

基于投影序列质心的不规则形状识别

曹鹭萌 邓奇根

(武汉理工大学自动化学院, 武汉 430070)

摘要 以交通标记识别为例, 针对不规则形状识别提出一种新的方法。选取不规则形状的边缘点做双向投影变换, 根据归一化和中心化后的投影序列数据求得加权质量, 从而得出投影序列的质心。由于相似质点系的质心距离相近, 因此相似投影序列的质心也相近。以棋盘距离和街区距离的线性组合替代欧氏距离来度量投影序列及其质心的相似性, 继而得到不规则形状的相似程度。实验结果表明, 该算法在保持较高识别精度的同时, 运算速率也比较快。

关键词 不规则形状识别 投影序列 质心 相似性度量

中图分类号 TP391.41; **文献标志码** A

不规则形状通常利用表征图像特征的灰度信息、颜色信息或形状信息识别, 可以采用模板匹配模式识别^[1]算法, 通过度量目标图像与模板图像的相似性来实现。目前关于图像的相似性度量主要依赖于距离的度量, 常见的距离包括欧氏距离、街区距离、棋盘距离、余弦距离以及杰卡德距离等^[2-4]。由于待识别目标形状不规则且信息量较大, 直接对目标采用距离法度量其相似度, 运算复杂度高, 识别难度大。为了提高不规则形状识别精度与速度, 现以真实场景下标划于路面的导向指示标记为研究对象, 把对不规则形状的识别转化为对信号相似性的识别, 利用棋盘距离和街区距离的线性组合替代欧氏距离, 对目标的投影序列及其质心组成的新的序列进行相似性度量。

1 基本原理

为了从复杂背景中分割出目标区域, 首先进行图像预处理, 如图1所示。首先对彩色图像进行灰度化和二值化处理, 其中灰度图像选用彩色图像的红分量作为灰度值, 然后采用改进的sobel算子进行边缘检测^[5], 分析图像边缘点位置的灰度值信息, 以全局边缘点灰度值的均值为阈值进行二值化处理^[6,7]。从二值图像的投影变换开始, 重点从图像特征信号化、质心计算和相似性度量三个方面来介绍。

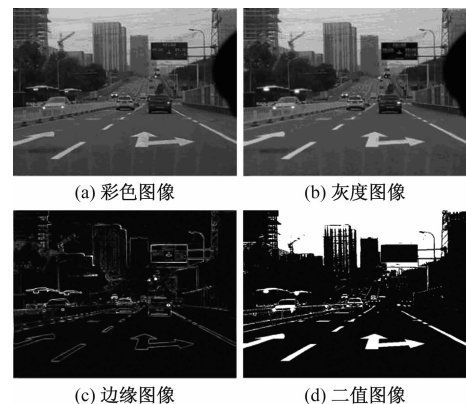


图1 图像预处理

Fig. 1 Image preprocessing

1.1 图像特征信号化

假定二值图像中的待测目标即导向指示标记的宽为 w 、高为 h , 其二值图像的矩阵为 $A[h][w]$ 。首先对二值图像进行仿射变换, 使其尺寸与模板保持一致, 假设变换后矩阵大小为 $N \times N$, 记为 $B[N][N]$ 。分别在 X 轴和 Y 轴上对目标进行投影变换得到投影序列 hp 和 vp , 如式(1)所示:

$$\begin{cases} hp(x) = \sum_{i=1}^N B[i][x] \\ vp(x) = \sum_{j=1}^N B[x][j] \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中, $hp(x)$ 和 $vp(x)$ 分别代表 hp 和 vp 在点 x ($x=1, 2, \dots, N$)处的值。

对投影序列进行归一化处理:

$$\begin{cases} hp_2(x) = \frac{hp(x) - \min_{1 \leq i \leq N} hp(i)}{\max_{1 \leq i \leq N} hp(i) - \min_{1 \leq i \leq N} hp(i)} \\ vp_2(x) = \frac{vp(x) - \min_{1 \leq i \leq N} vp(i)}{\max_{1 \leq i \leq N} vp(i) - \min_{1 \leq i \leq N} vp(i)} \end{cases} \quad (2)$$

2017年3月15日收到 国家自然科学基金(41671406)资助
第一作者简介: 曹鹭萌(1988—), 女, 硕士研究生。研究方向: 机器视觉与模式识别。E-mail: 834057695@qq.com。
引用格式: 曹鹭萌, 邓奇根. 基于投影序列质心的不规则形状识别[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(28): 98—102
Cao Lumeng, Deng Qigen. Irregular shape recognition based on centroid of projection sequence[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(28): 98—102

进行中心化处理:

$$\begin{cases} \text{Hp}(x) = \text{hp}_2(x) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{hp}_2(i) \\ \text{Vp}(x) = \text{vp}_2(x) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{vp}_2(i) \end{cases} \quad (3)$$

不同的导向指示标记具有不同的投影特征,如图2所示为直行右拐导向标记模板归一化和中心化后的投影序列。

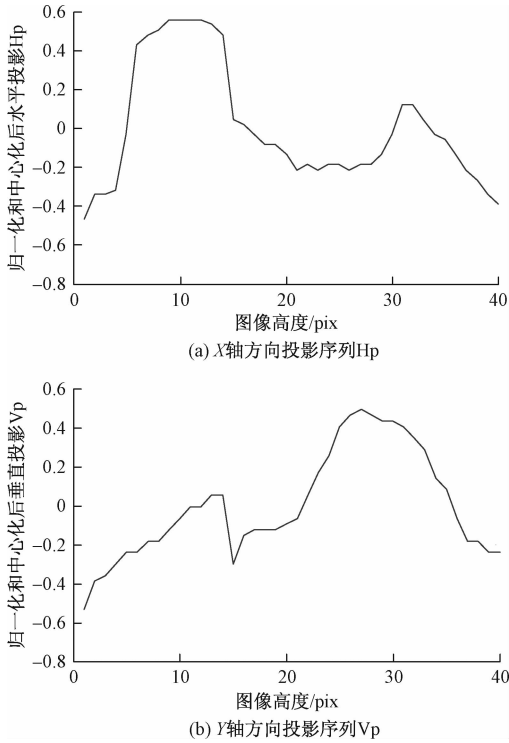


图2 投影序列

Fig. 2 Projection sequence

1.2 质心

通过对图像信号进行投影变换的方式可以在压缩信息量的同时保留图像的部分特征^[8],通过一些具备描述图像信息的辅助特征点的研究,可以增加相似性匹配的准确性。现选择投影序列的质心作为辅助特征点。

引入物理学中质心的概念:在一个质点系中质心质量与其矢量的乘积等于所有质元的质量与其矢量乘积的和。即:

$$\mathbf{r}_c \sum_{i=1}^N m_i = \sum_{i=1}^N m_i \mathbf{r}_i \quad (4)$$

式(4)中, $\mathbf{r}_i = (x_i, y_i)$ 为质元的矢量, m_i 为质元的质量, $\mathbf{r}_c = (x_c, y_c)$ 为质心矢量, $\sum_{i=1}^N m_i$ 为质点系的总质量,即质心质量。

由式(4)可以得到:

$$\mathbf{r}_c = (x_c, y_c) = \left(\frac{\sum_{i=1}^N m_i x_i}{\sum_{i=1}^N m_i}, \frac{\sum_{i=1}^N m_i y_i}{\sum_{i=1}^N m_i} \right) \quad (5)$$

对于不同的坐标系下的同一质点系来说,其质心与各质元之间的相对位置是一定的。对于不同坐标系下的不同质点系来说,可以通过运算将其转换在同一坐标系下的固定区域内,此时若二者质心距离越近,则两个质点系越相似^[9]。同理,将图像的投影序列作为一个质点系进行归一化和中心化处理后,目标序列与模板序列质心距离越近,二者也越相似。

下面计算质心的位置。由质心的定义式(4)可知,质心计算的关键在于各质元的质量与矢量计算。投影序列各质元都是单纯的数据,因此即便其矢量已知,但却不存在所谓的质量,需要计算一个加权质量来代替。

以图3所示序列为例来进行分析,将投影序列分为 N 等分,则每个 Δn 内的面积 Δs 近似为 $y_i \Delta n$ 。由于可测值 y_i 是用于比较相似性的关键值,则应使其加权比重增大。以 $y_i \Delta s$ 作为质元的加权质量,则:

$$\begin{cases} m_i = y_i \Delta s = y_i^2 \Delta n \\ \sum_{i=1}^N m_i = \sum_{i=1}^N y_i^2 \Delta n \end{cases} \quad (6)$$

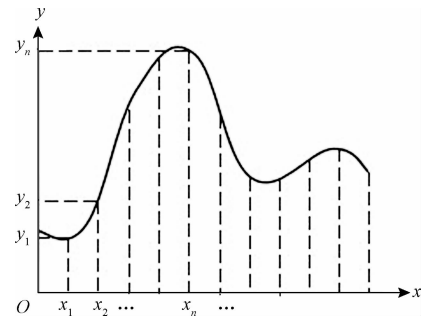


图3 序列

Fig. 3 Sequence

将式(6)代入式(5)中解得:

$$x_c = \frac{\sum_{i=1}^N m_i x_i}{\sum_{i=1}^N m_i} = \frac{\sum_{i=1}^N y_i^2 \Delta n x_i}{\sum_{i=1}^N y_i^2 \Delta n} = \frac{\Delta n \sum_{i=1}^N x_i y_i^2}{\Delta n \sum_{i=1}^N y_i^2} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i y_i^2}{\sum_{i=1}^N y_i^2} \quad (7)$$

$$y_c = \frac{\sum_{i=1}^N m_i y_i}{\sum_{i=1}^N m_i} = \frac{\sum_{i=1}^N y_i^2 \Delta n y_i}{\sum_{i=1}^N y_i^2 \Delta n} = \frac{\Delta n \sum_{i=1}^N y_i^3}{\Delta n \sum_{i=1}^N y_i^2} = \frac{\sum_{i=1}^N y_i^3}{\sum_{i=1}^N y_i^2} \quad (8)$$

则图2所示X轴方向投影序列Hp和Y轴方向投影序列Vp的质心坐标分别为

$$\begin{cases} H_c = (H_{cx}, H_{cy}) = \left[\frac{\sum_{i=1}^N ihp^2(i)}{N}, \frac{\sum_{i=1}^N hp^3(i)}{N} \right] \\ V_c = (V_{cx}, V_{cy}) = \left[\frac{\sum_{i=1}^N ivp^2(i)}{N}, \frac{\sum_{i=1}^N vp^3(i)}{N} \right] \end{cases} \quad (9)$$

如表1所示为导向指示标记各模板投影序列的质心坐标。

表1 模板信号质心坐标

Table 1 Centroid coordinates of template signal

信号	H_c	V_c
向右并道	(0.316, -0.015)	(0.307, 0.136)
直行车道	(0.505, 0.129)	(0.266, 0.232)
掉头车道	(0.645, 0.161)	(0.427, 0.028)
左拐车道	(0.646, 0.205)	(0.333, 0.271)
左拐掉头	(0.395, 0.006)	(0.288, -0.173)
直行右拐	(0.340, 0.229)	(0.521, 0.102)
左右拐车道	(0.485, 0.222)	(0.393, 0.335)
直行掉头车道	(0.676, 0.184)	(0.356, -0.036)
右拐车道	(0.334, 0.205)	(0.334, 0.278)
直行左拐道	(0.652, 0.202)	(0.515, 0.096)
向左并道	(0.470, -0.005)	(0.307, 0.136)

1.3 相似性度量

尽管质心的相似性可以直接按照欧式距离进行度量,为了运算方便,仍然将质心与投影序列组成新的投影序列一起进行相似性度量,即

$$Hp_c = (hp_1, hp_2, \dots, hp_N, H_{cx}, H_{cy})^T \quad (10)$$

$$Vp_c = (vp_1, vp_2, \dots, vp_N, V_{cx}, V_{cy})^T \quad (11)$$

此时,特征向量的维度由最初的 N^2 变为 $2(N+2)$,令 $N^2 = 2(N+2)$,解得 $N = 3.336$,即 $N \leq 3$ 时,使用此法没有起到降维的作用, $N \geq 4$ 时,达到降维目的,且 N 越大效果越明显。

下面介绍几种常见的距离法对 N 维空间中两点 x 与 y 进行相似性匹配。

(1)欧氏距离(Euclidean distance),又叫 L_2 范式,是最常见的距离函数:

$$L_2(x, y) = \left[\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

(2)街区距离(city block distance),又叫 L_1 范式或曼哈顿距离:

$$L_1(x, y) = \sum_{i=1}^N |x_i - y_i| \quad (13)$$

(3)棋盘距离(chessboard distance),又叫 L_∞ 范式或切比雪夫距离:

$$L_\infty(x, y) = \max_{1 \leq i \leq N} |x_i - y_i| = \lim_{k \rightarrow \infty} \left(\sum_{i=1}^N |x_i - y_i|^k \right)^{\frac{1}{k}} \quad (14)$$

由式(12)~式(14)可以看出, N 维空间中欧氏距离算法需要进行 N 次乘法运算和一次开方运算,其运算效率不及街区距离算法或棋盘距离算法。由于 $L_\infty \leq L_2 \leq L_1$,直接用 L_∞ 或者 L_1 代替 L_2 距离值会偏小或偏大,采用二者的线性组合 $\alpha L_1 + \beta L_\infty$ 来替代 L_2 ,在保证运算效率的同时也不影响计算的准确性^[10,11]。这种线性组合可以看作 N 维空间中的超平面围成的超多面体,这种替代方式可以看作将超多面体去逼近超球的过程。系数计算公式如下:

$$\begin{cases} \alpha = \frac{k}{\sqrt{N} + 1} \\ \beta = \frac{k/\sqrt{N}}{\sqrt{N} + 1} \end{cases} \quad (15)$$

式(15)中, k 值是使超多面体与超球体面积相等时取得的:

$$k = \begin{cases} \frac{\sqrt{2}(\sqrt{N} + 1)}{\sqrt{\pi}} \left[\frac{\sqrt{\pi} N!!}{\sqrt{2} \prod_{i=1}^N (\sqrt{N} + i)} \right]^{\frac{1}{N}}, & N \text{ 为奇数} \\ \frac{2(\sqrt{N} + 1)}{\sqrt{\pi}} \left[\frac{\left(\frac{N}{2}\right)!}{\prod_{i=1}^N (\sqrt{N} + i)} \right]^{\frac{1}{N}}, & N \text{ 为偶数} \end{cases} \quad (16)$$

将 $N = 40$ 代入式(16)计算出 k 的值,再根据式(15)计算出最优解: $\alpha = 0.135884$ 、 $\beta = 0.859411$,此时的距离公式为

$$L(x, y) = \alpha L_1 + \beta L_\infty = 0.135884 \sum_{i=1}^N |x_i - y_i| + 0.859411 \max_{1 \leq i \leq N} |x_i - y_i| \quad (17)$$

将 Hp_c 和 Vp_c 代入式(17)即可求得目标与模板投影序列的相似距离LHp和LVp。

度量目标与模板的相似性时,若LHp和LVp的最小值指向同一目标,直接判定目标与模板一致,否则继续计算其相对距离LHV,LHV最小值指向的判定为结果:

$$LHV = \sqrt{LHp^2 + LVp^2} \quad (18)$$

2 实验分析

实验环境为MATLAB 2010b,计算机配置为

4GB 内存、2.20 GHz 处理频率。选取大量真实场景的图片用于仿真实验,采集的图像分辨率均为 640×480 。选取图 4 所示四个待测目标来做结果展示,实验数据见表 2。



图 4 待测目标原始图像

Fig. 4 Original image of the target to be measured

根据本文算法,目标与模板投影序列距离越近,二者相似程度越高。当两个方向的投影序列 LH_p 和 LV_p 都最接近时,则表明二者相似程度极高,判定属于同一类别;当 LH_p 和 LV_p 指向不一致时通过 LHV 来判断。

从表 2 中可以判断出:目标 1 与模板序列的 LH_p 和 LV_p 最近的均为直行车道,判定目标 1 为直行车道;目标 2 与模板序列的 LH_p 和 LV_p 最近的均为直行右拐车道,判定目标 2 为直行右拐车道;目标 3 与模板序列的 LH_p 最近的为直行掉头车道, LV_p 最近的是掉头车道,继续判断 LHV 大小,其最小值指向掉头车道,则判定目标 3 为掉头车道;目标 4 与模板序列的 LH_p 和 LV_p 最近的均为直行掉头车道,判定目标 4 为直行掉头车道。与图 4 中的原始图像对比,识别结果完全正确,满足系统准确性要求。

以目标 2 的识别为例来分析算法执行速率。以对矩阵 $B[N][N]$ 直接按照欧氏距离法进行相似性度量作为对比试验,其算法运行时间为 9.333 ms,本文算法的运行时间为 1.953 ms。显然,本文的算法执行速率更快,更满足实时性需求。

表 2 相似性系数

Table 3 Similarity coefficient

待测目标模板	目标 1 LH_p	目标 1 LV_p	目标 2 LH_p	目标 2 LV_p	目标 3 LH_p	目标 3 LV_p	目标 4 LH_p	目标 4 LV_p
向右并道	6.467	2.424	5.366	2.488	9.551	2.720	10.400	2.149
直行车道	2.021	1.645	12.171	2.317	19.449	2.533	21.703	3.078
掉头车道	8.668	3.720	6.799	3.199	4.565	2.375	5.137	3.731
左拐车道	8.561	2.736	6.523	2.771	3.664	2.441	3.849	2.694
左拐掉头	7.658	2.959	4.368	2.060	7.236	4.051	7.732	2.120
直行右拐	7.838	3.104	2.108	0.475	10.032	5.190	10.893	2.971
左右拐车道	5.354	3.128	7.831	3.117	10.531	2.530	11.261	3.442
直行掉头	8.955	3.201	7.054	1.924	3.211	4.247	1.926	0.807
右拐车道	8.783	2.730	3.923	2.797	9.193	2.453	9.848	2.822
直行左拐道	7.483	3.112	7.409	0.745	5.646	5.288	6.024	3.195
向左并道	5.775	2.424	7.781	2.488	9.103	2.720	9.735	2.149

3 结论

对于不规则形状的识别难点主要在于其形状的不规则性,直接采用模板匹配的方式运算速率慢,只对投影序列进行识别又会降低识别准确率。本文兼顾了识别准确率与速率的要求,在投影序列质心的辅助作用下提高了识别的准确率,与此同时,选用双系数距离法替代欧氏距离进行相似性度量提高了执行速率。综上所述,选用本文的算法进行不规则形状识别,正确率比较高,运算速率也比较快。

参 考 文 献

1 吴晓军,邹广华. 基于边缘几何特征的高性能模板匹配算法. 仪器仪表学报. 2013; 34(7): 1462—1469

Wu Xiaojun, Zou Guanghua. High performance template matching algorithm based on edge geometric features. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013; 34 (7): 1462—1469

2 谭飞刚,刘伟铭,黄玲,等. 基于加权欧氏距离度量的目标再识别算法. 华南理工大学学报(自然科学版), 2015;(9): 88—94

Tan Feigang, Liu Weiming, Huang Ling, et al. Target re-recognition algorithm based on weighted Euclidean distance. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2015; (9): 88—94

3 张闯,王婷婷,孙冬娇,等. 基于欧氏距离图的图像边缘检测. 中国图像图形学报, 2013;18(2): 176—183

Zhang Chuang, Wang Tingting, Sun Dongjiao, et al. Image edge detection based on Euclidean distance map. Journal of Image and Graphics, 2013; 18 (2): 176—183

4 彭凯,汪伟,杨煜普,等. 基于余弦距离度量学习的伪 K 近邻文本分类算法. 计算机工程与设计, 2013; 34(6): 2200—2203

- Peng Kai, Wang Wei, Yang Yupu, *et al.* A pseudo K nearest neighbor text classification algorithm based on cosine distance metric learning. *Computer Engineering and Design*, 2013; 34(6): 2200—2203
- 5 Ismail M F, Jaafar T R, Pin N C, *et al.* Sobel operator for edges detection in surface texture analysis. *Jurnal Teknologi*, 2015; 76(10): 71—74
- 6 刘玉红,王志芳,杨佳仪,等. 彩色图像二值化算法及应用. *中国医学物理学杂志*, 2013; 30(1): 3873—3876
Liu Yuhong, Wang Zhifang, Yang Jiayi, *et al.* Two value algorithm of color image and its application. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2013; 30(1): 3873—3876
- 7 Zheng S, Qi H U, Gao P, *et al.* Research on print dot image binarization based on histogram concavity analysis. *Optical Instruments*, 2013; 35(2): 32—36
- 8 万金娥,袁保社,谷朝,等. 基于字符归一化双投影互相关性匹配识别算法. *计算机应用*, 2013; 33(3): 645—647
Wan Jine, Yuan Baoshe, Gu Chao, *et al.* Recognition algorithm based on character normalization and double projection correlation. *Computer Applications*, 2013; 33(3): 645—647
- 9 Hendriks C L L, Borgefors G, Strand R. *Mathematical morphology and its applications to signal and image processing*. *Lecture Notes in Computer Science*, 2015; 7883(4): 384—389
- 10 Shi S, Yu M, Yan G, *et al.* Improved scheme on SIFT image matching efficiency. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 2014; 270: 781—787
- 11 Shi S, Mingb Y U, Honglic Y U, *et al.* SIFT image matching algorithm based on similarity measure optimization. *Video Engineering*, 2013; 37(17): 148—150

Irregular Shape Recognition Based on Centroid of Projection Sequence

CAO Lu-meng, DENG Qi-gen

(School of Automation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, P. R. China)

[**Abstract**] A new method for irregular shape recognition based on traffic sign recognition was presented. The projection sequence is obtained by the bidirectional projection transformation of the irregular edge points. The weighted mass is obtained according to the normalized and centered projection sequence data, and the centroid of the projection sequence is obtained. Because the centroid distance of the similar particle system is similar, the centroid of the similar projection sequence is similar. By using the linear combination of the chessboard distance and the block distance to replace the Euclidean distance to measure the similarity of the projection sequence and its centroid, and then get the similarity degree of the irregular shape. The experimental results show that the algorithm has high recognition accuracy and fast computation speed.

[**Key words**] irregular shape recognition projection sequence centroid similarity measurement