

三角形交通标志的智能检测方法

朱双东¹⁾ 张 懿²⁾ 陆晓峰¹⁾

¹⁾(宁波大学信息科学与工程学院, 宁波 315211) ²⁾(Kristianstad University, Kristianstad Sweden 29188)

摘 要 基于交通标志都具有一定的颜色和形状,以红色倒三角形交通标志为例,介绍一种新的智能检测方法。该方法主要由以下 4 个环节构成。首先是颜色提取,将图像转换到 HSI 颜色模型的色调子空间,提取特定颜色——红色;其次是边缘检测,使用标准 LOG 模板在提取出来的红色区域上进行;这样,计算量将大为减少;然后是顶点判别,对边缘上的这些点,采用神经网络分类器进行分类,并分别对三角形的 3 种不同顶点作标记;最后是三角形的定位,通过一定的匹配准则提取出三角形。对不同场景下的 20 幅图像进行测试,检测正确率达到了 100%。实验结果表明,该方法具有鲁棒性好、速度快、检测准确率高等特点。

关键词 三角形交通标志 道路交通标志识别(TSR) 图像检测 神经网络 计算机视觉
中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2006)08-1127-05

Intelligent Approach for Triangle Traffic Sign Detection

ZHU Shuang-dong¹⁾, ZHANG Yi²⁾, LU Xiao-feng¹⁾

¹⁾(College of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211)

²⁾(Kristianstad University, Kristianstad Sweden 29188)

Abstract This paper presents an intelligent method for detection of traffic signs. Which uses a particular color and shape for the detection of traffic signs. Red color and down triangle shape traffic sign is taken as an example, explain this method. This method is mainly carried out in four steps. First, convert RGB color space to HIS color space, and extract pixels with red color. Then perform LOG mask operation on the pixels got from step 1, for the detection of edges. By using neural network, we determine the angle pixels, and at the same time, we also determine on which specific angle the pixel is. And finally we detect the traffic sign by using the information of shape. We used 20 different images from different scenes to test this method, and the percentage of correctness is 100%. The experimental results reveals the good robustness, high speed, accurate detection rate of the presented method.

Keywords triangle traffic sign, traffic sign recognition(TSR), image detection, neural network, computer vision

1 引 言

近 20 年来,随着社会经济的发展,现代化的国家道路网通过能力渐渐难以满足交通量快速增长的需要。交通阻塞与交通污染现象的日益严重、交通事故的增加越来越引起国际社会的普遍关注。于是,“智能交通系统(intelligent transportation system, 缩写为 ITS)”这一新的研究领域便应运而生,并迅速发展起来。“智能交通计量”在 ITS 研究领域中是一个非常重要的分支领域,其主要手段就是图像

检测。视觉信息是道路交通场景信息中最重要的一种信息,在车载视觉系统中,如何有效地识别交通标志是一个非常重要的研究课题,也是 ITS 研究领域至今尚未解决的难题之一^[1]。道路交通标志识别(traffic sign recognition, 英文缩写为 TSR)系统主要包含两个基本技术环节:首先是交通标志的检测与定位,其次是交通标志的判别。本研究讨论的是前者。

实际场景中的交通标志检测存在一些难点^[2]。首先是道路情况的复杂性,导致交通标志的背景相当复杂,交通标志甚至会因振动和运动而变得模糊、

收稿日期:2005-04-26; 改回日期:2005-09-27

第一作者简介:朱双东(1950 ~),男,教授,硕士。主要研究领域为智能信息处理、图像检测与图像处理等。E-mail: zhushuangdong@nbu.edu.cn.

或被其他物体(如树木、行人、车辆等)遮挡住一部分;其次是光照条件的复杂性,导致交通标志的颜色失真极为严重;第三是同一种交通标志的形状结构比例的不一致性和拍摄视角的不同,都会不可避免地导致交通标志出现不同程度的几何失真,有时甚至非常严重。基于以上各点,尝试采用智能方法来解决 TSR 问题应该是非常有价值的^[3]。实际上,从发展的观点来看,由于模式识别是人类的一项智能活动,因此,未来的机器识别技术中,智能技术必将逐渐占据主导地位。神经网络的突出优点就是具有相当强的非线性映射能力和容错能力,具有柔性的网络结构。这使得神经网络在模式匹配、模式分类、模式识别与模式分析等方面具有良好的应用价值。本研究介绍的是一种将神经网络方法与传统方法结合起来的智能检测方法。

2 智能检测方法

各国的交通标志都有国家标准,它们具有特殊的形状和颜色、特定的符号和特定的尺寸、比例,以便于人们识别。图版 I 图 1 是一幅实际拍摄的道路交通场景图,其中有 4 个交通标志,由左至右依次为 1 个红色倒三角形交通标志和 3 个具有红色边框的圆形交通标志。快速图像检测的一个关键技术环节就是确定感兴趣区域(region of interests,缩写为 ROI),以图版 I 图 1 所示的红色倒三角形交通标志为例,给出一种新的智能检测方法。该方法主要由以下 4 个基本环节构成。

(1)颜色提取 基于交通标志具有特定的颜色,首先将图像转换到色调子空间,提取特定的红色,初步确定 ROI 区域。

(2)边缘提取 采用标准 LOG 模板在提取出来的红色区域上进行,进一步缩小 ROI 区域。

(3)顶点判别 采用 BP 网络分类器对当前 ROI 区域上的所有点进行判别,以获取三角形的 3 个顶点,并分别对找到的 3 种顶点作不同的标记。这样,剩下的 ROI 点已经屈指可数了。

(4)三角形的定位 通过一定的匹配准则提取出三角形。

3 颜色提取

颜色提取是在 HSI(色调、饱和度和强度模型)

空间的 H(色调)子空间进行的。由于实际拍摄的图像通常都是 RGB 格式,所以首先需要实现从 RGB 空间到 HSI 空间的转换。首先归一化

$$r = \frac{R}{255} \quad g = \frac{G}{255} \quad b = \frac{B}{255}$$

然后进行转换^[4]:

$$I = \frac{r + g + b}{3}$$

$$H = 90 - \arctan\left(\frac{F}{\sqrt{3}}\right) \times \frac{180}{\pi} + \begin{cases} 0, & g > b; \\ 180, & g < b \end{cases}$$

其中

$$F = \frac{2r - g - b}{g - b}$$

$$S = 1 - \frac{\min(r, g, b)}{I}$$

颜色在 HSI 空间的分布如图 1 所示。由图 1 可知,可以根据需要提取任意颜色区域^[4]。本例需要提取的是红色区域,相应的 H 值可定义在 $[315^\circ, 360^\circ]$ 及 $[0^\circ, 23^\circ]$ 范围内。图版 I 图 1 是一个 320×240 像素的场景图,按照上述方法对图片 I 图 1 进行红色提取后的处理结果如图版 I 图 2 所示。除了上述 4 个交通标志之外,图版 I 图 2 中的其余深色区域也都是以红色为主色调的物体(尽管在彩色图片上可能看不清红色)。这就是初步确定的 ROI 区域。

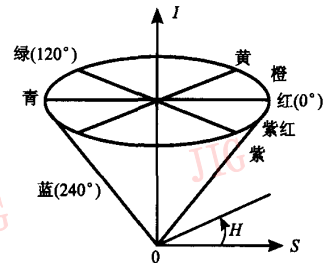


图 1 HSI 彩色模型示意图

Fig. 1 HSI color model

4 边缘提取

边缘提取的目的是进一步减少 ROI 中的像素数目,以便有效地减少后续处理的工作量。边缘提取是采用 LoG 算子(Laplacian of Gaussian,高斯拉普拉斯算子)在灰度图上进行的。LoG 算子先用高斯型函数对图像进行平滑处理,然后采用无方向的 Laplacian 算子提取零交叉点作边缘检测。LoG 算

子为

$$\nabla^2 h(r) = - \left(\frac{r^2 - \sigma^2}{\sigma^4} \right) e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

其中, $r^2 = x^2 + y^2$, x, y 分别为像素的横坐标和纵坐标值。采用的 5×5 模板如下^[4]:

0	0	-1	0	0
0	-1	-2	-1	0
-1	-2	16	-2	-1
0	-1	-2	-1	0
0	0	-1	0	0

当边缘检测的卷积计算针对整幅图像时,需要消耗很多时间。由于上述颜色提取环节已经进行了红色 ROI 区域的提取,一幅实际拍摄的图像剩下的点已经大为减少。因此,边缘提取可以只对这些红色 ROI 区域进行,故所需时间大为缩短。边缘提取后的效果如图版 I 图 3 所示。可见,剩下的点进一步大幅度减少,它们都具有交通标志的颜色,并且都在边缘上。这些点就是接下去要使用神经网络处理的 ROI 点,即有可能是顶点的那些点。

5 顶点判别

顶点判别是采用单层 BP 网络构成的智能分类器实现的,训练集和测试集的样本均为灰度图。输入层是一个由 7×7 矩阵构成的扫描窗,如图 2 所示。该扫描窗用于在测试集的场景图上扫描感兴趣点 ROI,以便确定三角形的 3 个顶点。它有 49 个输入单元,每个单元对应一个像素,其中心单元(图 5 中的黑色单元)即对应于 ROI 点。采用一个较大的扫描窗是为了保证判别的正确率。输出层为 3 个单元,分别表征三角形下部、左上部和右上部的 3 个顶点。训练集由 4 类样本组成:下顶点,输出为 1,0,

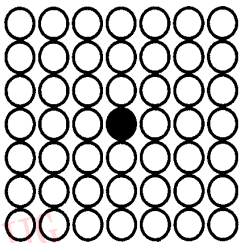


图 2 输入层

Fig. 2 Input layer

0;左上顶点,输出为 0,1,0;右上顶点,输出为 0,0,1;噪声点(这里指不是三角形任何一个顶点的那些像素点),输出为 0,0,0。隐含层的单元数可以根据实际情况调整,这里采用了 9 个隐含单元。

众所周知,采用神经网络方法时训练集样本的选取是至关重要的。首先需要选择足够的 3 个顶点的样本,每个样本当然也都是 7×7 矩阵,顶点位于中央。其次,还需要选取足够的噪声点的样本,这样可以大大增强神经网络的分辨能力。测试集就是一幅幅的实际交通场景图。检测之前先使用确定好的训练集训练神经网络。检测时使用得到的训练结果对测试集中的每一幅图像的每个 ROI 点进行扫描分类,以便正确地检测出三角形的 3 个顶点。最后对得到的 3 种顶点分别做不同的标记,以便有利于接下去的处理。至此,剩下的 ROI 点已经屈指可数了。

6 三角形的定位

虽然已经检测到了需要的 ROI 点,但是 BP 网络仍然有可能将某些噪声点误判为顶点。这一环节的处理就是去除误判点,并将由正确顶点构成的三角形提取出来。具体方法如图版 I 图 4 所示。

(1) 首先,按照顶点判别环节做的顶点标记确定一个下顶点(图版 I 图 4(a))。

(2) 其次,在从这个下顶点出发的一个类扇形区域内(图版 I 图 4(b)),按照顶点判别环节做的顶点标记搜寻左上顶点。若找到了一个左上顶点,则继续执行步骤 3;若未找到任何左上顶点,则说明当前的下顶点是一个噪声点,此时应删除该噪声点,然后转回步骤 1 继续搜寻其他下顶点。

确定下顶点 (x_0, y_0) 后,搜寻左上顶点 (x_1, y_1) 的类扇形区域扫描范围由下式确定:

$$(x_1 - x_0) \tan(120^\circ - \alpha) < (y_1 - y_0) < (x_1 - x_0) \cdot \tan(120^\circ + \alpha) \quad (2)$$

式中, α 为描述交通标志几何失真的偏移角,通常可在 $15^\circ \sim 20^\circ$ 范围内选择。

(3) 在从已确定的下顶点出发的一个类扇形区域和左上顶点出发的一个类扇形区域的重合区域内(图版 I 图 4(c)),按照顶点判别环节做的顶点标记搜寻一个右上顶点。若找到了一个右上顶点,则继续执行下一步的三角形顶点的判断;若未找到任何右上顶点,则说明当前的左上顶点是一个噪声点,此时应删除该噪声点,然后转回步骤 2 继续搜寻其他

左上顶点。

确定左上顶点 (x_1, y_1) 后, 搜寻右上顶点 (x_2, y_2) 的两个类扇形区域的重叠区域扫描范围:

$$\begin{cases} (x_2 - x_0) \tan(60^\circ - \alpha) < (y_2 - y_0) < \\ (x_2 - x_0) \cdot \tan(60^\circ + \alpha) & (3) \\ (y_2 - y_1) < |(x_2 - x_1) \cdot \tan(\alpha)| \end{cases}$$

(4) 判断找到的 3 个点是否为三角形的 3 个顶点, 若是则结束定位任务; 否则说明当前的右上顶点是一个噪声点, 此时应删除该噪声点, 然后转回步骤 3 继续搜寻其他右上顶点。

判断找到的 3 个点是否为三角形的 3 个顶点的基本原则是正三角形的 3 条边等长 (准确地说, 本例的倒三角形交通标志的标准图形是一个近似正三角形的等腰三角形)。不过, 实际拍摄到的交通标志图通常都会有不同程度的几何失真。因此, 本研究提出的三角形交通标志的匹配准则就是在 3 条边等长的基础上, 给出了一个边长比范围 $[1/lr \sim lr]$ 。判断时, 首先使 3 条边两两相除得到 3 个边长比值, 然后判断这 3 个比值是否都在该边长比范围内。根据正弦定理并考虑到通常 $\alpha \leq 20^\circ$, 则上述边长比 $[1/lr \sim lr]$ 的范围可由下式决定:

$$lr = k \times \frac{\sin(60^\circ + 2\alpha)}{\sin(60^\circ - 2\alpha)} \quad (4)$$

式中, k 为调整系数, 通常可在 $[0.6 \sim 1]$ 范围内选取。当 $k=1$ 时为极限情况, 即偏移角为 α 时的最大可能边长比, 亦即交通标志最大可能失真的情况。

本研究采用的各个参数分别为 $\alpha = 15^\circ$, $k = 0.8$ 。这样, $lr = 1.6$, 从而上述匹配准则中的边长比范围为 $[0.63 \sim 1.6]$ 。

通过以上几个步骤, 即可正确地确定三角形的 3 个顶点, 并准确地提取出三角形交通标志。而噪声点则会由于不符合上述各个步骤中的那些约束条件而被删除。这种定位方法不仅大幅度地减少了计算量 (只查找类扇形区域内的 ROI)、有效地去除了误判点, 而且允许目标存在一定程度的几何失真。

7 实验结果与分析

对同一场景下的实景图像序列进行检测。其中, BP 网络使用从该场景的 7 幅图像中选取的 50 个样本 (其中, 下顶点 8 个、左上顶点 9 个、右上顶点 9 个、噪声点 24 个) 作为 BP 网络的训练集进行训练, 然后采用上述智能方法对该场景下的 14 幅图像

(其中 7 幅曾用于训练集的选取) 依次进行颜色提取、边缘检测、顶点判别、三角形定位等环节的处理, 结果所有的三角形交通标志都能被正确检测到, 而且没有误判的情况。

对不同场景下的 20 幅实景图像进行检测, 图版 I 图 5 给出了其他 3 种场景下的实景标志示例。首先使用上面以 50 个样本为训练集的 BP 网络进行顶点判别, 结果只有 9 幅图像能被正确检测。这说明, 为了使该方法在不同场景下都能适用, 必须增加训练集的样本。因此, 随后增加训练集的样本重复上述实验。当训练集的样本增加到 100 个时 (其中, 下顶点 14 个、左上顶点 16 个、右上顶点 17 个、噪声点 53 个), 所有 20 幅图像中的三角形交通标志都可以被正确检测到, 而且没有误判的情况, 即检测正确率达到了 100%。

用该方法对同一幅图像中包含多个交通标志的情况进行检测。仿真实验结果表明, 图像中的几个三角形交通标志都能准确地检测到, 而且没有误判的情况。

由以上实验可以得到关于这种智能检测方法的如下基本结论。

(1) 通过采用神经网络检测三角形顶点来提取三角形交通标志的方法是可行的。该方法采用了离线训练的 BP 网络来识别交通标志的 3 个顶点, 使得 TSR 系统对交通标志的大小变化和形状失真均具有良好的鲁棒性。

(2) 该方法采用了 HSI 颜色空间变换, 利用 H (色调) 子空间进行颜色提取, 使得 TSR 系统对路况多变的光照条件和颜色失真均具有良好的鲁棒性。

(3) 该方法充分利用了 ROI 的概念, 具有较快的运行速度, 可以满足交通标志实时检测的需要。

8 结论

在 TSR 研究领域, 尽管人们已经提出了很多非智能方法, 但这些方法都有各自的局限性, 而且它们普遍对交通标志的几何失真和颜色失真非常敏感。而利用 BP 网络的非线性分类能力实现交通标志的检测, 可以使 TSR 系统对颜色失真和几何失真都具有更好的鲁棒性。本研究提出的智能检测方法从确定 ROI 到顶点判断与三角形定位, 所有处理环节均具有良好的实时性。但是, 该方法尚不能应用于圆形交通标志的提取, 同时尚未考虑到交通标志被遮

挡的情况。这些都是今后需要继续研究的课题。总之,“简化复杂问题、改进传统方法、基于颜色信息、采用智能方法”将是今后 TSR 研究领域的一个重要发展方向。

参考文献 (References)

- 1 ZHU Shuang-dong. Image detection and processing for ITS[A]. In: Proceedings of 2000 Chinese Conference on Measurement [C], Beijing, China, 2000;512 ~ 516. [朱双东. ITS 中的图象测量及其处理技术[A]. 见:2000 年计量测试学术交流会论文集[C],北京,2000;512 ~ 516.]
- 2 ZHU Shuang-dong. Two Hierarchy classifier for recognition of traffic signs based on neural network [A]. In: Fifth World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA2004), Conference Proceedings of WCICA2004 [C], Hangzhou, China, 2004: 5302 ~ 5306.
- 3 ZHU Shuang-dong. The classification of traffic sign base on fuzzy characteristics training set [A]. In: Fifth World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA2004), Conference Proceedings of WCICA2004 [C], Hangzhou, China, 2004: 5266 ~ 5270.
- 4 Gonzalez Rafael C, Woods Richard E. Digital Image Processing (Second Edition)[M], New York, USA: Prentice Hall, 2002.



图1 原始彩色场景图
Fig.1 Original color scene

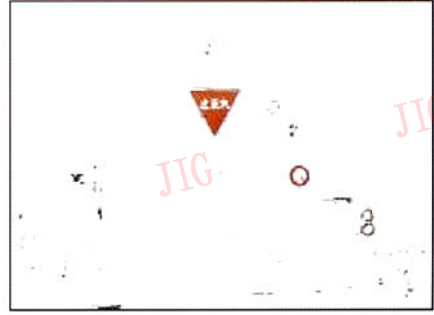


图2 H空间的红色点
Fig.2 Redness in H space

注: 交通场景图像均来自日本, 交通标志与我国有所不同



图3 边缘提取后的效果
Fig.3 Edge detection



(a)



(b)



(c)

图4 定位示意图
Fig.4 Example of location



图5 不同场景下的标志示例
Fig.5 Example of sign in variant scenes