

户外交通标志检测和形状识别

许少秋

(广东工业大学信息工程学院, 广州 510006)

摘要 提出了一种新的识别户外不同交通标志形状算法。为了减少数字噪声的影响和分离提取独立的交通标志形状, 基于颜色分割输出的外边缘可通过离散曲线演变进行简化和分解。正切空间中弧线的相似程度决定离散曲线演变的程度。形状的识别是通过模板匹配来实现的, 待识别形状与模板之间的最小几何差异决定形状类别。实验结果表明本算法是平移、旋转和尺度恒定的, 能够在复杂的交通场景中进行可靠的形状识别。

关键词 颜色分割 模板匹配 交通标志形状辨别法

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)04-0707-05

Traffic Sign Detection and Shape Recognition in Outdoor Environments

XU Shao-qiu

(Faculty of Information Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006)

Abstract A novel approach for detecting and recognising various traffic sign shapes in outdoor environments is proposed. In order to reduce the influence of digital noise, separate and extract the shape of each individual traffic sign, the external boundaries of traffic signs segmented based on color information are simplified and decomposed through discrete curve evolution. The evolution level is determined by the arc similarity measure in tangent space. The recognition of a candidate shape is achieved through matching against templates. The minimum geometric difference between a candidate shape and templates is utilized to determine the classification of the candidate shape. The experimental results justify that the proposed algorithm is translation, rotation, and scaling invariant, and gives reliable shape recognition in complex traffic scenes.

Keywords color-based segmentation, template matching, traffic sign shape recognition

1 引言

交通标志识别是应用计算机视觉研究的一个领域, 该领域侧重于交通场景图像的自动检测和识别。近几年, 交通标志识别在驾驶员支持系统、道路维护、交通标志发明跟自动汽车等方面引起了越来越多研究人员的关注^[1]。由于户外环境的多变性以及未知性, 交通标志的检测和识别变成一项具有挑战性的工作, 面临着以下一个或多个困难: (1) 不可控光照影响交通标志的能见度和颜色; (2) 具有相

似特性(颜色和形状)的非交通标志物体的干扰; (3) 交通标志的群集使它们各自的识别变得更加复杂; (4) 局部遮挡的发生和信息的丢失导致了识别的模糊性; (5) 交通标志在图像中存在平移、旋转和尺度等变化。

形状识别是交通标志识别的一个重要组成部分。本文提出一种新的识别户外交通标志形状的算法。交通标志的检测是在HSI色彩空间里通过颜色分割实现。为了减少数字噪声的影响和分离提取群集或局部被遮挡的交通标志形状, 颜色分割输出的外边缘可通过离散曲线演变进化简化和分解。在正

收稿日期: 2007-10-16; 改回日期: 2007-12-12

第一作者简介: 许少秋(1978 ~), 女。讲师。2004年于英国利物浦大学获得博士学位。主要研究方向为智能监控、行为分析与计算机视觉。E-mail: xusophie@sina.com

切空间中,简化后最大支撑弧线与原始交通标志形状之间的对应部分的相似性度量决定曲线演变程度。交通标志的形状可通过模板匹配来进行识别。实验结果表明,本算法是平移、旋转和尺度恒定的,能够在复杂的交通场景进行可靠的形状识别。这种识别技术由于每个形状只需一个模板,所以非常有效。

2 单个交通标志的检测

2.1 颜色分割

交通标志的特定颜色为司机提供了重要的信息。颜色分割能够很好地减少待处理信息的总量,把交通标志所在的区域提取出来。数字摄像机输出的原始图像采用 RGB 色彩空间的表示方式,必须转化到能够更好地控制光照变化的色彩空间。由于与人类视觉一致并且可分离彩色和非彩色,HSI (hue, saturation and intensity) 色彩空间^[2]被用来描述交通场景图片里的颜色信息。其中色调的范围在 0 到 360°之间,饱和度和强度都在 0 和 1 之间。

由于色调与亮度和 γ 无关^[3],在不同光线下色调值可保持稳定不受影响,所以在实际应用中交通标志可通过色调检测出来。但是,如文献[4]提到的,当饱和度和亮度较低的时候色调变得不稳定,这时如果应用色调检测交通标志可造成误检测。因此,在户外环境下,只有当饱和度和亮度足够高(例如大于 10%),才认为色调是稳定的,稳定的色调才可用于彩色交通标志的检测。一般情况下,低亮度是由于光线不足造成的,而低饱和度则是由于强光造成的,在这两种光照条件下人眼观察交通标志的能力也受到局限,针对色调的处理是合理的并且符合人眼的实际情况。

包含交通标志的区域可基于 3 种主要边缘颜色(红,黄,蓝)分割获得。本文通过提取不同光照条件下交通场景图像样本的颜色信息,利用统计分析方法找出所需检测的交通标志的颜色分布区间。表 1 给出红黄蓝 3 种颜色的色调、饱和度和亮度区间。其中,最小亮度的限定是为了保证交通场景具有足够的光照,摄像机能够正常地观察到交通标志,而最小饱和度的确定是为了保证正确检测正常交通标志的颜色,减少非交通标志物体以及不同光照的干扰。颜色检测结果的输出采用二进制图像表示,其中黑色像素代表感兴趣区域,而白色像素代表背

景。图 1 中的例子表明了颜色应用于交通标志检测的可行性。除此之外,图 1 也显示了噪声的存在、群集交通标志的连通和由于局部被遮挡导致的外部形状的不完整。

表 1 交通标志颜色检测区间			
Tab. 1 The colour detection thresholds of traffic signs			
颜色	色调 $H \in [0, 360]$	饱和度 $S \in [0, 1]$	亮度 $I \in [0, 1]$
红	$H \geq 340$ $H \leq 20$	$S \geq 0.1$	
黄	$25 \leq H \leq 65$	$S \geq 0.25$	$I \geq 0.15$
蓝	$195 \leq H \leq 235$	$S \geq 0.27$	

图 1 基于颜色的交通场景图像分割
Fig. 1 The colour-based segmentation of traffic scene images

2.2 形状简化

交通标志的外部形状可以通过提取颜色分割结果的外边缘获得。由于噪声和分辨率的关系可以忽略分割结果中的小区域。图 2(a)、(b)和(c)左边图形显示了图 1 中主要区域的外边缘,依图可观察到数字噪声导致的边缘顶点移动。由于理想交通标志的外部形状是光滑和凸的,因此滤除影响形状凸度的边缘噪声是必须的。离散曲线演变^[5]可在保存形状重要特征的前提下,使边缘曲线逐渐光滑和减少顶点的数目。

离散曲线演变的过程是由顶点的移除不断迭代组成。每一步演变都伴随着最小关联度量的边缘顶点的消除。顶点 v 和它的两个邻域顶点 u, w 之间的关联度量 K 关系式如下:

$$K = \frac{\beta l_1 l_2}{l_1 + l_2} \tag{1}$$

式中, β 是顶点 v 处的转向角度, l_1 和 l_2 各自对应于线段 $\overline{uv}$ 和 $\overline{vw}$ 的长度。关联度量值越高,顶点 v 对整

个形状的影响就越大。图2显示了3个不同形状通过曲线演变消除边缘噪声并同时正确保留整体形状。

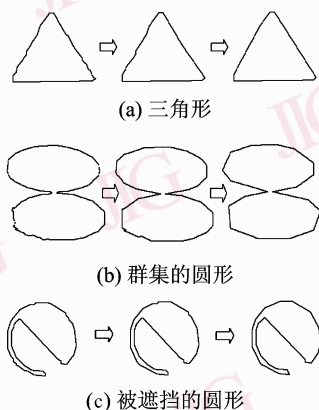


图2 不同阶段的简化形状

Fig. 2 Simplified shapes at different stages

边缘曲线可以由多条最大支撑弧线组成。在每一条最大支撑弧线中,所有线段都向同一个方向弯曲。边缘曲线的简化程度可通过计算简化后每个最大支撑弧线和它原始边缘中对应部分的相似性度量来确定。外边缘的描述可以采用正切函数(也称旋转函数),它是测量关于弧长的逆时针正切角度函数,随着左方向旋转增加而右方向旋转减少。Latecki等人^[6]给出了两个多边形弧线 c, d 之间的相似性度量,即

$$S(c, d) = \left(\int_0^1 (T_c(s) - T_d(s) + \theta_0)^2 ds \right) \times \max(l_c, l_d) \max\left(\frac{l_c}{l_d}, \frac{l_d}{l_c}\right) \quad (2)$$

式中, l 是基于边缘总长归一化后的多边形弧线长度, T 是多边形弧线的正切函数。常数 θ_0 是一个可以最小化积分的平移^[7],即

$$\theta_0 = \int_0^1 T_d(s) ds - \int_0^1 T_c(s) ds \quad (3)$$

实际上,预先定义的相似性度量阈值可用来决定保留何种程度的简化形状。外边缘的简化迭代执行直到简化边缘的最大支撑弧线和原始边缘的对应部分之间的相似性度量超过阈值。从图2可以看出,外边缘的主要部分在形状简化后可变成凸的,群集或存在局部遮挡的交通标志的外边缘包含了多条最大支撑凸弧线,但由于外部形状的不完整和交通标志内部内容的影响,简化后的外边缘不适合于进行直接的形状分析。

2.3 形状的分解

由于群集的交通标志的整体形状是不可预见的并且可能不同于它们各自的形状和局部被遮挡的交通标志的外边缘存在缺陷并且可能受到内部内容的干扰,因此有必要对简化后的边缘进行分解,分离连接在一起的交通标志和移除与外部形状无关的部分。

分解就是利用简单的组成部分去描述复杂的形状。复杂边缘的分解可利用最大支撑凸弧线^[5]来自动确定。从图3(a)、(b)左边图形可以看出,简化后的外边缘可依据最大支撑弧线来分解,其中最大支撑凸弧线(虚线和交叉线)和凹弧线(实线和圆圈)相互交替和叠加。由于交通标志的外部形状是凸的,在形状分析时只需考虑最大支撑凸弧线。图3(a)中每个最大支撑凸弧线都能直接描述从聚集的交通标志分离出来的单个标志的外部形状。

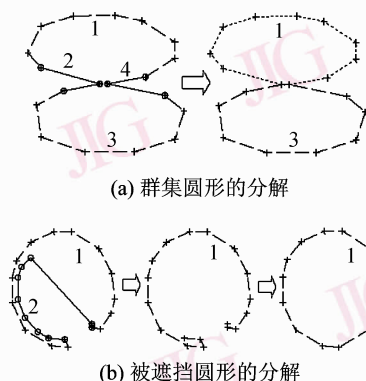


图3 基于最大支撑凸弧线的形状分解

Fig. 3 Shape decomposition based on maximal supported convex arcs

但是,不是所有的最大支撑凸弧线跟所有的凸弧线线段都跟交通标志的外部形状有关。最大支撑凸弧线可能包含影响外部形状的正确描述的内部内容(例如图3(b)中间图形)。因此,形状识别之前必须先移除交通标志的内部内容,否则容易产生错误的判断。

交通标志内部内容的移除可分为两个步骤:顶点的移除和内部凸弧线的移除。首先,顶点的移除从每条最大支撑凸弧线的两个端点开始执行。如果同一凸弧线上的其他顶点不在一个顶点和其相邻顶点连线的同一方,那么该顶点就被移除。然后,内部凸弧线采用交叉检测实现移除。如果一条凸弧线的全部顶点都坐落在由另一条凸弧线决定的区域里,那么该凸弧线就被移除。完成内部内容移除后连接

两个端点所得的形状就是已知的交通标志的外部形状。图 3(b) 右边图形显示了最大支撑凸弧线经过顶点移除和内部凸弧线移除后的保留部分。可以清楚地看到, 交通标志内部内容的干扰都被滤除了, 外部形状也很好地保留下来。

3 交通标志形状识别

交通标志的形状识别可通过模板匹配实现。模板匹配的一个关键的优越性体现在它可以轻松地通过简单增加新模板到已有的列表中, 进而拓展系统。一个好的形状识别方案应该是平移、旋转和尺度恒定的, 并且能够在复杂的交通场景进行可靠的形状识别。

每个独立交通标志的外部形状经过合理简化后都是凸的。图 2(a) 中的三角形就是一个很好的例子。由于正切函数仅与边缘顶点之间的相关位置有关, 因此是平移恒定的。形状的弧线长度通过归一化处理后与形状的大小无关, 保证了正切函数的尺度恒定。除此之外, 正切函数的旋转不变性可通过水平和垂直的移动实现^[7]。利用正切函数描述可以捕获形状的关键特征, 这些特征对人类感官在决定形状相似性方面具有重要的决定作用。

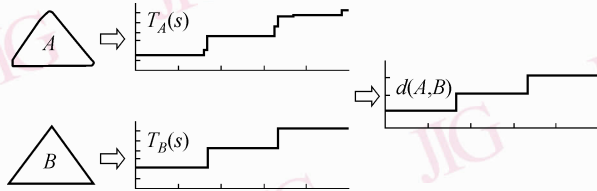


图 4 待识别形状 A 与模板 B, 正切函数 $T_A(s)$ 与 $T_B(s)$ 以及它们的最小距离 $d(A, B)$

Fig. 4 A candidate closed shape A and template B, their tangent functions $T_A(s)$ and $T_B(s)$ and the distance $d(A, B)$

由于部分形状可能被包含在分割区域的内部, 在执行边缘提取时无法接触到, 而剩余的形状信息可能对于形状识别来说是不够的, 因此容易导致交通标志形状的错误识别。为了提高系统的准确性, 对于包含有多条最大支撑凸弧线的简化边缘, 执行迭代的形状识别。在每次迭代中, 提取外边缘然后简化解形形状最后识别并滤除已识别区域。迭代只有进行到没有新的区域滤除发生才算完成。

4 实验结果

为了验证算法的可行性, 在实验中采用了在晴

模板匹配是依据模板和未知样本之间的对比来确定类别的。模板代表着每一类物体的模型。为了消除由于不同的模板选择方案而引起的评估模糊, 采用交通标志的标准形状库图作为模板, 仅仅使用一个模板代表一种交通标志形状。待处理的闭合形状 A 与模板 B 之间的相似性可通过正切函数 $T_A(s)$ 和 $T_B(s)$ 之间的最小距离 $d(A, B)$ 来度量^[7], 即

$$d(A, B) = \min_{t \in [0, 1]} \left\{ \int_0^1 [T_A(s + t) - T_B(s) + \theta]^2 ds \right\} \tag{4}$$

式中, t 是 $T_A(s)$ 的水平移动距离, 移动后 $T_A(s)$ 的一个不连续处与 $T_B(s)$ 的一个不连续处重合。用于最小化 $d(A, B)$ 的 θ 的最佳值 θ^* 为

$$\theta^*(t) = \int_0^1 T_B(s) ds - \int_0^1 T_A(s) ds - 2\pi t \tag{5}$$

形状简化过程中所定义的相似性度量阈值同时也决定着待识别形状是否与交通标志形状有关。如果利用式(4) 计算的超过该阈值, 那么该待识别形状就认为不是交通标志形状而被排除。待识别形状和模板的最小距离决定着待识别形状的形状类别。在图 4 中, 待识别形状和模板采用正切函数来描述, 它们之间的最小距离通过灰色区域来表示, 该区域表明两个形状差别很小, 可以归为同一类。

天拍摄的 155 张真实交通场景图像。都是大小为 640×480 像素的 RGB 图像。这些图像包含了具有平移、旋转和尺度等变化的交通标志, 被划分为圆形、正方形、三角形、八边形、群集和局部遮挡等 6 个类型。利用 Matlab 平台来编写实现交通标志的检测和形状识别, 在具有 Intel Pentium 1.86 GHz 处理器跟 512 MB 内存的笔记本电脑上运行, 每幅图像所需平均时间为 0.949 s。需要指出的是, 运行图像所需的时间跟图像包含的交通标志的多少有关, 交通标志数目越多, 所需的时间就越长。群集类型的交通标志完成检测跟形状识别所需的时间一般要比单个交通标志所需

的时间长。图 5 显示了每一类型的代表样本跟对应的外部形状叠加结果,这些交通标志的形状均能被正确识别。

算法的评估是以识别成功率,漏识别率和误识别率来说明的。识别成功率定义为正确识别的形状数与总的形状数之比,而漏识别率为漏识别的形状数与总的形状数之比。误识别率可以由误识别的形状数除以识别的形状总数获得。表 2 总结了 155 张图像的识别结果。



图 5 正确识别的交通标志形状
Fig. 5 Correctly recognised traffic signs shapes

表 2 形状识别结果
Tab. 2 Results of shape recognition

形状类别	图像数目	形状数目				形状识别率(%)		
		总数	正确识别	漏识别	误识别	成功	漏识别	误识别
圆形	30	37	36	1	1	97.3	2.7	2.7
四方形	30	30	28	2	0	93.3	6.7	0
三角形	25	25	21	4	0	84	16	0
八边形	10	10	10	0	0	100	0	0
群集	30	79	73	6	3	92.4	7.6	3.9
局部遮挡	30	37	19	18	0	51.4	48.6	0

表 2 展示了本文算法在所有形状类别中都有很好的识别效果。它不单能正确识别具有平移、旋转和尺度等变化的交通标志形状,同时也能有效地识别群集和存在局部遮挡的交通标志。由于部分形状信息的缺失,局部被遮挡的交通标志的形状识别正确率比其他类型都低。形状的漏识别主要是由于交通标志外部形状信息的不完整引起的,而形状的误识别主要是由和交通标志相似的背景物体(例如颜色和形状方面相似)引起的。除此之外,不同的光线条件和其他的一系列问题(例如不同的观察角度等)都会造成交通标志形状漏识别率和误识别率的增加。

5 结 论

形状识别是交通标志识别的一个重要步骤。正确的形状识别对于交通标志识别系统来说是非常重要的。本文提出了一种在户外环境下识别不同交通标志形状的新算法。利用颜色分割出感兴趣的区域,简化分离它们的外边缘并提取出每个独立交通标志的外部形状。在正切空间中采用模板匹配,解决了在现实交通场景中形状识别存在的难题。该算法不单能正确识别具有平移、旋转和尺度变化的交通标志形状,同时也能有效地识别群集和局部被遮

挡的交通标志。但是,局部被遮挡的交通标志的形状识别正确率还有待提高。

参考文献 (References)

1 De la Escalera A, Armingol J M, Mata M. Traffic sign recognition and analysis for intelligent vehicles [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(3): 247-258.

2 Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing [M]. New Jersey, USA: Prentice Hall, 2002: 295-301.

3 Finlayson G, Schaefer G. Hue that is invariant to brightness and gamma [A]. In: Proceedings of British Machine Vision Conference [C], Manchester, UK, 2001: 303-312.

4 Ohba K, Sato Y, Ikeuchi K. Appearance-based visual learning and object recognition with illumination invariance [J]. Machine Vision and Applications, 2000, 12(4): 189-196.

5 Latecki L J, Lakamper R. Convexity rule for shape decomposition based on discrete contour evolution [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999, 73(3): 441-454.

6 Latecki L J, Lakamper R. Shape similarity measure based on correspondence of visual parts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(10): 1185-1190.

7 Arkin M, Chew L P, Huttenlocher D P, et al. An efficiently computable metric for comparing polygonal shapes [J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(3): 209-216.