

# 基于高稳定 SURF 特征的交通标志识别\*

胡锦涛, 李实英, 李仁发

(湖南大学 嵌入式系统与网络实验室, 长沙 410082)

**摘要:** 针对光照变化和部分遮挡这两种情形, 提出一种基于多帧视频图像的高稳定特征的交通标志识别方法。利用有交通标志的多帧视频图像的 SURF 特征建立 bag of SURFs 特征向量集, 与标准交通标志图像的模板特征向量集匹配, 采用权值计分策略的最高得分确定交通标志的识别结果。对三种情形下的公开视频图像集进行了实验并与最新方法进行对比分析, 结果表明新方法的交通标志识别效果具有明显的优越性, 是在光照变化和部分遮挡情形下一种有效的交通标志识别方法。

**关键词:** 交通标志; 目标识别; SURF 特征; 稳定性; 权值计分策略

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2012)08-3179-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.08.101

## Traffic sign recognition based on stable SURFs

HU Jin-cheng, LI Shi-ying, LI Ren-fa

(Embedded Systems & Networking Laboratory, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract:** This paper proposed a new method to recognize traffic signs based on SURFs with high stability. A set of SURFs, which was called bag of SURFs, was constructed using SURFs from multiple video frames that contain a traffic sign, and then matched with a set of SURFs from a standard traffic sign image. The recognition result was determined by the highest score of a weighted scoring scheme. Carried out a experiments based on a public dataset under three given conditions, and also performed comparative analysis with two recent methods. The results demonstrate that the method is an efficient traffic sign recognition method and yields a significant superiority under variable lighting or partial condition.

**Key words:** traffic signs; object recognition; SURF; stability; weighted scoring scheme

## 0 引言

在交通环境中, 交通标志是实施交通管理, 为行人和驾驶员等提供交通行为规范以保证道路畅通与行车安全的重要设施。交通标志的自动检测和识别是智能辅助驾驶系统和无人驾驶汽车进行交通环境认知的不可或缺的组成部分, 具有切实的研究意义和实用需求。

交通标志的检测与识别通常分为检测和识别两个部分。检测部分是确定图像中是否有交通标志, 并对交通标志出现的区域进行定位; 识别部分是确定图像中出现的交通标志的特定语义信息。交通标志通常被设计成特定的颜色和形状, 颜色主要包括红色、绿色、黄色、蓝色、白色和黑色; 形状主要有圆形、矩形、三角形和八边形等规则形状。然而, 在现实环境中检测和识别交通标志面临着诸多困难, 如获取视频图像时的光照变化、部分遮挡、运动模糊、尺度变化和成像过程的投影变换引起的图像中交通标志的颜色和形状变化, 以及交通标志自身的经老化褪色等。针对这些问题, 已有很多交通标志的检测识别算法。常见的方法可以大致分成以下三类: 模板匹配方法、基于学习机制的方法以及基于局部特征匹配的方法。

模板匹配方法是一类常用的交通标志识别方法。这类方

法通常是根据有交通标志的图像区域与模板图像之间匹配成功的特征点对来识别交通标志。模板匹配方法操作较简单, 但是识别结果受图像的旋转和部分遮挡等的影响较大<sup>[1,2]</sup>。基于学习机制的方法中常见的有 Adaboost 分类器<sup>[3,4]</sup>、人工神经网络<sup>[5,6]</sup>和支持向量机 (support vector machine)<sup>[7-9]</sup>等分类方法。这类方法的分类识别效果很好, 但需要在离线状态下收集大量的样本图像, 学习不同类别交通标志之间的差异性以获得最佳的分类效果。如果需要识别新的交通标志, 则必须收集相应的新样本图像重新进行学习, 因此, 前期处理过程工作量非常大。基于局部特征匹配的方法近年日益受到关注, 这类方法是提取图像中的 SIFT (scale-invariant feature transform) 或 SURF (speeded up robust features) 等特征向量集, 选取其中具有尺度和旋转不变性的有效特征与模板图像的 SIFT 或 SURF 特征向量集进行匹配来识别交通标志<sup>[10,11]</sup>。Ren 等人<sup>[12]</sup>利用单帧视频图像提取交通标志区域的 SIFT 特征向量, 根据得到的特征向量集和模板特征向量集之间的匹配对数确定识别结果。Hoferlin 等人<sup>[13]</sup>根据模板图像的 SIFT 特征首先定位待处理图像中的交通标志区域, 然后提取交通标志区域的 SIFT 或 SURF 特征作为多层神经网络的输入, 从而得到识别结果。Hamdoun 等人<sup>[14]</sup>提出的方法是将多帧视频图像中提取的 SURF 特征

**收稿日期:** 2011-11-15; **修回日期:** 2011-12-15      **基金项目:** 中央高校青年教师科技创新扶持项目; 留学回国人员科研启动基金资助项目 (20102242358); 回国留学人员科研经费资助项目; 国家“核高基”重大专项资助项目 (2009ZX01038-001-08)

**作者简介:** 胡锦涛 (1987-), 男, 湖南岳阳人, 硕士, 主要研究方向为计算机视觉; 李实英 (1970-), 女, 副教授, 博士, CCF 高级会员, 主要研究方向为计算机视觉和图形学 (lishiying66@gmail.com); 李仁发 (1956-), 男, 教授, 博导, 博士, CCF 高级会员, 主要研究方向为计算机系统结构、嵌入式计算。

加放到一起形成特征向量集,与模板图像的特征向量集匹配,采用特征匹配对数最多的模板图像作为识别结果。这种方法没有特别考虑多帧图像的特征向量集中不同特征向量对识别结果的影响。

### 1 本文方法

利用从多帧视频图像提取的 SURF 特征向量建立 bag of SURFs 特征向量集,强调其中的高稳定性 SURF 特征,采用权值计分策略得到与标准交通标志图像的模板特征向量集中得分最高的标准图像,将其作为识别结果。

#### 1.1 Bag of SURFs

对于检测到交通标志的视频图像,提取交通标志区域的 SURF 特征向量,建立 bag of SURFs,并将新输入图像中提取的 SURF 特征向量与前图像的 bag of SURFs 中所有特征向量进行匹配,根据匹配对的数目更新 bag of SURFs。

为了更好地描述 bag of SURFs 的建立过程,令  $M$  为建立 bag of SURFs 所需的有交通标志的视频帧数,bag of SURFs 特征向量集表示为  $V = \{v_1, v_2, v_3, \dots\}$ ,用  $F_t = \{f_{t1}, f_{t2}, f_{t3}, \dots\}$  表示从第  $t$  帧检测有交通标志的图像中提取的特征向量集,其中  $v_i$  和  $f_{ti}$  分别表示  $V$  和  $F_t$  中第  $i$  个特征向量。此外,  $C_i$  为  $v_i$  在  $M$  帧图像中的出现次数。首先,用  $F_1 = \{f_{11}, f_{12}, f_{13}, \dots\}$  初始化  $V, v_i (i = 1, 2, \dots)$  在  $M$  帧图像中的出现次数  $C_i (i = 1, 2, \dots)$  初始化为 1。然后,将第  $k (k = 2, 3, \dots, M)$  帧提取的 SURF 特征向量集  $F_k = \{f_{k1}, f_{k2}, f_{k3}, \dots\}$  中的第  $j (j = 1, 2, \dots)$  个特征向量  $f_{kj}$  和  $V$  中现有的所有特征向量进行特征匹配。若  $f_{kj}$  和  $V$  中第  $i$  个特征向量  $v_i$  匹配成功,则  $C_i$  递增 1;若  $V$  中没有任何一个特征向量与  $f_{kj}$  匹配成功,将  $f_{kj}$  作为新成员添加到  $V$  中,  $C_i$  的值为 1。如此得到特征向量集  $V$ 。

#### 1.2 特征向量的稳定性和权值计分策略

本文根据特征向量的稳定性区分 bag of SURFs 特征向量集  $V$  中不同特征向量对识别结果的影响。 $V$  中某一特征向量  $v_i$  的稳定性用它在  $M$  帧图像中的出现次数  $C_i$  来衡量。 $v_i$  在  $M$  帧图像中出现次数越多,稳定性越高;反之稳定性越低。基于这一点,可以采用一种权值计分策略来确定最佳匹配结果。

对于每一类交通标志,提取标准交通标志图像的 SURF 特征构成模板特征向量集  $O = \{O_1, O_2, \dots, O_L\}$ ,其中  $L$  表示标准交通标志图像的数目。 $V$  与  $O$  中的第  $L$  个模板特征向量集  $O_L$  进行匹配。匹配结果用得分表示,将得分最高的模板作为识别出的交通标志。

利用 1.1 节计算的  $M$  帧图像中同一特征向量的出现次数  $C_{pi}$ ,  $V$  与第  $L$  个模板特征向量集  $O_L$  进行匹配的得分定义为

$$\text{score}_L = \sum_{p=1}^q \text{weight}(C_{pi}) \times \text{similarity}(v_{pi}, o_{pj}) \quad (1)$$

其中: $q$  表示  $V$  与  $O_L$  之间的匹配对数; $v_{pi}$  和  $o_{pj}$  分别表示构成第  $p$  个匹配对的  $V$  中第  $i$  个特征向量和  $O_L$  中的第  $j$  个特征向量。 $v_{pi}$  和  $o_{pj}$  是 64 维的 SURF 特征向量,分别表示为  $v_{pi} = \{x_n\}$  和  $o_{pj} = \{y_n\}$ ,其中  $n = 1, 2, \dots, 64$ 。 $\text{similarity}(v_{pi}, o_{pj})$  表示  $v_{pi}$  与  $o_{pj}$  的相似度,其定义为

$$\text{similarity}(v_{pi}, o_{pj}) = \frac{1}{\sqrt{\sum_{n=1}^{64} (x_n - y_n)^2}} \quad (2)$$

$\text{weight}(C_{pi})$  定义为

$$\text{weight}(C_{pi}) = \exp(C_{pi}) \quad (3)$$

$\text{weight}(C_{pi})$  是与特征向量稳定性有关的权值函数。由式 (3) 可以看出,稳定性不同的特征向量被赋予不同的权值。特征向量越稳定,被赋予的权值越大,特征向量对匹配分数的贡献越大,反之亦然。因此,通过权值函数  $\text{weight}(C_{pi})$  可以区分稳定性不同的特征向量对匹配结果的影响,高稳定性特征向量的作用得到增强。

#### 1.3 实现步骤

本文方法的实现过程如图 1 所示。

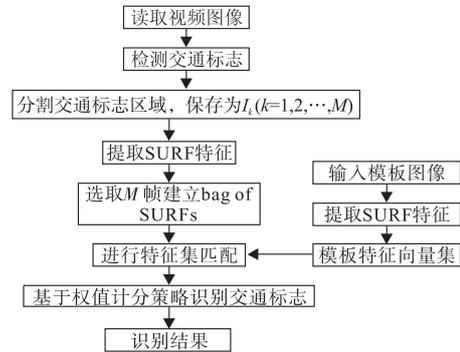


图1 算法流程

- a) 读取视频图像,检测图像中的交通标志。
- b) 分割图像中的交通标志区域并保存为  $I_k (k = 1, 2, 3, \dots, M)$ ,提取 SURF 特征向量。
- c) 如果检测有交通标志的帧数达到  $M$ ,将提取的 SURF 特征向量按 1.1 节的方法建立 bag of SURFs。
- d) 将 bag of SURFs 与预先得到的各个模板特征向量集进行匹配。
- e) 基于权值计分策略得到匹配分数最高的模板作为识别结果输出。

### 2 实验结果及分析

为了验证提出算法的有效性,利用一个开放的交通标志图像集 GTSRB<sup>[15]</sup> 进行了一组实验。选择光照正常且无部分遮挡、光照较暗且无部分遮挡以及有部分遮挡三种情形下的视频图像进行交通标志识别,分别与利用 Hamdoun 等人提出的方法<sup>[14]</sup> (以下简称 Hamdoun 方法)以及 Ren 等人提出的方法<sup>[12]</sup> (以下简称 Ren 方法)在同一实验平台下实现的结果进行对比。Ren 方法采用单帧图像,本文方法以及 Hamdoun 方法中参数  $M$  取值为 3 帧。

从 GTSRB 中选出以上三种情形的 683 帧图像分别构成三个测试集。其中,252 帧图像光照正常且无部分遮挡,247 帧图像光照较暗且无部分遮挡,184 帧图像有部分遮挡。图 2~4 是利用三种方法在三种不同情形下识别交通标志的实例。图中,上半部分表示的是图像中有交通标志的区域,下半部分表示的是识别出的相应模板图像,黑色的连线表示 SURF 特征向量集与模板特征向量集的匹配对。图 2(a)、图 3(a)和图 4(a)中水平方向的白色连线表示 3 帧视频图像中具有高稳定性的特征向量。从图中可以看出,这些高稳定性特征向量发挥了重要作用,得到了正确的识别结果,而相同情形下利用 Hamdoun 方法和 Ren 方法得到了错误的识别结果。

表 1~3 是利用三种方法针对三个测试集进行交通标志识别的结果。从表中可以看出,本文方法对于光照正常且无部分遮挡情形下的交通标志识别率为 88%,在光照较暗和有部分遮挡两种情形下的识别率比 Hamdoun 方法高 15% 以上;另外,

与利用单帧图像的 Ren 方法相比,识别效果有显著的提高。

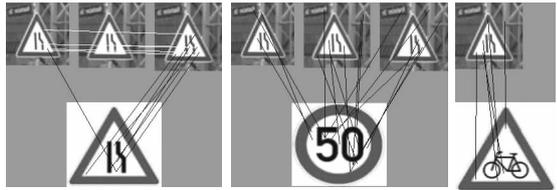


图2 三种方法在光照正常且无部分遮挡情形下的识别结果

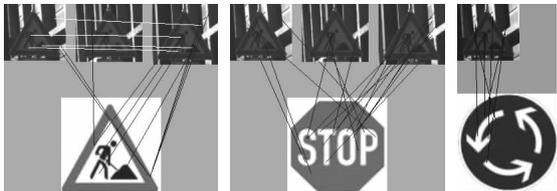


图3 三种方法在光照暗且无部分遮挡情形下的识别结果

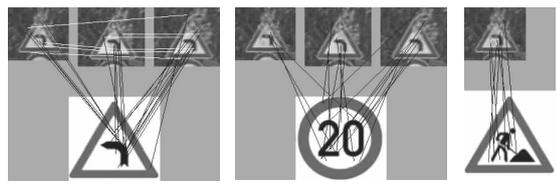


图4 三种方法在有部分遮挡情形下的识别结果

表 1 光照正常且无部分遮挡情形下三种方法的实验结果

方法	测试图像总数	正确识别数	错误识别数	识别率/%
本文方法	252	222	30	88.1
Hamdoun 方法	252	180	72	71.4
Ren 方法	252	174	78	69.4

表 2 光照较暗且无部分遮挡情形下三种方法的实验结果

方法	测试图像总数	正确识别数	错误识别数	识别率/%
本文方法	247	191	56	77.3
Hamdoun 方法	247	153	94	61.9
Ren 方法	247	143	104	57.9

表 3 有部分遮挡情形下三种方法的实验结果

方法	测试图像总数	正确识别数	错误识别数	识别率/%
本文方法	184	150	34	81.5
Hamdoun 方法	184	112	72	60.9
Ren 方法	184	107	77	58.1

从以上实验结果可以看出,在光照正常且无部分遮挡、光照较暗且无部分遮挡和有遮挡情形下,本文方法对于交通标志具有较好的识别效果。其原因主要是 Hamdoun 和 Ren 方法是将视频图像中提取的 SURF 特征向量直接构成特征向量集与模板特征向量集进行匹配,并单纯地根据匹配对数来决定识别结果。这样做在光照较暗或者部分遮挡等情形下,噪声或 SURF 特征向量提取精度不高等因素都可能引起错误匹配。而本文方法强调高稳定性特征向量的作用,提高了交通标志的识别效果。

### 3 结束语

提出一种基于多帧视频图像的 SURF 特征中高稳定性特征的交通标志识别方法。利用有交通标志的多帧视频图像 SURF 特征建立 bag of SURFs,强调其中高稳定性特征对识别结果的作用,与标准交通标志图像的模板特征向量集匹配,并采用权值计分策略确定识别结果。对光照正常且无部分遮挡、光照较暗且无部分遮挡以及有部分遮挡三种情形下的公开视频图像数据集进行实验,并与相同实验环境下利用 Hamdoun

和 Ren 方法得到的识别结果进行对比分析,验证了本文方法的有效性。显然,从视频图像中有效地分割交通标志区域对于交通标志的正确识别非常关键,这将是笔者下一步工作的重点。

### 参考文献:

- [1] PICCIOLI G, MICHELI E D. Robust road sign detection and recognition from image sequences [C]//Proc of IEEE International Conference on Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway: IEEE Press, 1994:278-283.
- [2] KHAN J F, BHUIYAN S, ADHAMI R. Image segmentation and shape analysis for road-sign detection [J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2011, 12(1):83-96.
- [3] BARO X, ESCALERA S, VITRI J, et al. Traffic sign recognition using evolutionary AdaBoost detection and forest-ECOC classification [J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2009, 10(1): 113-126.
- [4] RUTA A, LI Yong-min, LIU Xiao-hui, et al. Robust class similarity measure for traffic sign recognition [J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2010, 11(4):846-855.
- [5] FANG C Y, FUH C S, YEN P S, et al. An automatic road sign recognition system based on a computational model of human recognition processing [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 96(2):237-268.
- [6] ACH R, LUTH M, SCHINNER T, et al. Classification of traffic signs in real-time on a multi-core processor [C]//Proc of IEEE International Conference on Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2008: 313-318.
- [7] BASCON S M. Road-sign detection and recognition based on support vector machines [J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2007, 8(2):264-278.
- [8] NIENHUSER D, GUMPP T, ZOLLNER J, et al. Fast and reliable recognition of supplementary traffic signs [C]//Proc of IEEE International Conference on Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2010:896-901.
- [9] BASCON S M, RODRIGUEZ J A, ARROYO S L, et al. An optimization on pictogram identification for the road-sign recognition task using SVMs [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2010, 114(3):373-383.
- [10] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [11] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3):346-359.
- [12] REN Fen-xiang, HUANG Jin-sheng, JIANG Ru-yi, et al. General traffic sign recognition by feature matching [C]//Proc of the 24th International Conference Image and Vision Computing New Zealand. Piscataway: IEEE Press, 2009:409-414.
- [13] HOFERLIN B, ZIMMERMANN K. Towards reliable traffic sign recognition [C]//Proc of IEEE International Conference on Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2009:324-329.
- [14] HAMDOUN O, MOUTARDE F, STANCIULESCU B, et al. Interest points harvesting in video sequences for efficient person identification [C]//Proc of the 8th International Workshop on Visual Surveillance the 10th European Conference on Computer Vision. London: Springer-Verlag, 2008.
- [15] STALLKAMP J, SCHLIPSING M, SALMEN J, et al. The German traffic sign recognition benchmark: a multi-class classification competition [C]//Proc of International Joint Conference on Neural Networks. 2011:1453-1460.