

# 基于激光反射强度特征的智能汽车路面估计方法

侯欣辰<sup>1</sup>, 冷搏<sup>1</sup>, 曾德全<sup>1,2,3</sup>, 熊璐<sup>1</sup>, 傅直全<sup>4</sup>, 胡斐<sup>4</sup>

(1. 同济大学汽车学院, 上海 201804; 2. 南昌智能新能源汽车研究院, 江西 南昌 330052;

3. 华东交通大学机电与车辆工程学院, 江西 南昌 330013; 4. 浙江万安科技股份有限公司, 浙江 绍兴 311800)

**摘要:** 为了提升智能汽车行驶安全性, 适应高速、大侧偏等极限工况应用场景, 轮胎-路面附着系数峰值估计技术越来越受到汽车主动安全控制领域研究的关注。提出了一种基于激光雷达的路面估计方法: 基于极大似然估计方法求解了结构化道路常见类型路面的激光雷达反射强度分布模型参数, 并依此建立典型路面数据库; 利用Kullback-Leibler散度表征反射强度分布相似度, 结合所建立的路面数据库辨识路面类型, 然后映射出对应的峰值附着系数估计值。试验结果表明, 提出的轮胎-路面附着系数峰值估计方法的准确率达到90%以上, 能够灵敏地检测出路面突变现象, 且对白天和夜晚不同的光照条件具有鲁棒性。

**关键词:** 智能汽车; 轮胎-路面附着系数; 路面估计; 激光雷达; Kullback-Leibler散度

中图分类号: U461.91

文献标志码: A

## Road Estimation Method for Intelligent Vehicles Based on Laser Intensity Distribution Feature Analysis

HOU Xinchen<sup>1</sup>, LENG Bo<sup>1</sup>, ZENG Dequan<sup>1,2,3</sup>, XIONG Lu<sup>1</sup>, FU Zhiquan<sup>4</sup>, HU Fei<sup>4</sup>

(1. School of Automotive Studies, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Nanchang Automotive Institution of Intelligence and New Energy, Nanchang 330052, China; 3. School of Mechatronics and Vehicle Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 4. Zhejiang Vie Science and Technology Co., Ltd., Shaoxing 311800, Zhejiang, China)

**Abstract:** In order to improve the driving safety and adaptability of intelligent vehicles to application scenarios under extreme conditions such as high speed and large lateral slipping state, the technology of tire-road peak adhesion coefficient (TRPAC) estimation (hereinafter referred to as road estimation) has aroused more and more attention in the field of active safety control. A road estimation method based on lidar is proposed. Based on

theory of maximum likelihood, laser intensity distribution model parameters of several typical kinds of structured road surfaces are solved, based on which, the database of typical road surfaces is established. By using Kullback-Leibler Divergence (KLD) to represent the similarity of intensity distributions, road surfaces can be classified according to the established database, and the estimated value of TRPAC can then be mapped. The experiment results show that the proposed method can estimate TRPAC with an accuracy of more than 90%, that the sudden change of road condition can be sensitively detected, and that the proposed method has robustness to different illumination conditions in the day and at night.

**Key words:** intelligent vehicles; tire-road adhesion coefficient; road estimation; lidar; Kullback-Leibler divergence

随着主动安全控制技术在智能汽车上的广泛应用<sup>[1]</sup>, 轮胎-路面峰值附着系数(以下简称“峰值附着系数”)作为智能汽车主动安全控制过程中的关键参数, 其估计技术逐渐受到关注。目前的峰值附着系数估计方法主要分为两类<sup>[2]</sup>。一类方法是基于轮胎动力学响应的估计方法, 即通过轮胎动力学模型构建轮胎-路面峰值附着系数观测器, 从而进行路面估计。昆明理工大学的杨秀建等<sup>[3]</sup>在魔术公式轮胎模型的基础上, 利用递推最小二乘的方法估计峰值附着系数。奥地利格拉茨工业大学的SHAO等<sup>[4]</sup>基于TMsimple轮胎模型, 通过轮胎侧向力和回正力矩, 实现在大小侧向工况下的轮胎-路面峰值附着系数估计(以下简称“路面估计”)。总体而言, 此类方法不用增加额外的传感器, 实现条件较为简单, 但必须在轮胎处于足够大的激励之下才能获得较精确的估计值, 这时车轮的滑动率较高, 车辆可能已经处于不

收稿日期: 2021-09-20

基金项目: 中国博士后科学基金(2021M692424); 上海市科技重大专项(2021SHZDZX0100); 上海市科委项目(20511104601)

第一作者: 侯欣辰(1998—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为智能汽车驾驶。E-mail: 2131573@tongji.edu.cn

通信作者: 冷搏(1991—), 男, 工学博士, 博士后, 主要研究方向为车辆动力学与控制。Email: harrisonleng@gmail.com

稳定的状态。此外,此类方法只能估计车辆已驶过的路面,而不能预测前方路面的情况,因此估计结果对主动安全控制系统的参考价值不够大。

另一类方法是利用智能汽车搭载的传感器对路面特性进行感知,首先对路面状态进行分类,再根据建立的典型路面类型与峰值附着系数的映射关系,得出路面的峰值附着系数估计值,其中最常见的方法是利用路面图像进行路面辨识。德国布伦瑞克工业大学的NOLTE等<sup>[5]</sup>收集了各种状态的路面图像,将图像分别输入基于InceptionV3和ResNet50卷积神经网络的分类器中,实现路面类型的辨识。同济大学的DU等<sup>[6]</sup>通过路面图像的灰度直方图、局部二值模型和灰度共生矩阵来描述其纹理特征,基于VGGNet深度神经网络实现路面辨识。总体而言,基于神经网络等模型的分类器对路面图像分类的准确率较高,且可以预先估计前方路面,以便主动安全控制系统根据估计结果及时调整控制策略。然而,车载摄像头获取图像的质量容易受到光照条件变化的不利影响(如白天与夜晚有显著光照差异)<sup>[7-8]</sup>。

激光雷达对不同光照条件的鲁棒性较高,在智能汽车环境感知方面逐渐得到应用<sup>[9]</sup>,这也为路面估计方法提供了新的可能性。本文提出了一种基于激光雷达的路面估计方法。利用极大似然估计方法求解出结构化道路常见类型路面的激光雷达反射强度分布模型参数,并基于此建立了典型路面数据库。本文基于KL散度(Kullback-Leibler divergence, KLD)分析了白天和夜晚不同光照条件对路面反射强度分布的影响,利用反射强度分布相似度进行路面类型辨识,进而映射出峰值附着系数估计值,并通过试验验证了提出的路面估计方法的有效性。

## 1 典型路面数据库

本文主要研究以沥青或混凝土为主要材质的常

见结构化道路,并将路面类型分为干沥青、干混凝土、湿沥青、湿混凝土等4类。由于不同材质表面对激光束的反射率不同<sup>[10]</sup>,激光雷达探测到各种路面的反射强度分布有一定的差异。因此,可将反射强度分布模型参数作为路面特征进行提取,建立典型路面数据库,为路面估计算法的设计做准备。

激光扫描均质表面时得到的反射强度值服从高斯分布<sup>[9-10]</sup>。然而实际的路面上存在少量交通标识、局部填料等结构,它们的材质与路面不同,反射强度分布特征也不同。因此,激光雷达扫描实际道路时得到的反射强度分布是路面反射强度分布与噪声分布的混合体,其概率密度函数如式(1)所示。

$$f(I; \theta) = \sum_{i=1}^2 \alpha_i \phi(I; \mu_i, \sigma_i) \quad (1)$$

式中: $f$ 为混合高斯模型的概率密度函数; $I$ 为反射强度; $\theta$ 为模型参数; $\alpha_i$ 为第 $i$ 个高斯分布的混合系数,表示各高斯分量在混合模型中的权值, $0 \leq \alpha_i \leq 1$ ;  $\phi$ 为高斯分布的概率密度函数; $\mu_i$ 为第 $i$ 个高斯分布的均值; $\sigma_i$ 为第 $i$ 个高斯分布的标准差。

利用极大似然的估计方法求解出路面的反射强度分布模型参数。设观测到的反射强度数据为 $\mathbf{I} = (I_1, I_2, \dots, I_j)^T$ ,按式(2)和式(3)定义第 $j$ 个观测到的数据 $I_j$ 对第 $i$ 个高斯模型的响应度 $\mathbf{\Gamma}$ 。

$$\mathbf{\Gamma} = \begin{pmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{21} & \cdots & \gamma_{j1} \\ \gamma_{12} & \gamma_{22} & \cdots & \gamma_{j2} \end{pmatrix}^T \quad (2)$$

$$\gamma_{ji} = \begin{cases} 1, & \text{第}j\text{个模型来自第}i\text{个分模型} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (3)$$

将 $I_j$ 和 $\gamma_{ji}$ 合并后称为完全数据 $\mathbf{X} = (I_j, \gamma_{ji})$ 。在算法迭代至第 $k$ 次时, $\mathbf{X}$ 的对数似然函数 $\log P(\mathbf{I}, \mathbf{\Gamma} | \theta)$ 在给定了 $I_j$ 和当前参数估计值 $\hat{\theta}_k$ 时,对 $\gamma_{ji}$ 的条件概率分布 $f(\gamma | I; \hat{\theta}_k)$ 的期望 $Q(\theta; \hat{\theta}_k)$ 如式(4)、(5)所示。

$$Q(\theta; \hat{\theta}_k) = E\left(\log P(\mathbf{I}, \mathbf{\Gamma}; \theta); \mathbf{I}, \hat{\theta}_k\right) = E\left(\log \left(\prod_{j=1}^n P(I_j, \gamma_{j1}, \gamma_{j2}; \theta)\right); \mathbf{I}, \hat{\theta}_k\right) \quad (4)$$

$$= \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^n \hat{\gamma}_{ji} \log \alpha_i + \sum_{j=1}^n \hat{\gamma}_{ji} \left[ \log \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right) - \log \sigma_i - \frac{1}{2\sigma_i^2} (I_j - \mu_i)^2 \right]$$

$$\hat{\gamma}_{ji} = E(\gamma_{ji}, I; \theta) = \alpha_i \phi(I_j; \theta_i) / \sum_{i=1}^2 \alpha_i \phi(I_j; \theta_i) \quad (5)$$

新一轮迭代中模型参数的更新需令 $Q(\theta; \hat{\theta}_k)$ 取极大值。利用式(4)分别对 $\mu_i, \sigma_i, \alpha_i$ 求偏导并令之为0,以及令约束 $\sum \alpha_i = 1$ ,则可得到新一轮迭代中的模型参数,如式(6)–(8)所示。

$$\hat{\mu}_{i,k+1} = \sum_{j=1}^n \hat{\gamma}_{ji} I_j / \sum_{j=1}^n \hat{\gamma}_{ji}, \quad i=1, 2 \quad (6)$$

$$\hat{\sigma}_{i,k+1}^2 = \sum_{j=1}^n \hat{\gamma}_{ji} (I_j - \mu_k)^2 / \sum_{j=1}^n \hat{\gamma}_{ji}, \quad i=1, 2 \quad (7)$$

$$\hat{\alpha}_{i,k+1} = \sum_{j=1}^n \hat{\gamma}_{ji} / n, \quad i=1,2 \quad (8)$$

式中: $i$ 表示第 $i$ 个分模型; $k+1$ 表示第 $k+1$ 次迭代。

不断迭代上述过程,直至结果收敛或达到最大迭代次数限制,即可最终求得各分模型的模型参数 $(\alpha_i, \mu_i, \sigma_i)$ ,从而解出混合高斯模型。

激光雷达数据采集车辆配备一台 128 线的 RoboSense 激光雷达,帧率为 10 Hz。考虑到数据的采集和算法的应用可能在时间和空间上具有较大差异,最有可能对车载环境感知传感器产生不利影响的环境因素就是光照条件。常见驾驶场景中,白天和夜晚的光照条件对比最显著,故以此分析其对路面反射强度分布的影响,以确定是否需针对不同光照条件建立不同的数据库。分别在白天 10:00 和夜晚 21:00 采集各种路面的点云数据,并利用上述方法求解得到 4 种路面的反射强度分布模型,如图 1 所示。

如式(9)所示,采用 KLD 值  $D_{KL}(\phi_1, \phi_2)$  来表征

$$\begin{aligned} D_{KL}(\phi_a, \phi_b) &= \int [\phi_a(I) \log(\phi_a(I)) - \phi_a(I) \log(\phi_b(I))] dI \\ &= \log \frac{\sigma_b}{\sigma_a} + \frac{\sigma_a^2 + (\mu_a - \mu_b)^2}{2\sigma_b^2} - \frac{1}{2} \end{aligned} \quad (9)$$

由表 1 可以看出,相比于不同类型路面反射强度分布之间的 KLD 值,不同光照条件下同种路面反射强度分布之间的 KLD 值要小 2~4 个数量级。考虑到激光雷达的测量误差等扰动因素,可以认为不同光照条件下路面反射强度分布的区别对路面类型

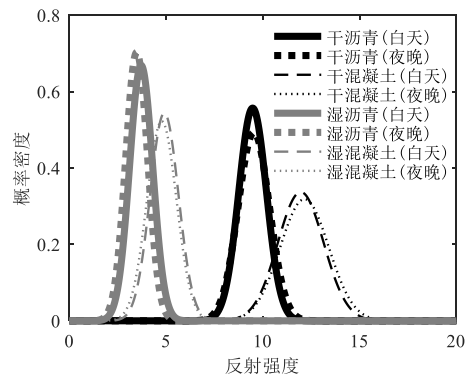


图 1 不同光照条件下的路面反射强度分布

Fig.1 Laser intensity distribution of road surfaces under different illumination conditions

两个高斯分布模型  $\phi_a(I)$  和  $\phi_b(I)$  之间的差异性, KLD 值越大表明模型之间差异越大。不同光照条件下的各种路面反射强度分布之间的 KLD 值如表 1 所示。

辨识的影响可以忽略,即可以对不同光照条件建立统一的路面反射强度数据库。干沥青、干混凝土、湿沥青和湿混凝土的反射强度分布模型的均值分别为 9.47、11.96、3.48 和 4.77;标准差分别为 0.72、1.20、0.57 和 0.76。

表 1 不同光照条件下的路面反射强度分布 KLD 值

Tab.1 KLD value of laser intensity distribution of road surfaces under different illumination conditions

路面类型 2	路面类型 1/KLD							
	干沥青/ 白天	干沥青/ 夜晚	干混凝土/ 白天	干混凝土/ 夜晚	湿沥青/ 白天	湿沥青/ 夜晚	湿混凝土/ 白天	湿混凝土/ 夜晚
干沥青/白天	0	0.0164	2.3901	2.5093	46.6679	55.7618	19.3558	18.9484
干沥青/夜晚	0.0196	0	2.2137	2.3314	47.7211	56.9805	19.8778	19.4352
干混凝土/白天	6.3794	4.6811	0	0.0150	96.3251	112.4273	46.5045	44.5600
干混凝土/夜晚	7.4604	5.4985	0.0167	0	101.0429	117.7815	49.1756	47.0676
湿沥青/白天	32.3582	25.9497	24.5855	23.0553	0	0.0851	1.3710	1.0234
湿沥青/夜晚	35.0166	28.0655	26.0005	24.3524	0.0772	0	1.9527	1.5114
湿混凝土/白天	20.2832	16.3296	17.9045	16.9207	2.0650	3.2445	0	0.0170
湿混凝土/夜晚	21.4959	17.2840	18.5616	17.5196	1.6618	2.7075	0.0183	0

## 2 基于分布相似度的路面估计

利用激光雷达信息进行路面估计的关键在于根据实测路面的反射强度分布进行路面类型辨识,即采用考察分布相似度的方法来辨识路面类型。在测试工况中,激光雷达获取的路面点云信息会实时发送,因此可以根据式(2)~(8)获得实测路面的反射

强度频率分布,设为  $\phi_{\text{test}}(I)$ ,其对应的路面类别设为  $c_{\text{test}}$ 。所建立的路面反射强度数据库中,各类路面的反射强度分布可以看作实例  $\phi_{\text{test}}(I)$  对应的先验模型,设为  $\phi_i(I)$ ,其对应路面类别设为  $c_i$ ,其中  $i=1,2,3,4$ 。采用 KLD 值表征分布模型之间的差异,可以按照式(9)得出  $\phi_{\text{test}}(I)$  与  $\phi_i(I)$  之间的 KLD 值,记为  $D_{KL}(\phi_{\text{test}}, \phi_i)$ 。考虑到 KLD 的无界性,为便于



后续计算,设计映射 $f: x \rightarrow e^{-x}$ 以定义 $\phi_{\text{test}}(I)$ 与 $\phi_i(I)$ 之间的相似度 $S(\phi_{\text{test}}, \phi_i)$ ,结合式(9)化简得到 $S(\phi_{\text{test}}, \phi_i)$ 如式(10)所示。

$$S(\phi_{\text{test}}, \phi_i) = \frac{1.65 \sigma_{\text{test}}}{\sigma_i} e^{-\frac{\sigma_{\text{test}}^2 + (\mu_{\text{test}} - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (10)$$

实例 $\phi_{\text{test}}(I)$ 属于先验模型, $\phi_i(I)$ 的对应路面类别 $c_i$ 的概率 $P(c_{\text{test}} = c_i)$ 可以采用式(11)求解。

$$P(c_{\text{test}} = c_i) = \frac{S(\phi_{\text{test}}, \phi_i) + \lambda}{\sum_{i=1}^4 [S(\phi_{\text{test}}, \phi_i) + \lambda]} \quad (11)$$

式中 $\lambda$ 为平滑算子, $\lambda = 1 \times 10^{-4}$ 。根据最小错误率分类准则,将 $P(c_{\text{test}} = c_i)$ 最大的路面类别 $c_i$ 作为实例 $\phi_{\text{test}}(I)$ 的分类结果,如式(12)所示。

$$c_{\text{test}} = \arg \max [P(c_{\text{test}} = c_i)] \quad (12)$$

在得出分类结果后,可以将路面材质映射至峰值附着系数的统计数据经验值。依据文献[11]、[12],设定干沥青路面的峰值附着系数为1.0,干混凝土路面的峰值附着系数为0.9,湿沥青路面的峰值附着系数为0.7,湿混凝土路面的峰值附着系数为0.6。路面估计算法如图2所示。

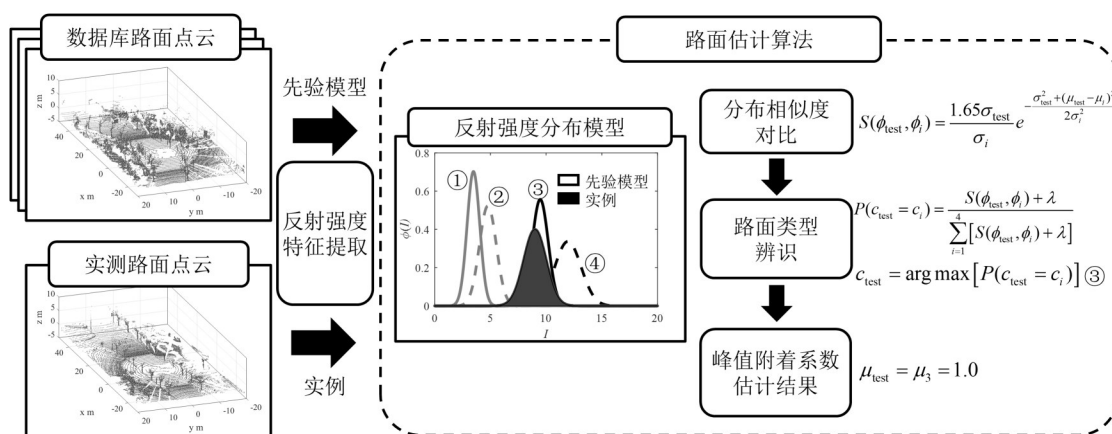


图2 路面估计算法示意图

Fig.2 Diagram of road estimation algorithm

### 3 试验验证

为验证提出的路面估计器的有效性,在不同路面上采集多段激光雷达数据,采用文献[13]的方法提取出路面点云后按时间戳依次输入估计算法中,

观察估计结果。

数据采集设备与第1部分所述相同。为保证试验结果真实性,用于验证的激光点云数据与构建数据库时的数据不重合。试验数据采集场景图像及三维点云图样张如图3所示。

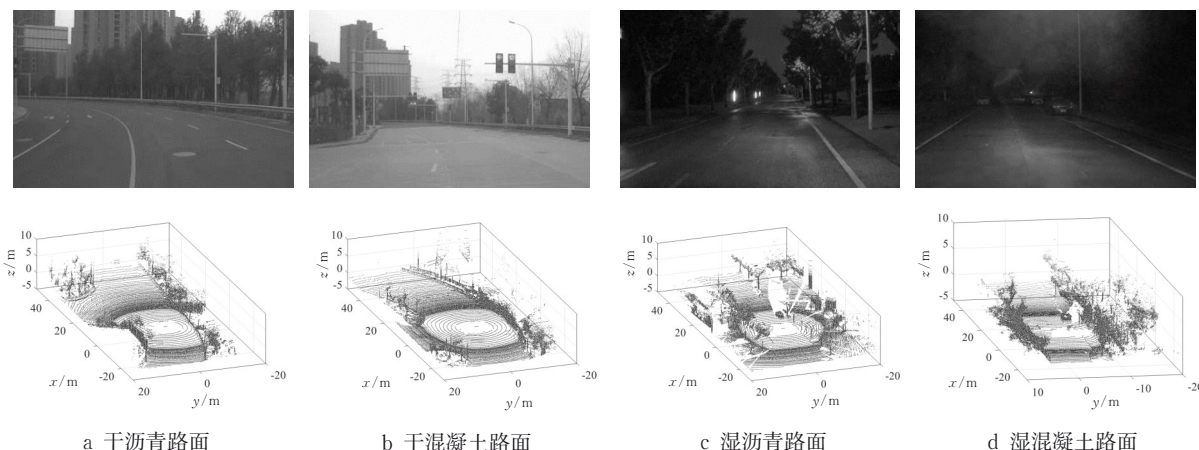


图3 试验数据采集场景图像及三维点云图(样张)

Fig.3 Image and 3-dimensional point cloud of test data acquisition scene (sample)

试验设置的目的是验证所提出的路面估计方法的有效性,其具体包括:在较长一段时间的运行过程中能否稳定地得出准确的估计结果;能否及时地检测路面突变现象。因此,所设置的试验工况包括单一路面的长期运行工况和路面突变工况两类。长期运行工况的路面类型包括干沥青、干混凝土、湿沥青和湿混凝土,并包含白天和夜晚的试验结果以验证估计方法对白天和夜晚不同光照条件的鲁棒性;路

面突变工况的路面类型包括干沥青到干混凝土、干混凝土到干沥青、湿沥青到湿混凝土、湿混凝土到湿沥青、干沥青到湿沥青、湿沥青到干沥青。

### 3.1 长期运行工况验证

不同路面和光照条件下长期运行工况估计结果如图4所示。定义准确率 $A$ 为正确得出峰值附着系数估计值的点云帧数占总帧数的百分比,如式(13)所示。各工况下准确率的结果如表2所示。

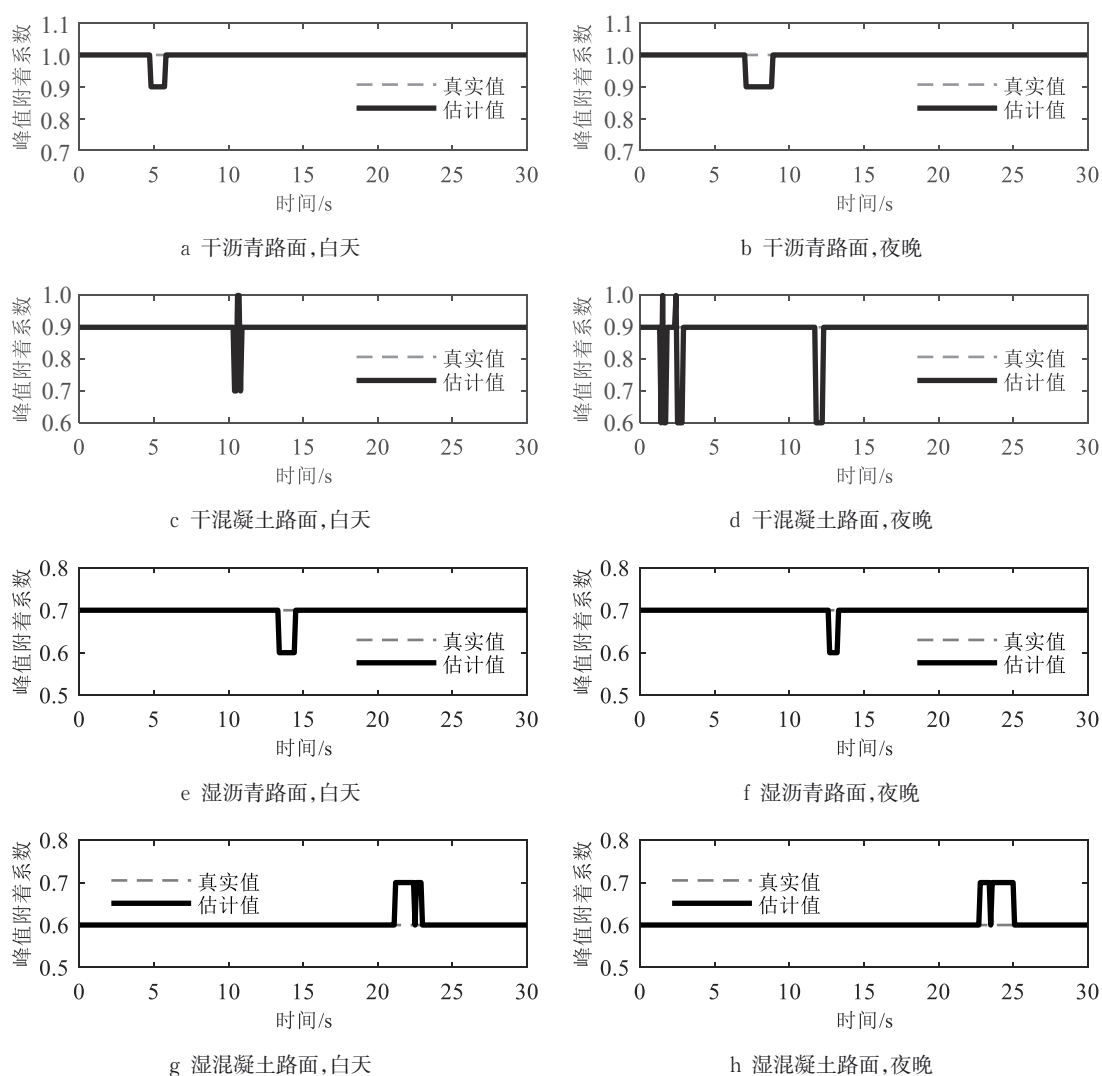


图4 长期运行工况估计结果

Fig.4 Estimation results under long-term operating conditions

表2 长期运行工况下的路面估计准确率

Tab.2 Road estimation accuracy under long-term operating condition

光照条件	准确率/%			
	干沥青	干混凝土	湿沥青	湿混凝土
白天	98.28	98.34	96.35	94.35
夜晚	96.91	95.35	98.01	92.69

$$A = \frac{n_{\text{correct}}}{n} \times 100\% \quad (13)$$

可以看出,在单一路面工况中,提出的路面估计方法可以在较长时间内稳定地得出准确的估计结果,准确率均达到90%以上。

偶尔出现的误识别现象主要发生在同种干湿状态的沥青和混凝土路面之间,其原因是这两种材质

的微观结构特性存在一定的相似性,使激光反射强度的分布相对比较接近,也可能与激光雷达的测量误差有关。此外,白天和夜晚的不同光照条件下同种路面的估计准确率均较高且非常接近,证明该估计方法对不同光照条件的鲁棒性较好。

### 3.2 路面突变工况验证

路面突变工况的估计结果如图5所示。

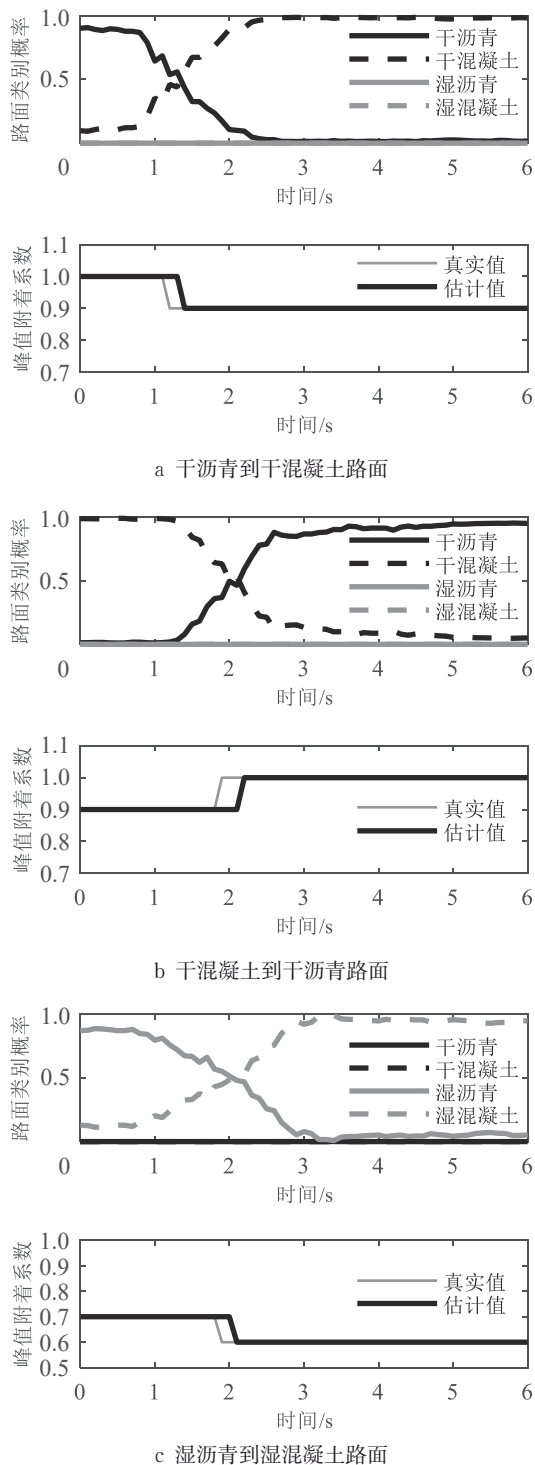


图5 路面突变工况估计结果

Fig.5 Estimation results under sudden change of road conditions

可以看出,提出的路面估计方法在各种路面突变工况下均能有效地估计出峰值附着系数的改变。在路面发生突变时,估计结果有比较灵敏的反应,反应时间约0.2 s,不同工况中的这个值可能会因为突变前后路面反射强度分布的相似程度不同而有所波

动。在路面突变前后的约 3 s 之内,路面估计的结果均是准确的,并没有出现在突变前后的两种路面之间反复跳跃的现象,也说明了估计算法可以根据不同路面的反射强度特征准确地进行估计。

## 4 结语

本文提出了一种基于激光雷达的路面估计方法。利用极大似然的思想估计出结构化道路常见类型路面的激光雷达反射强度分布模型参数,利用 KL 散度分析得出白天和夜晚不同光照条件对路面反射强度分布的影响对于路面类型辨识可以忽略,并在此基础上建立了典型路面数据库。提出了基于分布相似度的路面估计方法,利用 KL 散度表征反射强度分布的相似度,辨识出实际路面的类型后映射出峰值附着系数估计值。

长期运行工况和路面突变工况下的试验结果表明,所提出的路面估计方法的估计准确度达到 90% 以上,对于白天和夜晚的不同光照条件具有鲁棒性,且能够灵敏地检测出路面突变现象。在未来的研究工作中,将考虑更全面的光照条件变化(如清晨和黄昏等),丰富数据采集和试验场景,进一步验证和提升路面估计方法的适用范围。

## 参考文献:

- [1] 王震坡,丁晓林,张雷. 四轮轮毂电机驱动电动汽车驱动防滑控制关键技术综述[J]. 机械工程学报, 2019, 55(12): 99. DOI: 10.3901/JME.2019.12.099.  
WANG Zhenpo, DING Xiaolin, ZHANG Lei. Summary of key technologies for driving anti-skid control of four-wheel hub motor driven by electric vehicle [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(12): 99. DOI: 10.3901/JME.2019.12.099.
- [2] 袁朝春,张龙飞,陈龙. 路面附着系数识别方法发展现状综述及展望[J]. 机械制造与自动化, 2018(2): 1. DOI: 10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2018.02.001.  
YUAN Chaochun, ZHANG Longfei, CHEN Long. Summary and prospect of development of road coefficient identification methods [J]. Machine Building and Automation, 2018(2): 1. DOI: 10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2018.02.001.
- [3] 杨秀建,李金雨,张昆,等. 基于路面附着系数估计的车辆自适应巡航控制研究[J]. 南京理工大学学报, 2018, 42(4): 466. DOI: 10.14177/j.cnki.32-1397n.2018.42.04.012.  
YANG Xiujian, LI Jinyu, ZHANG Kun, *et al.* Vehicular adaptive cruise control based on road adhesive coefficient estimation [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2018, 42(4): 466. DOI: 10.14177/j.cnki.32-1397n.2018.42.04.012.
- [4] SHAO L, JIN C, LEX C, *et al.* Robust road friction estimation during vehicle steering[J]. Vehicle System Dynamics, 2019, 57(4): 493. DOI: 10.1080/00423114.2018.1475678.
- [5] NOLTE M, KISTER N, MAURER M. Assessment of deep convolutional neural networks for road surface classification [C]// 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), Maui Hawaii: IEEE, 2018: 381. DOI: 10.1109/ITSC.2018.8569396.
- [6] DU Y C, LIU C L, SONG Y, *et al.* Rapid estimation of road friction for anti-skid autonomous driving[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(6): 2461. DOI: 10.1109/TITS.2019.2918567.
- [7] CHENG L S, ZHANG X, SHEN J. Road surface condition classification using deep learning [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2019, 24: 205. DOI: 10.1016/j.jvcir.2019.102638.
- [8] SUN L, WANG K W, YANG K L, *et al.* See clearer at night: Towards robust night-time semantic segmentation through day-night image conversion [C]// Proceedings of SPIE. Strasbourg: EPIE, 2019. 11169. <https://doi.org/10.1117/12.2532477>.
- [9] 韩栋斌,徐友春,李华,等. 无人车三维激光雷达反射强度校准[J]. 军事交通学院学报, 2017, 19(10): 85. DOI: 10.16807/j.cnki.12-1372/e.2017.10.020.  
HAN Dongbin, XU Youchun, LI Hua, *et al.* Reflection intensity calibration of three-dimensional lidar on unmanned vehicle [J]. Journal of Military Transportation University, 2017, 19(10): 85. DOI: 10.16807/j.cnki.12-1372/e.2017.10.020.
- [10] KASHANI A G, OLSEN M J, PARRISH C E, *et al.* A review of lidar radiometric processing: from ad hoc intensity correction to rigorous radiometric calibration [J]. Sensors, 2015, 15(11): 28099. DOI: 10.3390/s151128099.
- [11] 喻凡,林逸. 汽车系统动力学[M]. 2版. 北京:机械工业出版社, 2017.  
YU Fan, LIN Yi. Automotive system dynamics [M]. 2nd ed. Beijing: Mechanical Industry Press, 2017.
- [12] 康渴楠. 基于视觉的智能车辆行驶道路附着状态判断研究[D]. 重庆:重庆交通大学, 2019.  
KANG Kenan. Research on vision-based judgement of road adhesion state for intelligent vehicle [D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2019.
- [13] 谢宏全,汪秋玲,蔡东健,等. 利用车载 LiDAR 点云数据提取城市道路边界[J]. 测绘通报, 2021(2): 64. DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2021.0045.  
XIE Hongquan, WANG Qiuling, CAI Dongjian, *et al.* Extraction of urban road boundary based on vehicle-mounted LiDAR point cloud data [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(2): 64. DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2021.0045.