

文章编号 1004-924X(2018)05-1267-08

## 基于改进 SIFT 特征提取的车标识别

耿庆田<sup>1,2</sup>, 赵浩宇<sup>3\*</sup>, 王宇婷<sup>2</sup>, 赵宏伟<sup>2</sup>

(1. 长春师范大学 计算机科学与技术学院, 吉林 长春 130032;

2. 吉林大学 计算机科学与技术学院, 吉林 长春 130012;

3. 吉林大学 学报编辑部, 吉林 长春 130012)

**摘要:**为减少 SIFT 车标识别算法中检测极值点的冗余以及各种图像变化因素的不利影响,提出了基于边缘约束和全局结构化的改进 SIFT 算法。利用图像不变矩理论及图像边缘检测算法只对目标图像的边缘区域检测,剔除与车标识别区域无关的极值点;同时将特征点邻域划分为圆形并计算出同心圆内像素点最大曲率来构建全局 SIFT 组合特征向量,使 SIFT 描述子具有全局描述特性;并结合 SVM 模型作为车标图像特征向量的分类器进行特征分类、识别。仿真实验结果表明:改进的 SIFT 算法可以减少冗余极值点约 25%~45%,提高了检测极值点的有效性;使车标平均识别率达到 97%以上,改善了识别实时性。改进 SIFT 的车标识别方法与几种常用的图像特征提取算子相比较具有识别率高、识别速度快的优点。

**关键词:**车标识别;尺度不变特征变换特征;边缘约束;极值点检测;支持向量机

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20182605.1267

## A vehicle logo recognition algorithm based on the improved SIFT feature

GENG Qing-tian<sup>1,2</sup>, ZHAO Hao-yu<sup>3\*</sup>, WANG Yu-ting<sup>2</sup>, ZHAO Hong-wei<sup>2</sup>

(1. Department of Computer Science and Technology,

Changchun Normal University, Changchun 130032, China;

2. Department of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China;

3. Editorial Department of Journal, Jilin University, Changchun 130012, China)

\* Corresponding author, E-mail: zhaohaoyu@jlu.edu.cn

**Abstract:** In order to reduce redundancy of detecting extreme point and various adverse effects of image change factors during using SIFT vehicle logo recognition algorithms. An improved SIFT algorithm based on edge constraint and global structure was proposed, it took advantages of the image moment invariant theory and the image edge detection algorithm to only detect edge regions of target image, eliminating extreme points that have nothing to do with vehicle logo recognition regions, and it divided each feature point neighborhood into circular regions and calculated the maximum curvature of pixel in each group of concentric circles that obtained by the division to construct the global SIFT

收稿日期:2017-12-27;修订日期:2018-01-24.

基金项目:吉林省省级产业创新专项资金资助项目(No. 2016C078);吉林省产业技术研究和开发专项资助项目(No. 2017C031-2);吉林省教育厅“十三五”科学技术研究资助项目(No. 2018269)

combination feature vectors, which made the SIFT descriptors had a global describing nature. It also combined the SVM model such that a feature vector classifier of vehicle logo image was created to classify features and recognize vehicle logos. The simulation experiment data indicates that the improved SIFT vehicle logo recognition algorithm may reduce redundant extreme points by about 25 to 45 percent, which enhances the effectiveness of detecting extreme points, and make the average recognition rate reach more than 97 percent, which improves the real-time trait of recognition. It can be seen that higher recognition rate and faster recognition speed can be obtained in comparison with several common image feature extraction operators.

**Key words:** vehicle logo recognition; SIFT feature; edge constraint; extreme point detection; Support Vector Machine(SVM)

## 1 引 言

随着汽车保有量的增加,车辆套牌违法行为呈多发态势。为了有效打击利用车辆套牌的犯罪行为,工作人员需要借助车辆其它特征来进行车辆甄别。除了车牌,车标也是车辆身份的主要特征之一,而且在通常情况下,车标不易更换故而容易被犯罪嫌疑人忽视。因此车标识别作为车辆身份辨识的关键技术引起了研究者的关注。

当前对于车标识别进行研究采取的主要方法有以下几种:基于边缘直方图的车标识别方法<sup>[1]</sup>,此方法对于边缘方向直方图特征不明显的图像误识率较高;基于像素点的特征提取车标识别方法<sup>[2]</sup>,此方法通过使用欧式距离分类器对像素的特征点进行分类来实现,对于车标图像二值化的过程中,容易丢失灰度数据,致使识别率下降;基于不变矩的车标识别方法<sup>[3]</sup>,该方法先计算出不变矩特征值,再用欧式距离做比对。此方法阶数较高计算量大且易受噪声影响;基于神经网络的车标识别方法<sup>[4]</sup>,该方法采用 PCA 降维后对特征进行提取,易受噪声干扰。上述方法都有一定的识别效果,但由于获取车标图像的环境背景对识别结果有很大影响,因此如何有效构造具有不变性车标特征描述子至关重要。

本文在对 SIFT(Scale-invariant Feature Transform)算法进行深入研究的基础上,提出基于边缘约束和全局结构化的改进 SIFT 特征提取算法,并结合 SVM(Support Vector Machine)作为分类器对提取的车标特征向量进行分类、学习识别。该算法减少了极值点检测的冗余量,提高了特征向量提取效率,有效地缩短了识别算法的时间。仿真实验结

果表明该车标识别方法识别速度快,识别率较高,具有一定的实用价值。

## 2 传统 SIFT 算法车标特征提取

### 2.1 传统 SIFT 算法

由 David G. Lowe 提出的尺度不变特征变换算法(SIFT)<sup>[5]</sup>是一种局部的匹配算法,是在高斯模糊函数建立的不同尺度空间上查找关键点。该算法对图像属性变化包括旋转、平移、大小、亮度具有不变性,采用 DoG (Difference of Guassians)<sup>[6]</sup>算法对图像局部特征进行提取来完成相应任务。

### 2.2 车标图像 SIFT 特征提取

采用传统 SIFT 算法对车标特征提取过程分为以下几个步骤来实现。

#### 2.2.1 构建尺度空间

尺度空间理论是偏微分方程在图像信息处理模型中的一种应用,尺度空间的建立就是连续变化尺度参数的调整过程,首先要定义尺度空间内核<sup>[7]</sup>:

$$f_{\text{out}} = K * f_{\text{in}}, \quad (1)$$

式中 \* 代表是卷积运算,如果  $f_{\text{out}}$  的值小于等于被采样图像的最大值,则 K 被定义为尺度空间内核。Lindeberg 等人已证明高斯卷积核是实现尺度变换的唯一线性变换核<sup>[8]</sup>,即:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}, \quad (2)$$

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y), \quad (3)$$

式中:  $I(x, y)$  是输入的二维图像,  $L(x, y, \sigma)$  是二维图像与线性核卷积输出的尺度空间,  $\sigma$  为尺度参数也是建立尺度空间的关键。为方便下一步对极值点的检测,本文对尺度参数模型进行优化,利

用优化参数的高斯差分核与图像  $I(x, y)$  卷积得到了高斯差分尺度空间:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma). \quad (4)$$

### 2.2.2 极值点检测

在不同尺度空间,关键点是由 DoG 空间的局部极值点组成,因此需要确定极值点的检查范围。为选取 DoG 函数的极值点,每一个像素点要和它所有的相邻点比较,比较结束后,记录那些满足灰度值在当前范围最大或最小像素点。

### 2.2.3 定位极值点

上述方法得到的是离散空间的极值点,并不一定是真实连续空间的极值点。为了实现极值点的精确定位,提高关键点的稳定性,要通过三维二次函数对尺度空间 DoG 函数进行曲线拟合来完成。

与高斯函数相对应的 Taylor 展开式(拟合函数)<sup>[9]</sup>如式(5):

$$D(\mathbf{x}) = D + \frac{\partial D^T}{\partial \mathbf{x}} \mathbf{x} + \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2} \mathbf{x}. \quad (5)$$

对于备选点  $D$  和  $D'$ ,  $D' = 0$ , 计算  $\mathbf{x}$  如式(6):

$$\mathbf{x} = - \left[ \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2} \right]^{-1} \frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}}. \quad (6)$$

计算与  $\mathbf{x}$  所对应的  $D(\mathbf{x})$ , 同时进行阈值设定如式(7):

$$D(\mathbf{x}) = D + \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial D^T}{\partial \mathbf{x}} \mathbf{x}. \quad (7)$$

$$m(\mathbf{x}, y) = \sqrt{(L((\mathbf{x}+1), y) - L((\mathbf{x}-1), y))^2 + (L(\mathbf{x}, (y+1)) - L(\mathbf{x}, (y-1)))^2}, \quad (12)$$

$$\theta(\mathbf{x}, y) = \arctan \left[ \frac{L(\mathbf{x}, (y+1)) - L(\mathbf{x}, (y-1))}{L((\mathbf{x}+1), y) - L((\mathbf{x}-1), y)} \right], \quad (13)$$

式中  $L(x, y)$  是关键点  $(x, y)$  的尺度函数。

产生梯度直方图: 在  $0^\circ$  到  $360^\circ$  的取值范围内将其以  $10^\circ$  为单位平均对应给 36 个特征向量。关键点的主方向由该方向上的较高特征值所决定, 如图 1 所示。

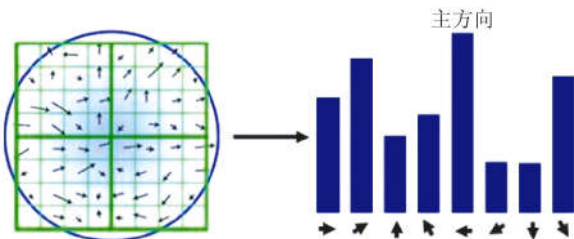


图 1 车标图像关键点梯度直方图

Fig. 1 Key point of logo image gradient histogram

接下来,需要剔除不稳定的边缘响应点,从而达到降噪的目的。获取特征点处的 Hessian 矩阵<sup>[10]</sup>, 主曲率通过一个  $2 \times 2$  的 Hessian 矩阵  $\mathbf{H}$  求出:

$$(1) \text{ 求解 } 2 \times 2 \text{ 维 Hessian 矩阵 } \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \text{ 的}$$

迹和行列式:

$$\text{Tr}(\mathbf{H}) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta, \quad (8)$$

$$\text{Det}(\mathbf{H}) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta. \quad (9)$$

(2) 筛选边缘响应点:

设  $\gamma$  为两个特征值之比,  $\alpha = r\beta$ , 有:

$$\frac{\text{Tr}(\mathbf{H})^2}{\text{Det}(\mathbf{H})} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(r\beta + \beta)^2}{r\beta^2} = \frac{(r+1)^2}{r}. \quad (10)$$

通过式(11)进行阈值判断:

$$\frac{\text{Tr}(\mathbf{H})^2}{\text{Det}(\mathbf{H})} < \frac{(R+1)^2}{R}. \quad (11)$$

可通过调整式(11)中  $R$  值的大小,以保留有意义的关键点,剔除不稳定的响应点。

### 2.2.4 计算关键点的特征方向

为了保持关键点描述符旋转不变性,则需要给每一个关键点分配一个基准方向。本文采用两步法自动调整 SIFT 算子中对比度的权重,提高选取关键点的均衡性。

梯度的模值和方向如下:

### 2.2.5 特征向量的生成

将正在操作的特征点邻域所在尺度空间中的每个窗口等分成 16 个小窗口,每个小窗口内包含 8 个方向信息,则得到特征向量的维数为  $16 \times 8 = 128$ , 记为 SIFT128, 如图 2 所示。

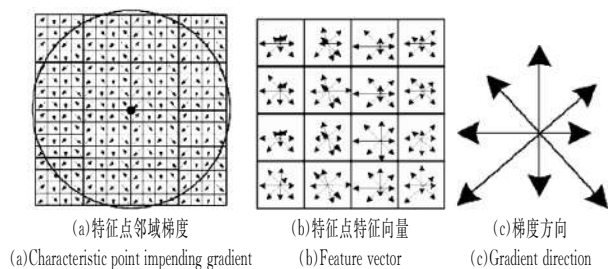


图 2 SIFT 特征描述子构造示意图

Fig. 2 Organigram SIFT feature descriptor

最后,为避免噪声对待匹配图像精准度的影响,需要对其进行归一化处理。

$$\bar{D} = \frac{D}{\sqrt{\sum_{i=1}^{88} d_i^2}} = (\bar{d}_1, \bar{d}_2, \dots, \bar{d}_{88}). \quad (14)$$

经过以上过程,最终获得车标图像的 SIFT 特征向量,如图 3 所示。

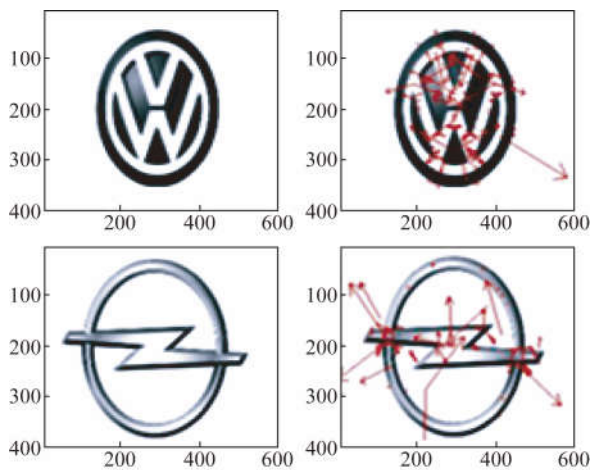


图 3 车标图像 SIFT 特征提取结果

Fig. 3 SIFT features of vehicle image extraction results

### 3 改进 SIFT 车标特征提取及识别

#### 3.1 基于边缘约束的改进 SIFT 极值点检测算法

由于传统 SIFT 算法计算量较大,检测到的冗余极值点较多,不利于特征点提取,本文利用图像不变矩理论及图像边缘检测算法<sup>[11]</sup>对其极值点检测过程进行改进,提出基于边缘约束的 SIFT 极值点检测算法。

根据热方程 (Heat Equation) 和拉普拉斯算子 (Laplace Operator)<sup>[12]</sup>,可以得到高斯函数  $G$  与边缘检测算子  $\sigma^2 \nabla^2 G$ <sup>[2]</sup> 关系式如式(15):

$$\sigma \nabla^2 G = \frac{\partial G}{\partial \sigma}, \quad (15)$$

式中的一阶偏导可以用尺度  $k\sigma$  与  $\sigma$  的高斯函数近似表示为式(16):

$$\sigma \nabla^2 G = \frac{\partial G}{\partial \sigma} \approx \frac{G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)}{k\sigma - \sigma}. \quad (16)$$

变换即得式(17):

$$(k-1)\sigma^2 \nabla^2 G \approx G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma). \quad (17)$$

式(17)表明,高斯差分函数可以近似用高斯拉普拉斯函数表示。即高斯差分金字塔中图像极值点可以由变换后的高斯拉普拉斯算子边缘检测后得到的极值点近似表示。

因此,本文提出的基于边缘约束的 SIFT 极值点检测算法可只对边缘部分进行,具体算法如下:

(1)用高斯拉普拉斯图像表示原图像产生的 DoG 第一层图像,通过对该图进行 Otsu 的自适应阈值划分得到二值图像区域即为边缘区域。

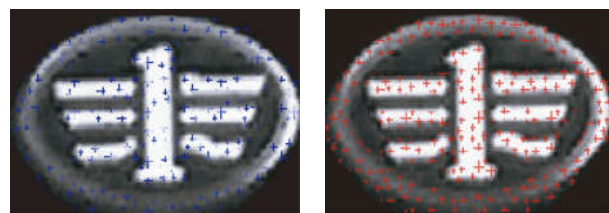
(2)为得到足够车标检测极值点,对边缘区域的相邻区域进行形态学二值膨胀操作,将其归入查找关键点的区域,可通过(18)式表示:

$$M = DL(Otsu(D(x, y, l_1 \sigma))), \quad (18)$$

其中:  $D(x, y, l_1 \sigma)$  表示 DoG 图像中的底层图像,  $Otsu(D(\cdot))$  表示基于 Otsu 自适应分割操作,  $D(\cdot)$  表示形态学二值膨胀操作。

(3)将式(18)作为 SIFT 极值检测区域的限制条件表达式,当二值图中值为“1”的区域进行 SIFT 极值检测。

由于车标图像边缘结构较明显,基于边缘约束的 SIFT 极值点检测算法只对目标图像的边缘区域检测,车标图像极值点的检测结果如图 4 所示。



(a) 本文算法极值点检测 (a) Our algorithm  
(b) SIFT 算法极值点检测 (b) SIFT

图 4 极值点检测对比图

Fig. 4 Extreme point detection contrast diagram

仿真实验结果表明,采用本文提出的极值点检测算法可以减少冗余特征点约 25%~45%,提高了极值点的有效性,有利于改善特征点提取的实时性。为车标的进一步识别打下良好的基础。

#### 3.2 基于全局结构化的改进 SIFT 特征描述子算法

在车标图像识别过程中,为了减少使用 SIFT 描述子进行图像匹配时由于各种图像变化因素及

视角和遮挡等情况的不利影响,本文提出基于全局结构化的改进 SIFT 特征描述子算法。该算法针对特征点邻域做改进,使 SIFT 描述子具有全局描述特性。通过实验对比,该算法综合了局部和全局结构信息,鲁棒性优于传统 SIFT 算法。具体操作过程如下:

### 3.2.1 将特征点邻域划分为圆形

全局结构化 SIFT 算法以任意特征点为圆心,以图像对角线长度为直径,把特征点邻域划分为 5 个单位的同心圆,圆内的每个格子代表一个像素点。

### 3.2.2 计算特征点主方向

根据特征点梯度方向分布性质算出特征点  $F(x, y)$  梯度方向相关参数,计算公式如式(19)、式(20):

$$f(x, y) = \{ [L((x+1), y) - L((x-1), y)]^2 + [L(x, (y+1)) - L(x, (y-1))]^2 \}^{1/2}, \quad (19)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \{ [L((x+1), y) - L((x-1), y)] / [L(x, (y+1)) - L(x, (y-1))] \}, \quad (20)$$

其中:  $f(x, y)$  表示  $F$  的梯度值,  $\theta(x, y)$  表示  $F$  的方向。在以  $F$  点为中心的邻域窗口内采样,用直方图统计该领域的梯度方向,其中值最大的梯度方向表示为特征点  $F$  的主方向。如图 5 所示:

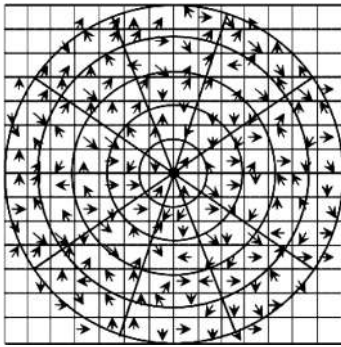


图 5 划分圆形邻域计算特征点主方向

Fig. 5 Calculating the main direction of the feature point by dividing the circular neighborhood

### 3.2.3 计算同心圆内像素点最大曲率

同心圆内像素点的曲率使用 Hessian 矩阵表示。设圆内某像素点为  $P(x_i, y_i)$ ,  $\alpha(x_i, y_i)$  是黑森矩阵较大特征值,则  $P$  的曲率计算公式如式(21):

$$C(x_i, y_i) = |\alpha(x_i, y_i)|, \quad (21)$$

用  $\sigma$  表示特征空间尺度因子,  $F(x, y)$  表示特征

点。对  $P$  点最大曲率进行反向的高斯函数加权计算,则权值函数如式(22):

$$\omega(x_i, y_i) = 1 - e^{-((x_i - x)^2 + (y_i - y)^2) / 2\sigma^2}. \quad (22)$$

由式(21)、(22)可实现 SIFT 描述子由局部到全局区域信息的描述。

### 3.2.4 构建全局 SIFT 组合特征向量

设特征点为  $F(x, y)$ , 像素点为  $P(x_i, y_i)$ ,  $d$  表示曲率径向距离大小,  $\varphi$  表示曲率角度,  $\theta$  表示特征点  $F(x, y)$  主方向,则有式(23)、(24)成立:

$$d = \max \left[ 1, \log \left[ \frac{\|x_i - x\|}{R} \right] + 6 \right], \quad (23)$$

$$\varphi = \frac{6}{\pi} \left[ \arctan \left[ \frac{y_i - y}{x_i - x} \right] - \theta \right]. \quad (24)$$

由图 5 可知, SIFT 特征描述子涵盖全局特征向量的维数为  $5 \times 10 = 50$  维。依次计算出由内向外圆环分割区域元素向量加权最大曲率的累计值。

设像素点为  $P(x_i, y_i)$  的曲率为  $C(x_i, y_i)$ , 则:

$$\mathbf{G}(\varphi, d) = \sum_{(x_i, y_i) \in N(\varphi, d)} C(x_i, y_i). \quad (25)$$

设  $\omega$  为相对权重因子,  $\mathbf{G}_i$  为  $1 \times 10$  维全局特征向量,  $\mathbf{G} = (G_1, G_2, \dots, G_5)$ ,  $L$  为  $1 \times 128$  维 SIFT 局部特征向量,  $\mathbf{F}$  为  $1 \times (128 + 50)$  维特征描述子,则定义  $\mathbf{F}$  为式(26):

$$\mathbf{F} = [\omega L, (1 - \omega) \mathbf{G}]. \quad (26)$$

### 3.2.5 对特征向量进行排序

设  $G_1, G_2, \dots, G_5$  分别表示由内向外 1 到 5 圆环的全局纹理向量,设  $L$  为  $1 \times 128$  维 SIFT 局部特征向量,则关键特征点的特征向量为:

$$\mathbf{F} = [\omega L, (1 - \omega) (G_1, G_2, \dots, G_5)], \quad (27)$$

其中:

$$G_i = (g_{i,1}, g_{i,2}, \dots, g_{i,10}), i \in [1, 5]. \quad (28)$$

依次将  $G_i$  中的值由大到小进行查找排序,并标记最大值位置。如果  $g_{1,1}$  非最大值,则将  $g_1 - g_5$  同步循环左移,直到查找到  $G_1$  中第 1 个最大值。例如,  $G_1$  中的最大值是  $g_{1,4}$ , 则 5 个圆移动后  $G_1 = (g_{1,4}, g_{1,5}, \dots, g_{1,10}, g_{1,1}, \dots, g_{1,3})$ 。这样就使 5 个圆环旋转一样的角度,由此保证获取改进的 SIFT 特征描述子具有完全旋转不变性。

## 3.3 全局结构化 SIFT 特征描述子匹配

使用欧式距离来度量样本图像和待识别车标图像的相似度,改进后的特征描述子由二部分组成,首先分别计算出局部和全局特征向量的欧式

距离:

$$d_L = |L_i - L_j| = \sqrt{\sum_k (L_{i,k} - L_{j,k})^2}, \quad (29)$$

$$d_G = |G_i - G_j| = \sqrt{\sum_k (G_{i,k} - G_{j,k})^2}. \quad (30)$$

最终距离:

$$d = e d_L + (1 - e) d_G, \quad (31)$$

其中:  $L_{i,k}$ 、 $L_{j,k}$  分别表示局部结构特征第  $i$ 、 $j$  点的  $k$  维特征向量;  $i, j \in [1, 5]$ ,  $k \in [1, 128]$ ;  $G_{i,k}$ 、 $G_{j,k}$  分别表示全局结构特征第  $i$ 、 $j$  点的  $k$  维特征向量;  $e$  表示全局结构特征信息所占的比例。

### 3.4 SVM 对车标特征值分类及识别

支持向量机 SVM (Support Vector Machine, SVM)<sup>[13]</sup> 是一种机器学习算法。该算法在样本量不多的情况下,也能实现较好的分类效果。由于车标图像信息量不大, SVM 更适用于车标图像检测过程中的特征值分类, 本文选用 SVM 作为分类器来对车标图像的特征进行分类学习识别。

## 4 实验结果对比与分析

### 4.1 与传统 SIFT 算法的车标识别率对比

本文选取了 10 种常见车标, 共 360 张车标图像建立的车标图像库 (正常、光线弱、有视角三种情况), 对于车标识别过程选择传统 SIFT 算法和本文算法进行特征提取和特征比对, 最后采用 SVM 进行分类、训练与识别。

为验证两种算法提取特征点匹配的实际效果, 本文分别对上述 3 种情况的车标图像进行识别, 实验对比如图 6~图 8 所示:

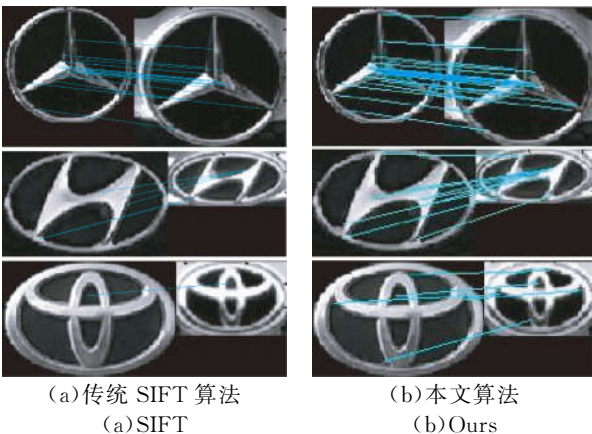


图 6 正常情况下两种算法对比

Fig. 6 Comparison of two algorithms under normal conditions

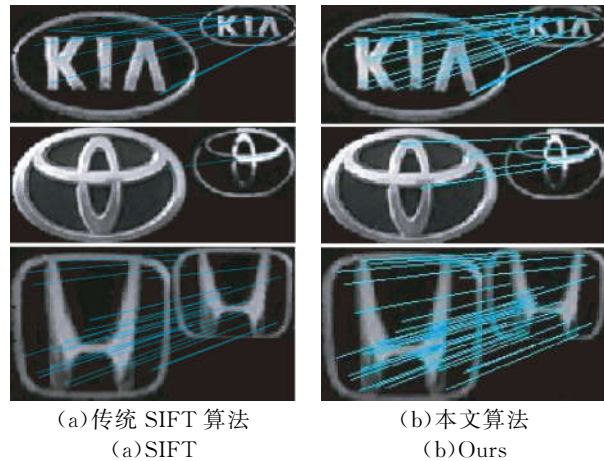


图 7 光线弱情况下两种算法对比  
Fig. 7 Comparison of two algorithms in weak light

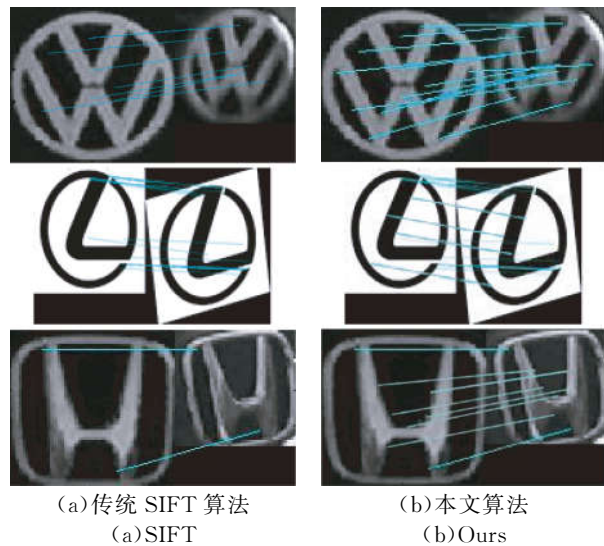


图 8 有视角情况下两种算法对比  
Fig. 8 Comparison of two algorithms with angle of view

从实验效果对比图可以看出, 本文算法明显优于传统 SIFT 算法对车标图像特征提取及配比。详细的识别结果数据如表 1 所示:

表 1 传统 SIFT 算法车标识别结果

Tab. 1 Traditional SIFT algorithm of vehicle logo recognition results

车辆品牌	图像数量	识别正确数量	识别错误数量	识别准确率/%
奔驰	52	48	4	92.31
现代	38	35	3	92.11
丰田	47	42	5	89.36
起亚	46	43	3	93.48
大众	48	45	3	93.75
雷克萨斯	32	26	6	81.25
红旗	26	23	3	88.46
比亚迪	28	25	3	89.29
马自达	43	38	5	88.37
总计	360	325	35	90.28

表 2 本文算法车标识别结果

Tab. 2 Improvement of vehicle logo recognition results of SIFT algorithm

车辆品牌	图像数量	识别正确数量	识别错误数量	识别准确率/%
奔驰	52	50	2	96.15
现代	38	37	1	97.37
丰田	47	46	1	97.87
起亚	46	45	1	97.83
大众	48	47	1	97.92
雷克萨斯	32	30	2	93.75
红旗	26	26	0	100.00
比亚迪	28	28	0	100.00
马自达	43	41	2	95.35
总计	360	350	10	97.22

#### 4.2 与传统 SIFT 算法车标识别实时性对比

对于两种方法的识别时间优劣对比,本文在分辨率大小不同的样本中每次任意选取 300 幅图片用于测试,实验对比结果如表 3 所示。从车标识别耗时来看,在图片不同的分辨率条件下,本文提出的方法所用的时间最短,车标图片分辨率的值越高,识别时间的差距就越大。主要是因为和传统 SIFT 算法相比较,本文算法获得的极值点的数量减少,因此在算法的耗时上也较少,有效的缩短了识别算法的时间,提高了算法的识别效率。

表 3 不同分辨率车标图像识别时间对比

Tab. 3 Comparison of different resolution logo image recognition time

图像分辨率大小	耗时/s		
	传统 SIFT 算法	改进的 SIFT 算法	时差
1 600×900	4.76	3.52	1.24
1 024×768	3.96	2.87	1.09
640×480	2.85	1.96	0.89
256×192	1.62	1.06	0.56

#### 4.3 与常用的图像特征提取算子识别率对比

为验证本算法的可行性,满足广泛的实际匹配标识,本文选用几何图像复杂的车标进行实验

#### 参考文献:

[1] 杨飏,周阳. 基于 HOG 和 ASIFT 特征的车标二次识别[J]. 计算机仿真, 2015,32(9):194-198.  
YANG B, ZHOU Y. Vehicle-logo twice recognition method based on HOG and ASIFT feature [J]. Com-

puter Simulation, 2015, 32(9):194-198. (in Chinese)

测试,选用了 Rolls-Royce、Maserati、Koenigsegg、Saab、AstonMartin、Jaguar 等 6 种相对复杂的车标图像 85 张,同时采用 DoG、SURF、GOBOR、LBP 等常用算子进行测试,对别结果如图 9 所示。

可以看到本文算法特征提取的车标平均识别率达到了 97%,而且高于其他算子的特征提取方式,因此改进 SIFT 算法更适合复杂结构车标的识别,且识别效果是较好的,能够满足实际应用的需要。

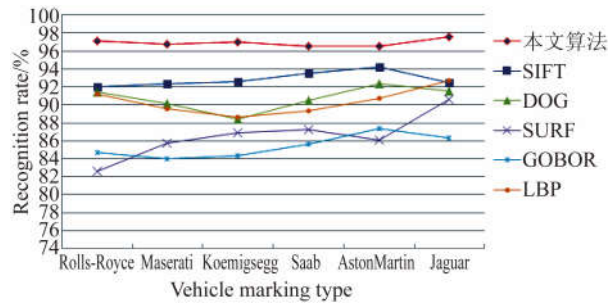


图 9 复杂车标的不同特征向量提取

Fig. 9 Different feature vector extraction of complex logo

## 5 结 论

车标作为车辆主要特征,对车别的识别可以作为车辆识别与检测主要技术之一。本文根据目前主流的车标图像进行搜集自建车标图像数据库,对车辆车标的特征进行提取,在对传统 SIFT 特征提取过程中的极值点检测和特征描述子生成两个步骤进行改进,分别提出了基于边缘约束的改进 SIFT 极值点检测算法和基于全局结构化的改进 SIFT 特征描述子生成算法,并结合支持向量机 SVM 模型作为车标图像特征向量的分类器进行分类、识别。仿真实验结果表明改进的 SIFT 算法对车标特征的提取获得了良好的效果,在对车标进行识别时,平均识别率均达到 97%,优于传统 SIFT 算法及常用的图像特征提取算子对车标的识别;并且改进的 SIFT 算法车标识别消耗的时间明显低于传统 SIFT 算法,能够满足实际应用的需要。

[2] GOU C, WANG K, YAO Y, et al. Vehicle license plate recognition based on extremal regions and restricted boltzmann machines [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 17(4):1-12.

- [3] WANG S K, LIU L, XU X, *et al.*. Vehicle logo recognition based on local feature descriptor [J]. *Applied Mechanics & Materials*, 2013, 263-266: 2418-2421.
- [4] ZHANG Z, WANG C. The research of vehicle plate recognition technical based on BP neural network [J]. *Aasri Procedia*, 2012, 1(4):74-81.
- [5] 屈玉福, 刘子悦, 江云秋, 等. 自适应尺度特征点提取方法[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(1):188-197. QU Y F, LIU Z Y, JIANG Y Q, *et al.*. Self-adaptive variable-metric feature point extraction method [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(1): 188-197. (in Chinese)
- [6] 李玉峰, 李广泽, 谷绍湖, 等. 基于区域分块与尺度不变特征变换的图像拼接算法 [J]. *光学精密工程*, 2016, 24(5): 1197-1205. LI Y F, LI G Z, GU SH H, *et al.*. Image mosaic algorithm based on area blocking and SIFT[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(5): 1197-1205. (in Chinese)
- [7] PSYLLOS A P, KAYAFAS E. Vehicle logo recognition using a SIFT-based enhanced matching scheme [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2010, 11(2):322-328.
- [8] 刘志文, 刘定生, 刘鹏. 应用尺度不变特征变换的多源遥感影像特征点匹配[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(8):2146-2153. LIU ZH W, LIU D SH, LIU P. SIFT feature matching algorithm of multi-source remote image[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(8):2146-2153. (in Chinese)
- [9] 曾峦, 王元钦, 谭久彬. 改进的 SIFT 特征提取和匹配算法 [J]. *光学精密工程*, 2011, 19(6): 1391-1397. ZENG L, WANG Y Q, TAN J B. Improved algorithm for SIFT feature extraction and matching [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(6): 1391-1397. (in Chinese)
- [10] 许佳佳. 结合 Harris 与 SIFT 算子的图像快速配准算法[J]. *中国光学*, 2015, 8(4):574-581. XU J J. Fast image registration method based on-Harris and SIFT algorithm [J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(4):574-581. (in Chinese)
- [11] 田浩南, 张叶. 基于边缘及特征点匹配的立体图像质量评价[J]. *液晶与显示*, 2015, 30(4):666-672. TIAN H N, ZHANG Y. Quality evaluation of stereo image based on edge and characteristic point matching [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2015, 30(4): 666-672. (in Chinese)
- [12] 陈莹, 朱明, 刘剑, 等. 高斯混合模型自适应微光图像增强[J]. *液晶与显示*, 2015, 30(2):300-309. CHEN Y, ZHU M, LIU J, *et al.*. Automatic low light level image enhancement using Gaussian mixture modeling [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2015, 30(2): 300-309. (in Chinese)
- [13] 代琨, 于宏毅, 仇文博, 等. 基于 SVM 的网络数据无监督特征选择算法[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2015, 45(2):576-582. DAI K, YU H Y, QIU W B, *et al.*. Unsupervised feature selection algorithm based on support vector machine for network data [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2015, 45(2): 576-582. (in Chinese)
- [14] 张迪飞, 张金锁, 姚克明, 等. 基于 SVM 分类的红外舰船目标识别[J]. *红外与激光工程*, 2016, 45(1):167-172. ZHANG D F, ZHANG J S, YAO K M, *et al.*. Infrared ship-target recognition based on SVM classification [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(1):167-172. (in Chinese)

## 作者简介:



耿庆田(1972—),男,江苏邳州人,副教授,2005年于吉林大学获得硕士学位,主要从事计算机网络与智能信息系统方面的研究。E-mail: qtgeng@163.com

## 导师简介:



赵宏伟(1962—)男,辽宁沈阳人,教授,博士生导师,主要研究方向为智能信息系统与嵌入式技术。E-mail: zhaohw@jlu.edu.cn

## 通讯作者:



赵浩宇(1991—),男,吉林长春人,2016年于吉林大学获得硕士学位,主要从事数字出版与智能信息系统方面的研究。E-mail: zhaohaoyu@jlu.edu.cn