的通行时间差异不显著,对每个时段的每个路段,以一个正态分布拟合车辆通行时间,以预设的缩放因子 λ 放大该正态分布的标准差来判断慢速车辆,即若需判别车辆通过该路段的通行时间与同一类型的车辆通过该路段的通行时间的均值相比大于 λ 倍标准差,则认为该车辆已在该路段休息,不存在疲劳驾驶情况,结束该车辆的疲劳驾驶判别,否则认为该车辆可能存在疲劳驾驶情况,执行步骤S6;

[0030] 步骤S5、由于经行该路段的同一类型车辆是否停车休息而导致的通行时间有很大的差异,因此将步骤S3得到的预设时间段内经行该路段的同一类型车辆的通行时间拟合概率分布,区分为两个正态分布,并得出两个正态分布的期望和方差,显然有停车休息车辆的通行时间的正态分布期望要大于没有停车休息车辆的通行时间期望,由此,对于需判别车辆,根据其属于两个正态分布的几率,计算该车辆的不停车通行概率;

[0031] 步骤S6、选择其他路段,重新执行步骤S3-S5,若该车辆在整个行驶轨迹的多个路段的不停车通行概率的乘积大于一固定阈值且行驶时间超过预设行驶时间,则认为该车辆存在疲劳驾驶。

[0032] 步骤S2中,采用expectation-maximization迭代方法建立两个正态分布的Gaussian混合模型,且考虑到两个分布样本数量很可能差别很大,为了有效地区分出小类样本,以样本数量的反比例加权,在似然计算时补偿类别权重,相当于引入均匀分布先验,具体实现方式如下:

[0033] (1) 归一化数据;

[0034] (2) 设定每个正态分布的参数初始值,初始化相等的权重,所述参数为期望和方差;

[0035] (3) 计算在当前分布参数和权重下所有样本属于任一分布的似然;

[0036] (4) 将样本归入似然较大的分布,根据当前归类计算新的权重与最大化似然的分布参数;

[0037] (5) 计算当前参数和归类下的似然损失,与上一轮迭代相比;

[0038] (6) 若损失下降小于一定程度或达到最大迭代次数则终止迭代,否则循环(3)-(5)步;

[0039] (7) 输出得到的分布参数和权重。

[0040] 以下为本发明的具体实现过程。

[0041] 本发明发明人认为不同路段的平均通行速度不尽相同,同一个路段的通行速度也可能存在时段差异,因此尝试用实际车辆群体的通行花费时间进行动态建模,刻画反映时效性和道路特征的疲劳(连续)驾驶判别模型。

[0042] 根据某一路段两端卡口记录的同一类型(大型车或小型车)车辆通过时间,得到最近一段时间(比如1个小时内)经行该路段的所有车辆的花费时间样本,通过上述样本拟合概率分布,用拟合的分布判定车辆的驾驶行为为同一类型车辆通过某一路段,期间是否停车休息导致花费时间区分为两个正态分布,分别有不同的期望和方差,显然有停车休息的花费时间分布期望要大于没有停车休息连续驾驶的,此时我们根据样本属于两个分布(多个正态分布拟合数据的模型称为Gaussian混合模型)的几率算出其连续驾驶的概率,参见如下计算公式:

$$[0043] \quad p_2(x) = \frac{1}{1 + e^{nll_0(x) - nll_1(x)}}$$

[0044] 其中 nll_1 分别为样本 x 属于连续驾驶与停车休息两个分布的负对数似然;

[0045] 若路段太短罕有停车休息车辆等原因不能将样本区分为两个正态分布,此时以一个正态分布拟合样本,以缩放因子 λ (根据需要设定)放大该分布的标准差,以放大后的分布判断慢速车辆,花费时间显著大于均值的车辆可以认为大概率休息过了,参见如下计算公

式:

$$[0046] \quad p_1(x) = \begin{cases} \operatorname{erfc}\left(\frac{x-\mu}{\lambda\sigma}\right) & x > \mu \\ 1 & x \leq \mu \end{cases}$$

$$[0047] \quad \operatorname{erfc}(x) = 1 - \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt$$

[0048] 本发明通过以下方式确定应该建立几个分布:

[0049] 对拟合的两分布混合,仅当属于第一个分布的样本(即连续驾驶)超过属于第二个分布的样本(即停车休息)数量的weightScale(根据需要设定,即上文的 ρ)倍时,才认为两个分布分别反映了连续驾驶和停车休息,达不到该条件时转而以单分布建模,参见如下程序代码:

```
[0050] fitProbs=lambdata, mu, sigma, weight: getProb2(expectation(data, mu,
sigma, ones)) iff float(weight[1]) > float(weightScale*weight[0]) else getProb1(data,
data.mean(), data.std())
```

[0051] 本发明使用expectation-maximization迭代方法建立Gaussian混合模型,考虑到两个分布样本数量很可能差别很大,为了有效地区分出小类样本,以样本数量的反比例加权,在似然计算时补偿类别权重,相当于引入均匀分布先验。

[0052] 1. 首先归一化数据使得之后的过程稳定且有统一的比较基准;

[0053] 2. 设定每个正态分布的参数(期望和方差)初始值,初始化相等的权重;

[0054] 3. 计算在当前分布参数和权重下所有样本属于任一分布的似然;

[0055] 4. 将样本归入似然较大的分布,根据当前归类计算新的权重与最大化似然的分布参数;

[0056] 5. 计算当前参数和归类下的似然损失,与上一轮迭代相比;

[0057] 6. 若损失下降小于一定程度或达到最大迭代次数则终止迭代,否则循环3,4,5步;

[0058] 7. 输出得到的分布参数和权重。

[0059] 相应程序代码如下:

```

    expectation = lambda data, mu, sigma, weight: torch.stack([nll(data, mu[i], sigma[i], weight[i])
for i in range(len(mu))])
def maximization(data, cluster, numClass):
    assignment = [torch.masked_select(sample, cluster.eq(i)) for i in range(numClass)]
    mu = torch.tensor([assignment[i].mean() for i in range(numClass)])
    sigma = torch.tensor([assignment[i].std() if len(assignment[i]) > 1 else 1. for i in
range(numClass)])
    weight = len(data) / (torch.tensor([cluster.eq(i).sum() for i in range(numClass)]).float() +
1e-2)
    return mu, sigma, weight
def GMM(data, numClass=2, maxIter=100, minDiff=1e-6):
    oldLoss = float('inf')
    normFactor = torch.sqrt(torch.tensor(2, dtype=torch.float)) / (data.std() + 1e-5)
    mean = data.mean()
[0060] fea = (data - mean) * normFactor
    mu = torch.linspace(data.min(), fea.max(), numClass + 2)[1:-1]
    sigma = torch.ones((numClass, ))
    if numClass > 1:
        sigma *= (mu[1] - mu[0]) / 3
    weight = torch.ones((numClass, ))
    for i in range(maxIter):
        #print('Iter {}, Negative log-likelihood {:.4f}, mean {}, std {}'.format(i, float(oldLoss),
mu, sigma))
        cluster = expectation(fea, mu, sigma, weight).argmin(0).to(torch.long)
        mu, sigma, weight = maximization(fea, cluster, numClass)
        loss = nllClass(fea, cluster, mu, sigma).mean()
        if torch.allclose(loss - oldLoss, zero, atol=minDiff):
            break
        oldLoss = loss
    mu, sigma, weight = maximization(data, cluster, numClass)
[0061] return float(loss), mu, sigma, weight, cluster

```

[0062] 本发明拟合过程有归一化,所以样本的均值和方差绝对值没有影响,但两均值之差与方差的比值决定了分布的区分度一般来说,一个路段中有停车休息的车辆是少数,所以属于第二个分布的样本比第一个分布少很多

[0063] 下面的例子生成一个两分布混合的样本,其中第一个分布表示没有中途停车休息的样本,第二个分布表示有中途停车休息,产生了1000个连续驾驶样本和100个停车休息样

本作为建模数据：

```
[0064] genSamples=lambdan,mu,sigma:torch.randn((n,))*sigma+mu
[0065] mu=torch.tensor([0.,3.])
[0066] sigma=torch.ones((2,))
[0067] n=(1000,100)
[0068] sample=torch.cat([genSamples(n[i],mu[i],sigma[i])foriinrange(len
(n))])
[0069] inferData=torch.cat((sample[:5],sample[-5:]))
[0070] print(inferData)
[0071] Out:1.8055,-0.4794,-1.6259,-0.6036,-1.3068,3.0578,3.0894,2.8359,
2.1512,1.8762
```

[0072] 这里展示属于第一个分布和属于第二个分布的样本各5个。

[0073] 上述说明了对拟合的两分布混合,仅当属于第一个分布的样本(即连续驾驶)超过属于第二个分布的样本(即停车休息)数量的 ρ 倍时:

```
[0074] loss,mu0,sigma0,weight0,cluster0=GMM(sample,2)
[0075] print(weight0)
[0076] Out:1.0348,29.7217
```

[0077] 这里展示两个分布的权重,可以看到第二个分布的权重显著大于第一个分布,意味着停车休息的车辆比连续驾驶车辆少很多。

[0078] 根据上面建立模型,计算连续驾驶概率

```
[0079] fitProbs(inferData,mu,sigma,weight)
[0080] Out:0.9983,1.0000,1.0000,1.0000,1.0000,0.0731,0.0626,0.2161,0.9695,
0.9968
```

[0081] 最后,进行疲劳驾驶判别:

[0082] 得到所有车辆在某一路段的连续驾驶概率后,以车辆汇总其经过的路段得到其行驶轨迹,则其在整个轨迹上连续驾驶概率即等于经过的路段上连续驾驶概率的乘积,行驶时间超过4小时而连续驾驶概率大于一固定阈值的车辆可以判定为疲劳驾驶。

[0083] 以上是本发明的较佳实施例,凡依本发明技术方案所作的改变,所产生的功能作用未超出本发明技术方案的范围时,均属于本发明的保护范围。