

基于交通噪声分析的交通流状态识别方法

罗向龙

(长安大学 信息工程学院, 陕西 西安 710064)

摘要: 车辆行驶时的声音主要由发动机噪声、轮胎噪声、空气涡流噪声、排气噪声组成, 多个车辆构成的交通噪声取决于道路的交通流状态. 在分析现有交通状态识别方法和车辆声音特性的基础上提出了一种利用交通噪声的交通状态识别方法. 按照车速将交通流分为自由流、饱和流和交通拥堵 3 种状态, 对不同交通流状态下的交通噪声信号进行谱分析, 以归一化的峰值频率作为特征, 用支持向量机对不同的交通流状态进行识别. 试验结果表明, 通过交通噪声能够正确识别不同的交通流状态, 具有较高的识别精度.

关键词: 交通信息工程; 交通状态; 交通噪声; 支持向量机
中图分类号: U 491.116 **文献标识码:** A

Traffic Flow State Identification Based on Traffic Noise Signals

LUO Xianglong

(School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: A vehicle acoustic signal is composed of engine noise, tire noise, air turbulence noise and exhaust noise. Traffic noise signals mixture of multiple vehicles' acoustic signals is determined by the traffic state. Based on the analysis of the existing traffic state identification methods and vehicle sound characteristics, an identification method of the traffic flow state was proposed by using traffic noise signals. In accordance with the vehicle speed, traffic flow states were divided into the free flow, saturation flow and traffic jams. The spectrums of vehicle acoustic signals were analyzed for different traffic states, the normalized peak frequencies were as features, and different traffic flow states were recognized using support vector machine. The test results show that different traffic flow states can be correctly recognized with traffic noise signals with a high recognition accuracy.

Key words: traffic information engineering; traffic state; traffic noise; support vector machine(SVM)

交通拥堵已成为世界范围内的一个严重问题, 因交通拥堵所导致的道路运营效率降低、油耗增加、空气污染等一系列问题使其成为交通领域关注的焦点问题. 如何依据交通检测器采集的信息对交通状态进行识别, 从而实施高效的交通控制、路径诱导等管理措施, 是解决交通拥堵问题最为有效的途径之一^[1]. 目前常用的交通检测器主要有感应线圈、红外检测器、微波车检器、超声波检测器、视频车检器等, 国内外的研究也主要集中在利用不同检测器测量的平均速度、交通流量、占有率等数据对交通状态进行判别^[2-4]. 感应线圈虽然具有成本较低、使用方便等优点, 但存在安装维护需开挖路面、维护成本高等缺点; 红外、微波、超声波受环境干扰影响较大, 应用受到限制; 视频检测器是一种直接检测技术, 但受光照程度和气候条件影响很大, 不适合全天候使用.

车辆行驶时的声音信号是一种非常复杂的混合信号, 通常由发动机噪声、轮胎噪声、空气涡流噪声、排气噪声等多个信号分量组成, 实际中车辆行驶时产生的声音信号的主要成分与交通状态有非常紧密的联系. 当车辆处于自由流状态时, 此时车速一般比较高, 车辆声音信号主要来自轮胎噪声和空气涡流噪声; 当车辆处于拥堵状态时, 车辆声音信号主要为发动机噪声, 其他噪声几乎可以忽略; 而当车辆处于接近饱和和状态时, 车辆声音信号是前 2 种状态的组合^[5-6]. 实际中这些不同的噪声在特性上存在一定差异, 那么是否可以利用车辆行驶时的交通噪声直接“听到”对应的交通状态呢? 国外 Vivek Tyagi 等^[5]通过分析车辆声音信号的倒谱系数(mel-frequency cepstral coefficients, MFCC) 及谱图(spectrogram)表明利用车辆声音信号进行交通状态识别的可行性. Bhave N 等^[7]提出了通过发动机声音对交通拥堵进行识别, 但其只针对几种特殊车型所组成的交通流.

收稿日期: 2011-11-02

基金项目: 交通运输重大科技专项(2011 318 812 260); 交通运输部交通应用基础研究项目(2010-319-812-080); 中央高校基本科研业务费专项基金(CHD2010JC040)

第一作者: 罗向龙(1978—), 男, 副教授, 主要研究方向为交通信息工程及信号处理. E-mail: xlluo@chd.edu.cn

本文利用车辆行驶时的声音信号直接实现交通状态的识别,该方法与传统的识别方法相比是一种被动检测技术,不需要检测装置自身发射信号,而直接利用车辆经过时产生的声音信号,具有简单方便、不受气候影响等优点.将交通流状态分为自由流(车速大于 $50 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$)、饱和流(车速小于 $40 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 而大于 $10 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$)、交通拥堵 3 种(车速小于 $10 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$),通过对不同交通流状态下的交通噪声信号进行谱分析,以归一化的峰值频率作为特征,用支持向量机(support vector machine, SVM)对不同的交通流状态进行识别.试验结果表明,通过交通噪声能正确识别不同的交通状态,具有较高的识别精度.

1 车辆声音信号的组成

车辆行驶时的声音取决于车速、载重、机械状况等,但通常情况下其由发动机噪声、轮胎噪声、空气涡流噪声、排气噪声等几个信号分量组成^[5-6].

(1) 发动机噪声. 发动机噪声同语音信号一样由 1 个确定的谐波分量和 1 个随机分量组成. 随机分量是发动机进气过程产生的;确定的谐波分量是发动机汽缸在燃料燃烧过程中产生的,其能量远大于随机分量. 发动机的噪声随着车速的变化而变化,当车速较低(交通拥挤)时,主要是发动机闲置噪声;而当车速较高(自由流交通)时,噪声则主要取决于发动机射速,其完全不同于闲置噪声.

(2) 轮胎噪声. 轮胎噪声主要由高速运转的轮胎与路面之间的摩擦产生. 当车速大于 $50 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 时,轮胎噪声成为车辆噪声的主要成分,通常包含振动噪声和空气噪声 2 个部分. 振动噪声主要是因轮胎与路面接触产生的,其频率主要集中在 $100 \sim 1\,000 \text{ Hz}$;空气噪声主要是吸入轮胎橡胶中的空气所产生的,其频率主要集中在 $1\,000 \sim 3\,000 \text{ Hz}$.

(3) 空气涡流噪声. 当车速增加时,车辆的轮廓因空气的流动而产生涡流噪声,取决于车辆的动力特性及周围环境的风速和风向. 实际中采集车辆声音信号时,当车辆高速通过传感器时,涡流噪声占有重要的成分.

(4) 排气噪声. 车辆排气系统由排气歧管、催化转化器、共振器、排气管、消声器、尾管组成,排气系统主要排放发动机工作所排出的废气. 排气噪声取决于发动机及尾管,但不同于发动机噪声,随着车辆载重的增加而增大.

2 交通流状态声频特征提取

车辆声音信号特征主要有时域、频域及时频域提取方法. 时域分析因有效信号与环境噪声难以分离而很少采用;频域分析处理速度快,但只适用于平稳信号;时频域分析能取得良好的效果,但运算量过大. 虽然车辆声音信号是一种非平稳信号,但只要处理声音信号的帧足够短,完全可将其视为平稳信号,因此本文在频域提取交通状态特征信息. 试验中,声音信号的采样频率 $f_s = 44.1 \text{ kHz}$,每帧的长度 $N = 1\,024$,并以连续 5 帧的声音信号作为一个样本. X 表示采集的不同交通流状态的车辆声音信号, X 被分成长度为 N 的 5 帧信号,每一帧信号记作 $X_i, i = 1, 2, \dots, 5$. 对每帧信号进行预处理后进行频谱分析及归一化处理,以归一化的峰值频率作为特征. 具体算法步骤如下.

(1) 去直流分量.

$$x_{i,k} = x_{i,k} - \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N x_{i,l} \quad (1)$$

式中: $x_{i,k}$ 为第 i 帧信号 X_i 的第 k 个采样值, $k = 1, 2, \dots, N$.

(2) 进行 Hilbert 变换,形成解析信号,去除信号中的负频分量.

$$z_{i,k} = x_{i,k} + jH_{\text{hilbert}}(x_{i,k}) \quad (2)$$

式中: $z_{i,k}$ 为 $x_{i,k}$ 得到的解析信号; $H_{\text{hilbert}}(\cdot)$ 表示信号的 Hilbert 变换.

(3) 通过快速傅里叶变换(FFT)计算频谱.

$$X_{i,\text{fft}} = F_{\text{fft}}(Z_i) \quad (3)$$

式中: Z_i 为第 i 帧信号 X_i 得到的解析信号; $F_{\text{fft}}(\cdot)$ 表示信号的 FFT.

(4) 频谱归一化.

$$x_{i,k,\text{fft}} = \frac{x_{i,k,\text{fft}}}{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_{i,k,\text{fft}}} \quad (4)$$

(5) 计算归一化峰值频率形成每帧信号的特征.

$$X_i(f) = \max(x_{i,k,\text{fft}}) \quad (5)$$

式中, f 为每帧信号的归一化峰值频率.

(6) 以连续 5 帧车辆声音信号的归一化峰值频率形成交通流状态特征向量

$$\mathbf{T} = [X_i(f), X_{i+1}(f), X_{i+2}(f), X_{i+3}(f), X_{i+4}(f)] \quad (6)$$

3 交通状态流声频识别算法

识别效果除了取决于良好性能的特征外,识别方法也具有重要的作用. SVM 因在解决小样本、非线性及高维模式识别的优势成为广泛使用的分类学习算法. 因此,将 SVM 作为交通状态识别算法^[8-9].

给定 2 类可分的训练数据样本集 $(x_m, y_m), m=1, 2, \dots, M, d$ 维输入 $x_m \in \mathbf{R}_d, y_m \in \{+1, -1\}$ 满足 $y_m[\mathbf{w} \cdot x_m + b] - 1 \geq 0, m = 1, 2, \dots, M$ (7) 式中: \mathbf{w} 为参数向量即超平面的法线, $\mathbf{w} \in \mathbf{R}_d; b$ 为截距, $b \in \mathbf{R}; M$ 为训练样本的个数; y_m 为分类标识, 此时分类间隔等于 $2/\|\mathbf{w}\|$, 使间隔最大等价于使 $\|\mathbf{w}\|^2$ 最小. 满足条件(2)且使 $\frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2$ 最小的分类面称为最优分类面.

引入一个松弛变量 $\xi_m > 0$, 使超平面优化问题表示为在式(8)的情况下求函数 $\frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 + C(\sum_{m=1}^M \xi_m)$ 最小值, 其中 C 为常数, 控制着对错分样本的惩罚程度, $C > 0$.

$$y_m(\mathbf{w} \cdot \Phi(x_m) + b) \geq 1 - \xi_m, m = 1, 2, \dots, M \quad (8)$$

式中: $\Phi(\cdot)$ 为映射算子将输入特征映射到高维的特征空间中. 利用拉格朗日函数可使原问题转化为较简单的对偶问题: 在约束条件 $\sum_{m=1}^M y_m \alpha_m = 0$ (α_m 为拉格朗日乘子) 和 $C \geq \alpha_m \geq 0, m = 1, 2, \dots, M$ 之下选择一种恰当的满足 Mercer 条件的核函数 $K(x_m, x_q)$ 使式(9)的函数达到最大值.

$$Q = \sum_{m=1}^M \alpha_m - \frac{1}{2} \sum_{m,q=1}^M \alpha_m \alpha_q K(x_m, x_q) \quad (9)$$

根据 Kuhn-Tucker 条件, 通过式(9)求得的优化系数 α_m 须满足

$$\alpha_m \{y_m(\mathbf{w} \cdot \Phi(x_m) + b) - 1 + \xi_m\} = 0, m = 1, 2, \dots, M \quad (10)$$

因此, 多数 α_m 值必为零, 少数值为非零的 α_m 对应于使等号成立的样本为支持向量. 只有为支持向量的样本决定最终的分类结果.

利用式(10)求出 α_m 后, 对于给定的测试样本 x , SVM 分类器的分类函数一般形式为

$$f(x) = \text{sign}\{\sum_{m=1}^M \alpha_m y_m K(x_m, x) + b\} \quad (11)$$

这就是 SVM. 式中, $\text{sign}\{\}$ 为符号函数. 由分类函数 $f(x)$ 的正负即可判定 x 所属的分类. 选择不同的内

积核函数形成不同的算法, 目前在分类方面研究较多也较常用的核函数有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数和 Sigmoid 核函数 4 种.

4 试验结果与分析

试验所用的所有车辆声音信号均采集于西安市南郊的一条相对开阔的平面道路, 周围环境相对安静, 信号采样频率为 44.1 kHz, 用 5 帧长度为 5 120 个点作为 1 个参考信号. 由图 1 可见自由流声音信号的频谱能量在低频比较集中, 此时由于车速比较高, 声音信号中轮胎噪声在整个信号中占主要成分; 而交通拥堵的声音信号的频谱能量则相对比较分散, 且主要能量成分频率较自由流高, 此时由于车速较低, 声音信号主要为发动机噪声; 饱和流的声音信号频谱也主要集中在低频段, 但其高频分量相对于自由流大, 这是由于饱和流介于自由流与交通拥堵的中间状态, 所以其频谱特性是两者的组合, 与实际的汽车声音信号特性相吻合.

试验中共采集到 205 个自由流声音信号样本、205 个饱和流声音信号样本及 120 个交通拥堵的声音信号样本, 分别对这 3 组样本按照式(6)形成特征向量, 以 SVM 作为识别算法. 其中 100 个自由流、100 个饱和流及 60 个交通拥堵信号作为训练样本; 而另外的 105 个自由流、105 个饱和流及 60 个交通拥堵信号作为测试样本. 测试过程中 SVM 的核函数选为径向基核函数, C 通过试验取 400. 为了说明本文通过车辆声音信号识别交通状态方法的有效性, 采用了 K 最近邻(K-nearest neighbor, KNN)分类算法对试验样本进行了分类识别, 结果如表 1.

从表 1 可以看出 2 类识别方法对拥堵状态的识别具有相似的识别精度; 对于自由流交通, SVM 算法的识别精度稍优于 KNN 方法; 饱和流 KNN 方法识别率较低, 主要原因是饱和流是自由流与交通拥堵的中间状态, 其特征与另外 2 种状态都具有一定的相似性, SVM 算法使得饱和流的识别精度得到很大提高. 试验结果表明, 通过车辆声音信号的交通状态识别具有可行性.

5 结论

提出利用车辆行驶时所产生的交通噪声进行交通流状态的识别方法. 将交通流状态分为自由流、饱和流及交通拥堵 3 种状态, 通过分析车辆声音信号

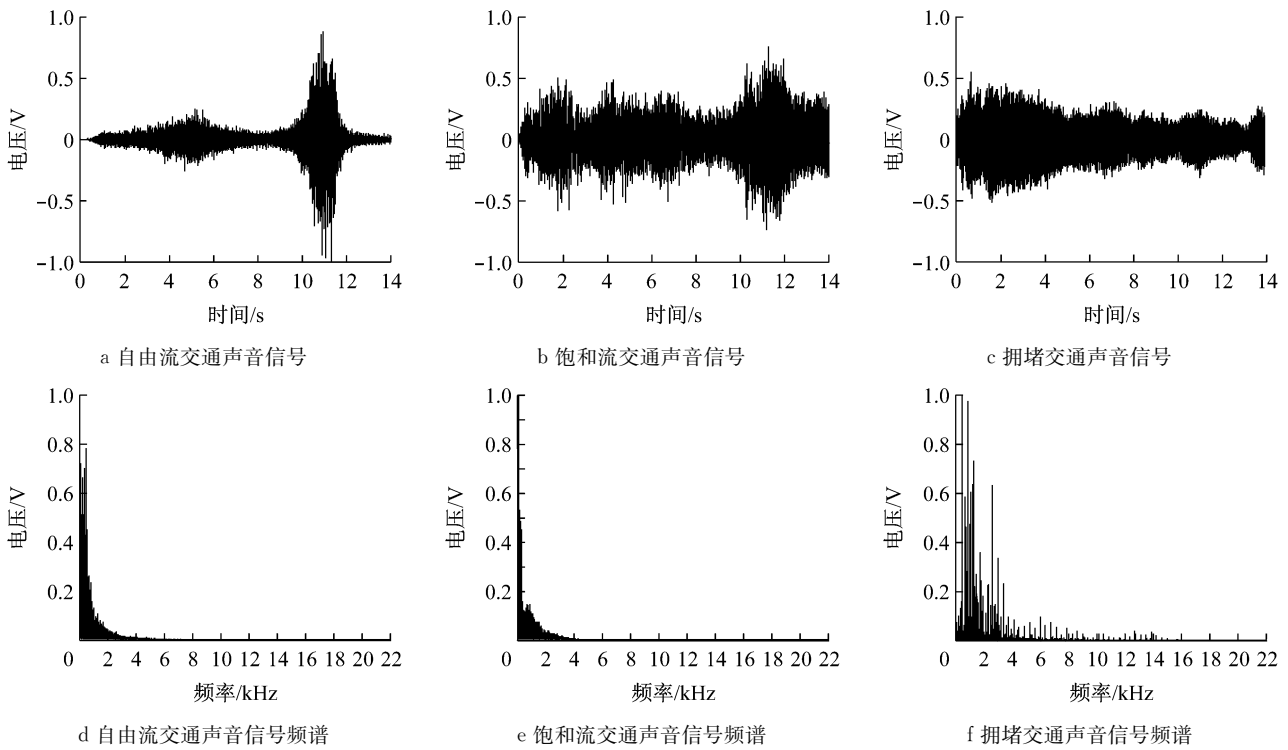


图 1 交通声音信号及频谱

Fig.1 Acoustic signals and spectrums

表 1 交通流状态分类识别结果

Tab.1 The result of traffic flow state identification

交通状态	正确数/个	错误数/个	识别率/%
自由流	97,102	8,2	92.3,97.1
饱和流	90,100	15,5	85.7,95.2
拥堵	59,59	1,1	98.3,98.3

注:逗号前为 KNN 的值,逗号后为 SVM 的值.

的特点建立了不同交通流状态与车辆声音信号的对应关系.通过对交通噪声的频谱分析,以归一化的峰值频率作为特征,以 SVM 作为识别算法进行研究,试验结果表明,通过交通噪声能够正确识别不同的交通状态具有较高的识别精度.但是本文对饱和流的识别准确率还不够理想,且采集交通噪声的路段周围环境比较安静,对于闹市区的城市道路、高速公路等不同对象的交通噪声特性还需进一步研究.

参考文献:

[1] 郑建湖,郭银岁,叶润真,等.基于环形线圈检测器信息的交通状态模糊识别方法[J].昆明理工大学学报:理工版,2009,34(2):71.
ZHENG Jianhu, GUO Yinsui, YE Runzhen, et al. Fuzzy identification method of traffic condition based on loop detector information[J]. Journal of Kunming University of Science and Technology: Science and Technology, 2009, 34(2): 71.

[2] 张菁,巨永锋,陈荔.城市路网交通状态的小波分析检测方法[J].交通运输工程学报,2010,10(5):114.
ZHANG Jing, JU Yongfeng, CHEN Li. Detection method of

traffic state for urban traffic network based on wavelet analysis [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2010, 10(5): 114.

[3] 王国林,萧德云.一种面向全景视频的交通状态检测方法[J].清华大学学报:自然科学版,2011,51(1):30.
WANG Guolin, XIAO Deyun. Traffic state detection method for full scene video[J]. Journal of Tsinghua University: Science & Technology, 2011, 51(1): 30.

[4] 姜桂艳,郭海锋,吴超腾.基于感应线圈数据的城市道路交通状态判别方法[J].吉林大学学报:工学版,2008,38(2):37.
JIANG Guiyan, GUO Haifeng, WU Chaoteng. Identification method of urban road traffic conditions based on inductive coil data[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2008, 38(2): 37.

[5] Vivek Tyagi, Shivkumar Kalyanarman, Raghuram Krishnapuram. Vehicular traffic density state estimation based on cumulative road acoustics[R]. New Delhi: IBM Research Report, 2011.

[6] Cevher Volkan, Chellappa R, McClellan J H. Joint acoustic-video fingerprinting of vehicles, part I [C]// IEEE International Conference on ASSP. Honolulu: IEEE, 2007: 15-20.

[7] Bhav N, Rao P. Vehicle engine sound analysis applied to traffic congestion Estimation [C]// Proceeding of International Symposium on Computer Music Modeling and Retrieval (CMMR) and Frontiers of Research on Speech and Music (FRSM). Bhubaneswar: Utkal University, 2011.

[8] HSU Chihwei, LIN ChihJen. A comparison of methods for multiclass support vector machines [J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 2002, 13(2): 415.

[9] Olivier Chapelle, Vladimir Vapnik, Olivier Bousquet, et al. Choosing multiple parameters for support vector machine [J]. Machine Learning, 2002, 46(1): 131.