

基于 K-means 特征的 复杂环境下道路识别算法*

郝运河, 张浩峰[†], 於敏杰, 易磊
(南京理工大学 计算机科学与工程学院, 南京 210094)

摘要: 基于视觉的智能车辆导航技术是通过对各种道路环境进行感知和理解,从而确定智能车辆的可行驶区域。针对实际道路环境的复杂性与多样性问题,提出了能够适应复杂环境的道路识别算法。首先,使用 SLIC (simple linear iterative clustering) 超像素分割算法对原始道路图像进行超像素分割,得到性质相同、尺寸均匀的超像素块;其次,基于超像素块使用 K-means 聚类算法提取出图像中道路区域与非道路区域的 K 维特征数据,并将提取的特征数据组成训练数据集;然后,针对经典双支持向量机(TSVM)训练时间久、无法求解逆矩阵的问题进行适当矫正,使用训练数据集训练矫正后的双支持向量机;最后,使用训练好的双支持向量机进行道路与非道路的分类识别。四组道路场景的实验结果表明,与基于滑动窗口和颜色、Gabor 纹理特征的方法进行对比,该算法能够有效地识别具有阴影、水迹、障碍物等复杂环境下的道路;以人工标注结果为标准,前三组识别错误率低于 0.1,第四组识别错误率低于 0.15;与传统 SVM 相比,矫正的 TSVM 具有更高的效率,可以大大降低训练时间。该算法在复杂环境下道路识别错误率低,性能良好,为道路环境感知和理解提供了一种新的方法。

关键词: 复杂环境; 超像素; 白化; K-means; 双支持向量机

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2016)02-0602-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2016.02.065

Road recognition algorithm under complex environment based on K-means feature

Hao Yunhe, Zhang Haofeng[†], Yu Minjie, Yi Lei

(College of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: Intelligent vehicle navigation technology based on computer vision can aware and understand road environment, so it can help intelligent vehicle to find a valid path. In view of the complexity and diversity of actual road environment, the traditional method often can't cope with the interference factors of actual road, such as, shadow, water stains and leaves. This paper proposed a new algorithm. Under the condition of shadow, water stains and leaves, it could distinguish between road and not road in the different road images. Firstly, using SLIC algorithm to segment original road images, divided the original road images into irregular image patches in which the pixels were homogenous and at the same illumination level. The SLIC algorithm produced high quality segmentations. Secondly, it extracted K -dimension features of road super pixels and not road super pixels by the means of K-means clustering. Then, the training set was made up of K -dimension features. Thirdly, in consideration of the weakness of the TSVM (twin support vector machine), for example, long training time and unable to solve inverse matrix, it added the regularization item and changed the inequality constraints to equality constraints. It used improved TSVM to run training in the training set. Finally, the improved TSVM classified the road and not road in the road images. Compared with the methods based on sliding window and color, Gabor texture features, four group of the experimental results show that it can effectively identify the road and not road in the road image with shadow, water stains and leaves. In addition to, the algorithm's performance is compared with manually annotated frames to measure the accuracy. The error rate of three groups is lower than 0.1, the error rate of one group is lower than 0.15, and improved TSVM has higher execution efficiency. For the road recognition problem under complex environment, it has a good performance and provide a new method for intelligent vehicle navigation based on computer vision.

Key words: complex environment; super pixel; whiten; K-means; TSVM

0 引言

道路识别是基于视觉的智能车辆导航中的一项重要技术,

在过去的十几年中,学者们提出了许多方法解决这一问题,基于视觉的道路识别获得了广泛的研究。大体上,基于视觉的道路识别算法可分为以下三类,即基于特征的方法^[1,2]、基于模

收稿日期: 2014-09-29; **修回日期:** 2014-11-14 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61101197); 水下机器人技术国防科技重点实验室基金资助项目(9140C270205120C2701)

作者简介: 郝运河(1988-),男,江苏徐州人,硕士研究生,主要研究方向为机器学习、模式识别;张浩峰(1983-),男(通信作者),副教授,博士,主要研究方向为智能机器人、机器学习、计算机视觉(zhanghf@njust.edu.cn);於敏杰(1989-),男,硕士研究生,主要研究方向为图像处理;易磊(1990-),男,硕士研究生,主要研究方向为道路交通标志识别。

型的方法^[3]和基于区域的方法^[4]。通常来说,基于特征的方法比其他方法的准确率更高,但是其要求道路具有良好的标记,且容易受到噪声的干扰;相对于基于特征的方法,基于模型的方法具有更好的鲁棒性,但绝大部分是建立在一些严格的几何假设上;另外,许多有效的基于区域的方法也可以看做一种机器学习问题。

目前研究所面临的主要难题是,机器视觉对各种道路场景的快速识别和理解能力较差。其主要原因是室外道路环境具有复杂性与多样性的特点。通常情况下,道路一般分为结构化道路和非结构化道路。结构化道路一般是指高速公路和部分结构化较好的公路,这类道路具有清晰的车道线和道路边界;非结构化道路一般是指结构化程度较低的道路,这类道路没有车道线和清晰的道路边界。不管是结构化道路还是非结构化道路,在室外环境下进行道路识别,都容易受到阴影、水迹、树叶覆盖物、复杂的障碍物等干扰因素的影响,使得道路区域和非道路区域更难以区分。

为了提高复杂环境下道路的识别效果,本文以彩色道路图像为基础,针对结构化道路和非结构化道路的应用需求,提出了一种基于 K-means 特征的复杂环境下的道路识别算法。该算法以道路与非道路的 K-means 特征向量作为训练样本集,采用双支持向量机对道路图像进行分类识别。实验结果表明,该算法对各种道路环境和天气环境都能取得很好的识别效果。

1 算法概述

图像特征提取与分类器设计是影响道路识别效果的两个主要因素。图像特征提取是指从图像中获取各种有利于识别事物的度量或属性,良好的特征往往能够描述事物的本质,大大提高分类识别精度;分类器设计的主要任务是寻找对未知样本具有高预测精度的分类器,即分类器对未知样本有较强的泛化能力。使用良好的特征和泛化性能优越的分类器往往可以获得良好的识别效果。

考虑以上两个主要因素,本文提出了以 K-means 特征^[5]和双支持向量机分类器^[6]为基础的复杂环境下的道路识别算法。相应地,本文算法主要包含两大部分,即道路图像的特征提取和双支持向量机分类器的设计。图像特征提取部分主要步骤如下:a)使用 SLIC 算法^[7]对道路图像进行超像素分割,得到形状不规则的图像块;b)对形状不规则的图像块进行预处理,主要是将形状不规则的图像块形状规则化、规则化后的图像块进行数据采样及采样后数据的规一化与白化;c)针对预处理后的数据集,使用 K-means 聚类算法提取数据特征,得到特征数据集,双支持向量机分类器的设计主要是在保证分类器分类精度的情况下,通过矫正分类器模型来降低分类器的计算复杂度;d)使用矫正后的双支持向量机分类器进行道路图像的分类识别,验证算法的有效性。

算法流程如图 1 所示。

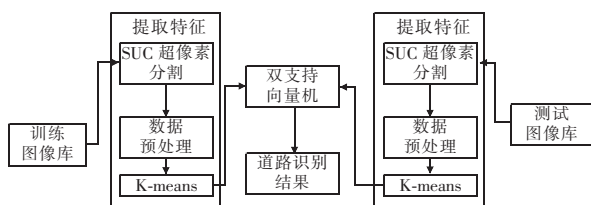


图1 算法框架

2 算法主要组成部分详述

2.1 道路图像特征提取

特征提取的研究任务主要包括两个方面:a)特征区域的选择,目前主要是使用滑动窗口方法;b)区域特征的描述,这部分是目前特征提取领域的研究重点,很多学者提出了不同的方法,主要有颜色特征、纹理特征^[8]等。

2.1.1 SLIC 算法分割原始图像

滑动窗口方法简单易用,但该方法也存在一些弊端,例如忽略了不同事物之间的边缘,将不同的事物分在了同一窗口中,从而得到的是含有不同事物的混合数据,无法准确描述目标对象,使用超像素分割算法可以很好地解决此问题。

SLIC 算法是一种基于 K-means 聚类的超像素分割方法,在 CIELAB 颜色空间与位置坐标组成的 5 维空间 $[l, a, b, x, y]$ 中,以颜色距离和位置距离的加权和为准则函数,使用 K-means 聚类算法将像素数为 N 的图像分割为 M 个超像素。其准则函数定义如下:

$$d_{lab} = \sqrt{(l_k + l_i)^2 + (a_k + a_i)^2 + (b_k + b_i)^2} \quad (1)$$

$$d_{xy} = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \quad (2)$$

$$D_s = d_{lab} + \frac{m}{s} d_{xy} \quad (3)$$

其中: $s^2 = N/M$ 为每个超像素中期望的像素数; m 用来调节超像素的形状,一般在 $[1, 20]$ 取值。SLIC 算法简单易用,算法复杂度为 $O(N)$,性能稳定,可重复性好,可以很好地将同性质的目标聚为一类。

为了验证 SLIC 超像素算法分割道路图像的效果,本文选择了四组不同场景下的道路图像作仿真实验,每一行代表一种道路场景,依次为水泥路转变为结构化道路、乡野土路、结构化道路及水泥路,最后一行为图像超像素分割的局部细节效果。超像素分割整体与局部细节效果如图 2 所示。

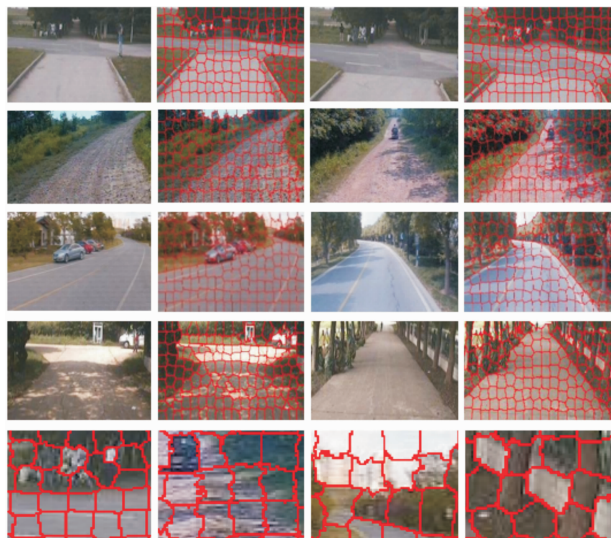


图2 SLIC 算法分割效果

从仿真实验效果中可以看出,SLIC 算法性能优越,对纹理变化具有很高的识别能力,分割出的超像素块尺寸较均匀,且很好地反映了场景中的实际内容。另外,尺寸均匀的窗口更有利于道路图像的特征提取。

2.1.2 图像数据预处理

在使用 K-means 聚类算法提取特征前,需要对超像素分割

得到的形状不规则图像块进行预处理。

1) 形状规则化与数据采样(图 3)

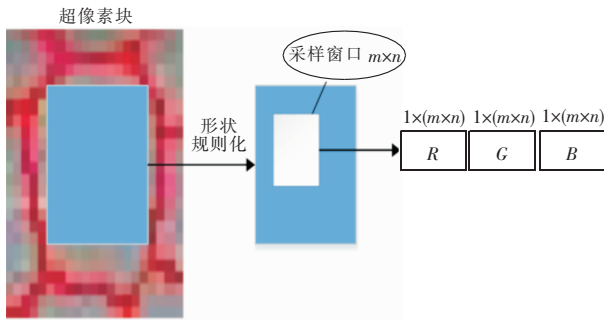


图 3 形状规则化及数据采样示意图

将形状不规则的图像块进行形状规则化处理,即根据超像素分割时,以 $r(r < s)$ 为规则图像块的边长,以超像素块的中心为规则图像块的中心。

对于形状规则化后图像块,定义一个边长适当小于 r 的采样窗口,使用窗口对规则图像块进行随机采样,从而可以得到采样窗口中 R, G, B 三通道中的像素值。对每个规则图像块进行大量随机采样,定义随机采样次数为 N ,从而可以得到 K -means 聚类的初始数据集。

2) 数据归一化与白化

使用 K -means 聚类,对获得的初始数据集中的每个样本点 x_i 进行归一化处理是非常有用的。因此,本文使用下面的方法对每个样本点 x_i 进行归一化:

$$x_i = \frac{x_i - \text{mean}(x_i)}{\sqrt{\text{var}(x_i) + c}} \quad (4)$$

其中: $\text{mean}(x_i)$ 为均值; $\text{var}(x_i)$ 为方差; c 为常数,用于防止除以零的现象发生。

在进行数据模式分类时,仅仅对数据进行归一化,往往得不到理想的效果,究其原因,很大程度上是由于数据之间还存在着相关关系。为了解决这一问题,本文引入白化处理技术,消除数据之间的相关关系。一种常见的白化处理技术是 ZCA 变换。ZCA 变换过程如下:

$$VDV^T = \text{cov}(x) \quad (5)$$

$$x_i = V(D + \varepsilon_{ZCA} I)^{-\frac{1}{2}} V^T x_i \quad \forall i \quad (6)$$

其中: $VDV^T = \text{cov}(x)$ 是对数据集协方差矩阵进行特征值分解; ε_{ZCA} 为一个较小的常数,但也不宜过小。对于归一化与白化后的数据,即可使用 K -means 聚类算法进行特征提取。

2.1.3 基于 K-means 聚类的特征提取

经典的 K -means 聚类算法以误差平方和准则函数 $J_c = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - M_i\|^2$ 为评价指标,以欧氏距离作为相似性测度,求某一初始聚类中心向量 $V = (v_1, v_2, \dots, v_k)$ 的最优分类,使得评价指标 J_c 最小,其中 M_i 为类 C_i 中数据的均值。

算法首先选择 K 个点作为初始聚类中心, K 为所期望的类别个数;然后将每个样本点分配给离其最近的聚类中心,形成 K 个样本类,重新计算每类的聚类中心。如此反复迭代计算聚类中心,直到每类样本不再变化,从而将数据集分成 K 个类别。

利用 K -means 聚类算法的思想,将预处理后的训练数据集进行 K -means 聚类,得到 K 个聚类中心,然后计算每个样本 x_i 到 K 个聚类中心的距离 d_k 。 K 个聚类中心可以大体地描述训

练数据集的分布情况,每个样本到聚类中心的距离 d_k 反映样本之间的相似程度。然而若直接用 d_k 作为特征数据,则特征数据集比较繁杂,不利于分类器的训练学习。实际上,相近样本具有相似性,因此距离样本较远的聚类中心所得到的距离特征数据对于描述样本的贡献不大。为了得到具有稀疏性质的特征数据集,便于分类器的训练学习,使用式(7)提取每个样本 x_i 的特征数据(\bar{d}_k 为 d_k 的均值):

$$\text{feature}(x_i) = \max(0, \bar{d}_k - d_k) \quad (7)$$

最后,对于每个样本 x_i 将得到一个维数为 K 的特征向量, K 维特征向量中特征数据为 0 和 $\bar{d}_k - d_k$ 。

至此,通过道路图像的特征提取方法,可以得到道路与非道路的特征数据集。下面将重点阐述分类器的设计。

2.2 基于双支持向量机的分类

支持向量机(SVM)是 Vapnik 基于统计学习理论提出的一种新的机器学习方法,具有良好的学习性能和泛化能力,得到国内外学术界的广泛重视^[9,10],但随着训练样本的增加,SVM 模型的求解非常耗时。针对此问题,Jayadeva 等人提出了双支持向量机模型^[8]。

2.2.1 经典的双支持向量机

经典的双支持向量机把 SVM 中的一个规模较大的二次规划问题转换为两个规模较小的二次规划问题,得到两个不平行的分类超平面,使得每一类样本离一个超平面尽可能近,而离另一个超平面尽可能远,能将训练复杂度约减到经典 SVM 的 1/4。

假设属于 +1 类和 -1 类样本集分别由矩阵 A 和 B 来表示,那么双支持向量机模型如下:

$$\begin{aligned} \min_{\omega_1, b_1} &= \frac{1}{2} \|F(A, C^T) \omega_1 + e_1 b_1\|^2 + c_1 e_2^T \xi \\ \text{s. t.} & \quad -(F(B, C^T) \omega_1 + e_2 b_1) + \xi \geq e_2 \\ & \quad \xi \geq 0 \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \min_{\omega_2, b_2} &= \frac{1}{2} \|F(B, C^T) \omega_2 + e_2 b_2\|^2 + c_2 e_1^T \eta \\ \text{s. t.} & \quad (F(A, C^T) \omega_2 + e_1 b_2) + \eta \geq e_1 \\ & \quad \eta \geq 0 \end{aligned} \quad (9)$$

其中: F 表示核函数; e_1 和 e_2 为相应维数的单位向量; c_1 和 c_2 为惩罚系数; $C = (A; B)$; ω_i 和 b_i 分别为各自最优超平面的法向量和偏移量; ξ, η 为松弛变量。采用 Lagrange 乘子法将原问题式(8)和(9)转换为其对偶问题,最终求解可以得到 TSVM 的两个分类超平面。

2.2.2 矫正的双支持向量机

双支持向量机虽然将大规模的二次规划问题转换为小规模二次规划问题而解之,但二次规划问题的求解过程仍然繁琐耗时;此外,双支持向量机在训练过程中存在矩阵无法求逆矩阵的病态问题。因此本文对双支持向量机作一些适当的矫正,引入正则化项^[11] $\|\omega_i\|^2 + b_i^2$,解决训练过程中无逆矩阵存在的矩阵病态问题,将不等式约束转换为等式约束,提高训练时的求解速度。矫正后的双支持向量机模型如下:

$$\begin{aligned} \min_{\omega_1, b_1} &= \frac{1}{2} \|F(A, C^T) \omega_1 + e_1 b_1\|^2 + \frac{1}{2} c_1 e_2^T \xi^2 + \frac{1}{2} c_2 (\|\omega_1\|^2 + b_1^2) \\ \text{s. t.} & \quad -(F(B, C^T) \omega_1 + e_2 b_1) + \xi = e_2 \end{aligned} \quad (10)$$

$$\min_{\omega_2, b_2} \frac{1}{2} \|F(B, C^T) \omega_2 + e_2 b_2\|^2 + \frac{1}{2} c_3 e_1^T \eta^2 + \frac{1}{2} c_4 (\|\omega_2\|^2 + b_2^2)$$

$$\text{s. t. } (F(\mathbf{A}, \mathbf{C}^T) \omega_2 + \mathbf{e}_1 b_2) + \eta = \mathbf{e}_1 \quad (11)$$

那么双支持向量机求解如下两个二次规划问题超平面尽可能近,对于矫正后的双支持向量机,根据 KKT 条件,通过求解两个等式方程即可得到 ω_1, b_1 和 ω_2, b_2 , 即超平面方程为

$$F(\mathbf{x}^T, \mathbf{C}^T) \omega_1 + b_1 = 0 \quad (12)$$

$$F(\mathbf{x}^T, \mathbf{C}^T) \omega_2 + b_2 = 0 \quad (13)$$

对于一个新的样本点 \mathbf{x} , 计算其到两个超平面的距离, 即

$$D_i = \frac{|F(\mathbf{x}^T, \mathbf{C}^T) \omega_i + b_i|}{\sqrt{\omega_i^T F(\mathbf{C}, \mathbf{C}^T) \omega_i}} \quad i = 1, 2 \quad (14)$$

若它到正类超平面的距离小于到负类超平面的距离, 则它属于正类; 否则, 它属于负类。

将 2.1 节每个样本生成的 K 维特征向量组成训练样本集, 加入矫正后的双支持向量机中进行训练, 即可求得双支持向量机中参数 ω_1, b_1 和 ω_2, b_2 , 得到道路与非道路的超平面, 从而使用这两个超平面来进行道路识别。

3 实验与分析

为了验证本文提出算法的有效性及其鲁棒性, 本文对复杂环境下不同的道路场景图像进行了仿真实验, 通过两组道路识别效果和时间效率的对比实验进一步说明本文算法的优势: a) 在道路识别效果上, 进行了特征提取方法的对比, 即与目前流行的基于滑动窗口区域及颜色、Gabor 纹理的图像特征提取方法^[12~14]进行了对比; b) 在道路识别时间效率上, 进行了传统 SVM 分类器与矫正的 TSVM 分类器的对比。

3.1 实验配置及算法参数信息

实验平台为 MATLAB2012b, 酷睿 i3 处理器, 2.30 GHz, 6 GB 内存。超像素分割原始图像时, $M = 200$; 每个形状规则化后的超像素图像块随机采样次数 $N = 100000$; 归一化与白化中的参数 $c = 10$, $\varepsilon_{ZCA} = 0.1$; K-means 聚类提取道路图像特征中 $K = 500$; 双支持向量机中 $c_1 = c_3, c_2 = c_4$, 以 2 为底, 指数在 $[-8, 8]$ 内寻找最优值, 核函数采用线性核函数即可; 传统 SVM 分类器采用 MATLAB2012b 中的自带函数。

在目前流行方法中, 颜色空间采用 HSV 空间, 纹理采用基于二维 Gabor 滤波的纹理特征。

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\delta_u\delta_v} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{u^2}{\delta_u^2} + \frac{v^2}{\delta_v^2}\right)\right) \cos(\omega u)$$

$$u = x \cos \theta + y \sin \theta$$

$$v = x \sin \theta - y \cos \theta \quad (15)$$

其中: θ 是滤波器方向; δ_u, δ_v 分别是高斯包络在 u 和 v 轴上的标准差; ω 表示复正弦函数的频率。取不同频率 0.1、0.3、0.5, 不同方向 45°、90°、135°、180° 共 12 维纹理特征, 加上 HSV 空间 3 维颜色特征, 共 15 维特征进行实验, 以上特征提取方法记为 WindowsHSV Gabor 方法。

3.2 实验结果及分析

本文采用以下四组图像库进行实验。

实验 1 非结构化的水泥路向结构化的柏油路转换, 共 90 帧图像。

实验 2 乡野土路, 道路上存在阴影、水迹、树叶和障碍物, 共 755 帧图像。

实验 3 结构化的柏油路, 道路上存在阴影、障碍物和道

路裂纹, 共 132 帧图像。

实验 4 结构化的柏油路向非结构化的水泥路转换, 道路上存在阴影和道路裂纹, 共 79 帧图像。

3.2.1 WindowsHSV Gabor 方法与本文方法的对比

本节实验均使用矫正的 TSVM 分类器。在每个场景中, 第一列为原始图像, 第二列为 WindowsHSV Gabor 方法的识别效果, 第三列为本文方法的识别效果, 不同场景中部分图像实验结果如图 4~7 所示。

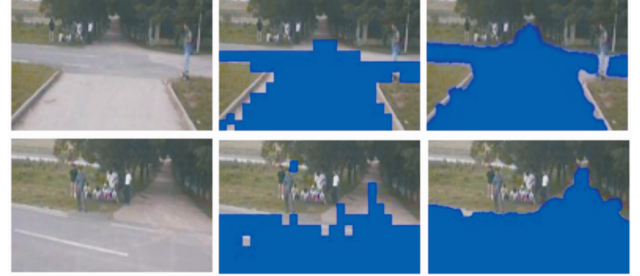


图 4 场景 1

从图 4 中可以看出, 对于第一组道路场景, WindowsHSV Gabor 方法对边界区域无法正确分类, 出现锯齿现象, 且对远处道路无能为力, 而本文方法可以很好地应对边界区域和远处道路。

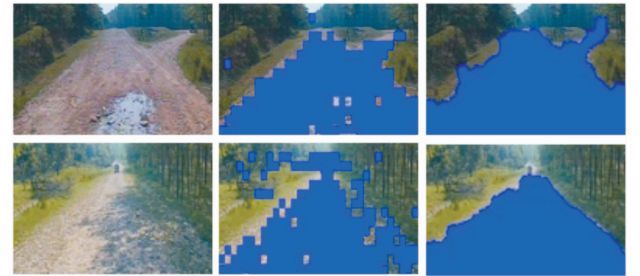


图 5 场景 2

从图 5 中可以看出, 对于第二组道路场景, WindowsHSV Gabor 方法对水迹和阴影无法正确分类或只能部分正确分类, 存在错误分类的噪点, 而本文方法对阴影和水迹分类识别效果良好, 无错误分类的噪点。

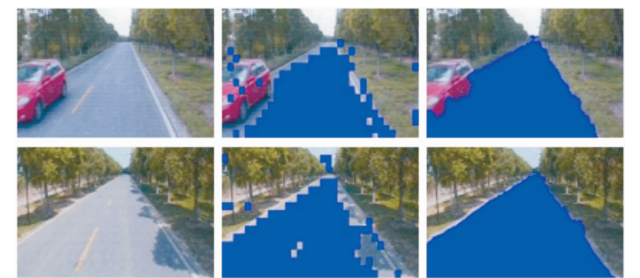


图 6 场景 3

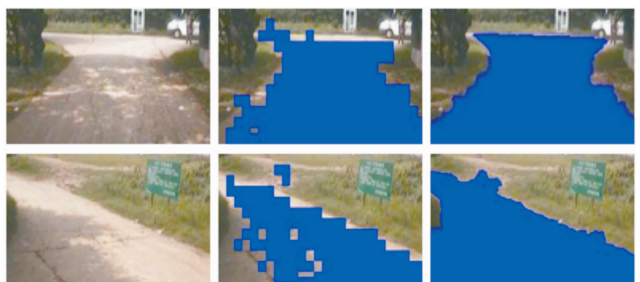


图 7 场景 4

从图 6 和 7 中可以看出, 第三组和第四组道路场景进一步

证明了本文算法对阴影、障碍物等复杂环境下道路识别的优越性能。

总的来说,针对四组不同的道路场景,本文方法识别效果良好,很好地解决了阴影、水迹、路面障碍物等复杂环境下的道路识别问题,而 WindowsHSV Gabor 方法对边界、障碍物、阴影等区域往往无法识别或存在识别错误的噪点,识别结果差强人意。

本文对四组不同的道路场景图像库进行了人工标注道路区域,以此作为标准,从识别错误率上评价两种算法的道路识别性能。图8展示了两种算法的识别错误率的结果,横轴为图像帧数,纵轴为识别错误率。

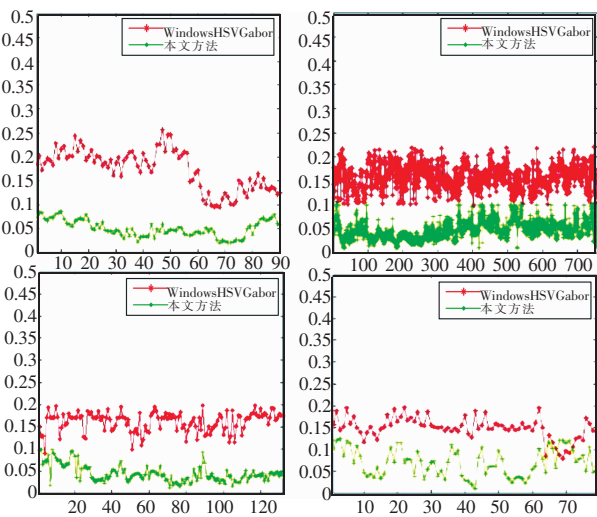


图8 两种特征提取算法的识别错误率

前三组场景,本文方法的道路识别错误率基本保持在0.1以下,分类识别效果理想,而 WindowsHSV Gabor 方法则基本在0.1以上。第四组场景,只在最后几帧图像上本文方法的道路识别错误率比 WindowsHSV Gabor 方法略高,但总体也保持在0.1以下,不超过0.15。从整体来看,本文特征提取方法在道路识别性能上优于 WindowsHSV Gabor 方法,识别错误率较低,更接近人工标注的结果。

3.2.2 传统 SVM 分类器与矫正 TSVM 分类器的对比

本节实验均使用本文特征提取方法,即超像素分割和 K-means 特征提取方法。由于特征数据集相同,传统 SVM 分类器和 TSVM 分类器在道路识别效果上基本相同,所以本节将主要针对两者的训练速度给出对比结果,验证 TSVM 分类器的高效性。实验结果如表1所示。

表1 传统 SVM 和矫正 TSVM 训练时间

场景	训练数据集	传统 SVM/s	矫正 TSVM/s
1	3519 × 500	5.341 8	1.212 3
2	14853 × 500	14.882 6	3.237 5
3	5134 × 500	6.017 6	1.513 7
4	3084 × 500	5.073 8	0.914 5

从表1中可以看出,使用矫正的 TSVM 可以大大降低模型的训练时间,矫正的 TSVM 具有较高的时效性,为道路场景的在线分类识别提供了可能性。

4 结束语

在室外场景下,智能车辆面临的环境极其复杂多变,光照不均、水迹和障碍物等干扰因素下的道路识别成为视觉导航中

的难题,传统的基于滑动窗口和颜色、纹理的特征提取方法往往在复杂环境下出现错误的识别,无法满足智能车辆视觉导航的需求。

本文基于 K-means 特征与双支持向量机,提出了一种复杂环境下的道路识别算法。该算法通过超像素分割技术获取具有相同性质的特征提取区域,利用 K-means 聚类算法学习得到特征提取区域的特征数据,依据数据本身的特点来描述数据的特征,使得特征数据更准确地反映数据的本质,提高了数据分类的精度。本文算法有效地解决了阴影、水迹、障碍物等复杂环境下的道路识别问题,对复杂环境的适应性强,识别效果良好,算法鲁棒性强。

由于道路场景有其自身的特点,进行道路识别还存在各种各样的问题,如道路与非道路之间样本数据不均衡,道路场景的在线分类识别等,以后将针对以上问题展开进一步的研究。

参考文献:

- [1] Tsai L W, Hsieh J W, Chuang C H. Lane detection using directional random walks [C]//Proc of IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2008: 303-306.
- [2] Li Qing, Zheng Nanning, Chen Hong. A prototype autonomous vehicle and its algorithms for lane detection [J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2004, 5(4): 300-308.
- [3] Wang Yue, Teoh E K, Shen Dinggang. Lane detection and tracking using B-snake [J]. Image Vision Computing, 2004, 22(4): 269-280.
- [4] Wang Jian, Ji Zhong, Su Yuting. Unstructured road detection using hybrid features [C]//Proc of International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Piscataway: IEEE Press, 2009: 482-486.
- [5] Coates A, Lee H, Ng A Y. An analysis of single-layer networks in unsupervised feature learning [C]//Proc of the 14th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. Fort Lauderdale: JMLR, 2011: 215-223.
- [6] Jayadeva R, Khemchandani S C. Twin support vector machines for pattern classification [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(5): 905-910.
- [7] Achanta R, Shaji A, Smith K. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [8] 刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述 [J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4): 622-636.
- [9] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory [M]. 2nd ed. New York: Springer-Verlag, 2000.
- [10] Burges C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 121-167.
- [11] Shao Yuanhai, Zhang Chunhua, Wang Xiaobo. Improvements on twin support vector machines [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2011, 22(6): 962-968.
- [12] 张浩峰, 业巧林, 赵春霞, 等. 一种非监督道路场景分割方法 [J]. 南京理工大学学报, 2012, 36(2): 232-238.
- [13] 叶伟龙, 刘华平, 孙富春, 等. 结构化道路区域检测的协同学习方法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 792-799.
- [14] 杜吉祥, 汪增福. 基于径向基概率神经网络的植物叶片自动识别方法 [J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(2): 206-214.