

基于主曲率增强距离变换的形状相似性度量方法

王峰^{1,2,*}, 尤红建^{1,2,3}, 仇晓兰^{1,2}, 姚星辉^{1,2,3}

- (1. 中国科学院电子学研究所, 北京 100190;
2. 中国科学院空间信息处理与应用系统技术重点实验室, 北京 100190;
3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要:针对常规形状相似性度量方法在噪声干扰、部分信息遮挡和缺失情况下鲁棒性和准确性不足的问题,提出了一种基于主曲率增强距离变换的形状相似性度量方法.通过距离变换扩展形状轮廓的作用范围,提升相似性度量结果的鲁棒性;基于主曲率增强距离图,提升信息丰富轮廓在变换图中的响应,提升度量结果的准确性.仿真对比实验验证了方法在噪声干扰以及部分轮廓遮挡或缺失情况下的鲁棒性和准确性,道路矢量与 GPS 信号和光学遥感图像的应用试验表明方法在实际应用中的有效性.与传统的形状相似性度量方法相比,基于主曲率增强距离变换的方法适用于非刚性目标形状相似性度量,而且鲁棒性和准确度较高.

关键词:形状相似性;匹配;距离变换;主曲率

中图分类号:TP751.1 **文献标识码:**A

Shape similarity measure method based on principal curvature enhancement distance transformation

WANG Feng^{1,2,*}, YOU Hong-Jian^{1,2,3}, QIU Xiao-Lan^{1,2}, YAO Xing-Hui^{1,2,3}

- (1. Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing100190, China;
2. Key Laboratory of Technology in Geo-spatial Information Processing and Application System, Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: The conventional shape similarity measurements face the problems of robustness and accuracy in noise interference, partial information occlusion and missing situation. A method of shape similarity measurement based on principal curvature enhancement distance transformation is proposed. The distance transformation is carried out to extend the range of the shape contour, improving the robustness of the similarity measure. The distance map is enhanced by the principal curvature of the shape contour, improving the response of rich information contours in the transformation map, and enhancing the accuracy of measurement results. Simulation experiments show that the robustness and accuracy of the method in the situation of noise interference and partial contour occlusion or absence are verified. Application experiments of road vector and GPS signal and optical remote sensing image show that the method is effective in practical application. Compared with traditional shape similarity measure methods, the method based on principal curvature enhancement distance transformation is suitable for the non-rigid target shape similarity measure, and the robustness and accuracy are better.

Key words: shape similarity, matching, distance transformation, principal curvature

PACS: 07.05.Pj

引言

形状相似性度量为计算机视觉中的重要问题,已经被广泛应用在多个领域,比如目标识别、图像检索、文字识别、人脸识别、不同成像模式图像匹配等.不同于基于纹理信息的相似性度量方法,形状相似性度量方法仅基于目标的抽象形状轮廓信息进行处理,可以更好的反应目标固有特征,例如目标的结构和强点分布特性等.因此,形状相似性度量方法具有较好的抗形变能力,是近年来的研究热点^[1].

形状相似性度量方法依据形状的表达形式可分为两大类:一类仅能处理连续轮廓的度量方法;另一类是针对离散点分布的度量方法.基于傅里叶描述子^[2]和小波描述子^[3]的形状相似性度量方法需要计算边界轮廓的链码,然后用傅里叶描述子或者小波描述子表示链码,通过比较描述子的相似性度量形状相似性,此类方法仅能应用于连续轮廓度量,在实际场景中的应用范围有限.形状上下文方法(Shape Context)^[4]通过描述形状序列上的某个点与该形状序列上的其他所有点的空间分布关系表征离散点的形状特征,对于轮廓序列上的每一个点,都可以用一个向量来描述,这样的表示方法含有丰富的信息,对形状的描述能力非常强.形状上下文是一种信息丰富的形状相似性度量方法,对局部噪声点不敏感,但是算法对部分信息缺失的干扰较为敏感,算法准确度不高,而且计算量大.Hausdorff^[5]方法通过计算两个点集中所有点之间最大距离的最小距离得到,容易受噪声干扰,无法应用于部分轮廓遮挡的干扰图像中.

针对现有形状相似性度量方法的不足,提出一种基于主曲率增强距离变换(Principal Curvature-enhanced Distance Transformation, PCDT)的形状相似性度量方法.首先,对基准图进行限制空间范围的距离变换,得到轮廓距离变换图,扩展形状轮廓的作用范围,提升相似性度量的鲁棒性;其次,基于结构张量矩阵计算基准图轮廓的主曲率,并通过高斯扩散模型增强距离变换图,提升信息丰富轮廓在相似性度量中的权重,保证相似性度量结果的准确性;最后,将主曲率增强距离变换图与待处理形状轮廓进行矩阵相乘运算,得到相似性度量结果,算法实现过程中仅进行距离图生成和矩阵相乘运算,计算效率较高.

1 原理与算法

在计算机视觉和模式识别中,形状通常由二值

图像表示,表征目标的覆盖范围或强响应点的分布,反应目标固有的结构属性.不同于纹理、颜色等基本特征,形状是一种高级抽象的视觉信息,如图 1 中所示,仅包含二值化形状的图片不影响人眼对目标的快速识别,尤其在获取方式得到影像间,例如全色、红外以及微波遥感影像之间、线状矢量图与离散采样点分布图之间,不同模式获取的影像间,其纹理和颜色反映的目标信息不同,有可能成为目标相似性度量中的干扰项,而目标的空间分布形状是与获取方式无关的稳定量,可以用来度量目标固有结构的相似性^[6].

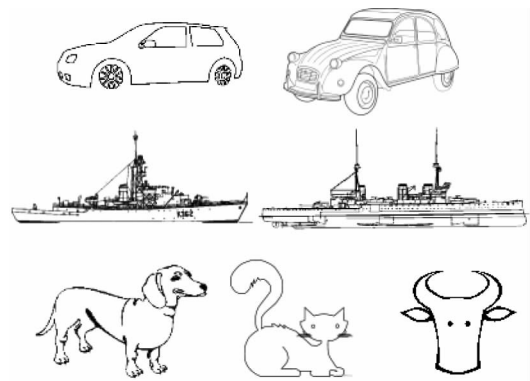


图 1 二值化形状轮廓
Fig. 1 Binarized shape outline

二值轮廓形状常基于薄边缘的形式表征,前景轮廓点的直接作用范围有限;另一方面,在轮廓形状中,主曲率较大的轮廓区域,例如交叉点和转折点等,其包含的信息量相对于平滑区域更为丰富.基于上述两点考虑,提出基于主曲率增强距离变换的形状相似性度量方法,通过距离变换增加算法的鲁棒性,保证方法处理非刚性变形目标的能力;通过主曲率增强处理,增加信息相对丰富轮廓在相似性度量中的权重,提升算法的准确性,算法的处理流程如图 2 中所示.

1.1 距离变换

二值图像距离变换的概念由 Rosenfeld 和 Pfaltz 于 1966 年在论文中提出,是一种常见的二值化图像处理算法,用来计算图像中任意位置到最近边缘点的距离,目前广泛应用于计算机图形学、目标识别以及 GIS 空间分析等领域^[7],通过使用两遍扫描光栅算法可以快速计算一个图像中非零像素点到最近的零像素点的距离,也就是到所有零像素点的最短距离,最终将二值图像转换为表征距离边缘点远近的灰度图像^[8].

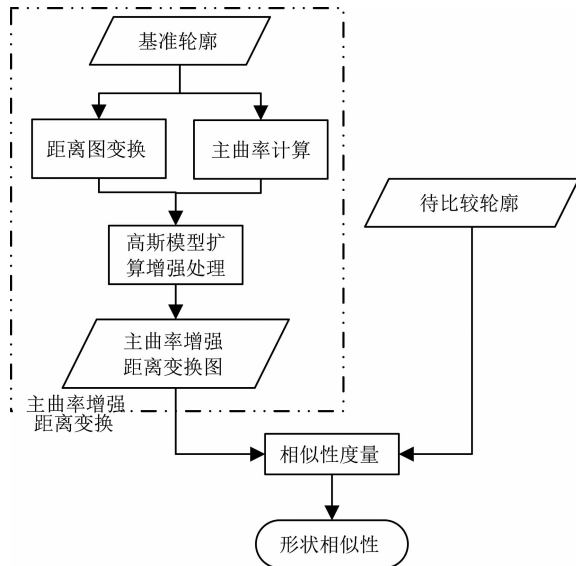


图2 基于主曲率增强距离变换的形状相似性度量方法流程图

Fig. 2 Flow chart of shape similarity measurement based on principal curvature enhancement distance transform

距离变换按照距离的类型可以分为欧式距离变换 (Euclidean Distance Transform) 和非式距离变换两种, 其中, 非欧式距离变换又包括棋盘距离变换 (Chessboard Distance Transform)、城市街区距离变换 (City-block Distance Transform)、倒角距离变换 (Chamfer Distance Transform) 等。

假设一幅二值图像 I 包含目标集 O 和背景集 B , 距离图为 D , 则距离变换的一般定义如下:

$$D_{\text{normal}}(p) = \text{Min}(\text{disf}(p, q)) \quad p \in O, q \in B \quad (1)$$

其中, p 和 q 分别表示边缘目标集和背景集中的点, $\text{disf}(\ast)$ 为距离计算公式, 常用距离计算公式如下表所示:

表1 几种常见的距离度量方式

Table 1 Several common distance measurement methods

距离计算方法	计算公式
欧式距离	$\text{disf}(p, q) = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$
棋盘距离	$\text{disf}(p, q) = \max(x_1 - x_2 , y_1 - y_2)$
城市街区距离	$\text{disf}(p, q) = x_1 - x_2 + y_1 - y_2 $

本文采用的欧式距离进行距离变换计算, 距离变换的主要实现步骤如下:

1、图像中的目标像素点可以分为三类: 内部点, 外部点和孤立点. 以中心像素的四邻域为例, 如果中心像素为目标像素 (值为 1) 且四邻域都为目标像素 (值为 1), 则该点为内部点. 如果该中心像素为

目标像素, 四邻域为背景像素 (值为 0), 则该中心点为孤立点, 如图 3 所示, 除了内部点和孤立点之外的目标区域点为边界点.

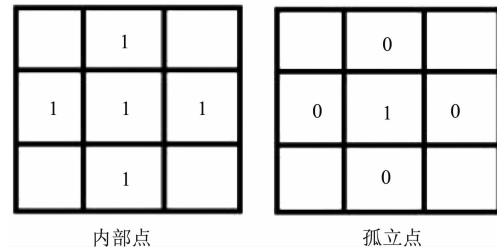


图3 内部点和孤立点

Fig. 3 Internal points and isolated points

2、将图像中所有点分为内部点集合 S_1 和非内部点集合 S_2 .

3、对于内部点集合 S_1 中的每一个内部点 (x, y) , 使用距离公式 $\text{disf}(\ast)$ 计算其在非内部点集合 S_2 中的最小距离, 即为当前点的距离变换结果.

在形状相似性度量应用中, 距离轮廓越近的区域其结构信息响应应该越强. 因此, 需要对常规的距离变换结果进行反变换处理. 另一方面, 非刚性的形变需要限制在一定范围内, 可以通过设置距离阈值 T_d 实现, 因此, 本文中使用的距离变换公式如下所示:

$$D(p) = \begin{cases} 0 & \text{if: } D_{\text{normal}} > T_d \\ T_d - D_{\text{normal}} & \text{if: } D_{\text{normal}} \leq T_d \end{cases}, \quad (2)$$

距离变换阈值 T_d 的设置可以调节相似性度量方法对非刚性变换的忍耐程度, T_d 的值越大, 对于非刚性变化的鲁棒性越强, 建议取值范围为 3 ~ 8.

1.2 主曲率增强处理

图像主曲率反映了局部区域所包含信息的丰富程度, 常用来检测显著性特征点, 直接计算主曲率难度较大, 可以通过结构张量矩阵进行间接计算, 计算效率较高^[9]. 结构张量又称为二阶矩阵, 常用来描述局部图像的结构信息, 点 $P(x_0, y_0)$ 附近区域 σ 尺度窗口范围内结构张量定义为:

$$M(P, \sigma) = \sum_{x, y} w_{\sigma}(x, y) \begin{bmatrix} I_x^2(x, y) & I_x I_y(x, y) \\ I_x I_y(x, y) & I_y^2(x, y) \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中, I_x 和 I_y 是邻域采样点 (x, y) 在 x 和 y 方向的偏导数, σ 对应于当前图像局部窗口的大小, 斜对角线上是 I_x 和 I_y 的乘积, 对角线上是 I_x 和 I_y 各自的平方, $w_{\sigma}(x, y)$ 是加权函数, 可以采用常数或高斯加权函数, 高斯加权函数计算方法如下式所示:

$$w_{\sigma\text{gauss}}(x,y) = g(x,y,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

结构张量矩阵的特征值表征了局部区域图像的主曲率,可以反映局部区域信息量的丰富程度.在二维情况下,通过特征值可以将图像局部区域大致划分为边缘、角点和均匀区域三种情况,如图4所示:

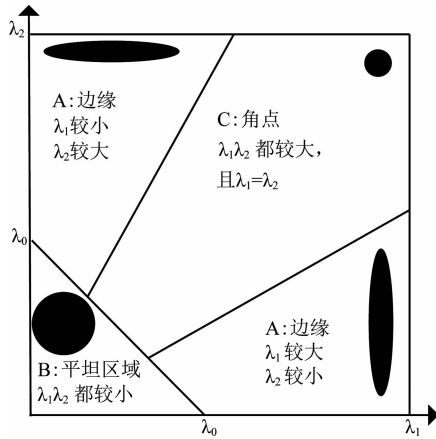


图4 结构张量矩阵主曲率空间
Fig.4 Structural tensor matrix principal curvature space

A. 如果一个特征值较大,另一个较小,则代表边缘区域;

B. 如果两个特征值都小,表明局部区域灰度近似一致,为平坦区域;

C. 如果两个特征是都大,代表角点.

为了计算方便,常采用角点响应值 R 来表征局部区域结构信息的丰富程度,其计算公式如下:

$$\begin{aligned} R &= \det M - a(\text{trace} M)^2 \\ \det M &= \lambda_1 \lambda_2 \\ \text{trace} M &= \lambda_1 + \lambda_2 \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $\det M$ 为矩阵的行列式, $\text{trace} M$ 为矩阵的迹, a 为常数,取值范围为 $0.04 \sim 0.06$.

将结构张量计算的角点响应值 R 通过高斯扩散函数对距离图进行加权处理,得到主曲率增强的距离变换结果,点 (x,y) 处的主曲率增强距离变换结果计算公式如下所示:

$$\begin{aligned} D_{R\sigma}(x,y) &= \lambda R(x,y) * g(x,y,\sigma) + D(x,y) \\ &= \lambda R(x,y) * \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} + D(x,y) \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $D(x,y)$ 和 $R(x,y)$ 分别为公式(2)距离变换和公式(5)主曲率响应在二维图像坐标系下的表达

式, $g(x,y,\sigma)$ 为尺度范围 σ 为的高斯扩散函数, λ 为常量,表示主曲率增强的系数,用于调节距离变换和主曲率增强处理的相对权重,建议取值范围为 $0.1 \sim 0.2$. 高斯扩散尺度参数 σ 的设置可以调节交点和转折点对相似性度量的影响程度,值越大主曲率增强的程度越高,与待处理轮廓的变形程度相关,建议取值范围为 $3 \sim 8$.

1.3 相似性度量方法

将主曲率增强距离变换图 W' 与待比较的形状轮廓 I 进行相似性度量,可以得到主曲率增加距离变换形状相似性度量结果.采用归一化互相关 (NCC)^[10] 方法作为相似性度量的准则,那么主曲率增强距离变换计算公式如下:

$$PCDT(W,I) = NCC(W',I) \quad (7)$$

其中, W 和 I 为待比较形状相似性的两幅形状轮廓图像, W' 为对基准图像 W 进行距离变换和主曲率增强处理得到的主曲率增强距离变换图,其计算公式为:

$$W'(x,y) = D_{R\sigma}(x,y), (x,y) \in W \quad (8)$$

$NCC(*)$ 为归一化互相关方法,其计算公式如下:

$$NCC(W',I) = \frac{\sum_w (W' - E(W))(I - E(I))}{\sqrt{\sum_w (W' - E(W))^2} \sqrt{\sum_w (I - E(I))^2}} \quad (9)$$

其中, $E(*)$ 为图像灰度值的均值.

2 实验结果与分析

2.1 噪声干扰条件下目标检测仿真对比实验

本组实验以一副尺寸为 271×248 的轮廓图作为基准图像,将图像的长宽尺寸分别增加 100 像素,并进行 $(50,50)$ 像素的平移,得到待搜索图像.将待搜索图像中形状轮廓所有点的 x 坐标和 y 坐标分别看做一维信号,并在其中分别加入均值 $E=0$,均方差值 $V=1,2,\dots,10$ 的高斯噪声偏移量,得到一系列噪声干扰的待搜索图像,基准图像和部分仿真图像如图5中所示.

在不程度噪声干扰图像中,通过形状相似性度量方法进行目标检测,可以比较不同形状相似性方法在噪声干扰条件下的鲁棒性和准确性.除本文提出的基于主曲率增强距离变换 (Principal Curvature-enhanced Distance Transformation, PCDT) 的形状相似性度量方法以外,采用归一化互相关、Hausdorff Distance (HD) 以及形状上下文 (Shape Contexts, CS) 方法进行对比试验.

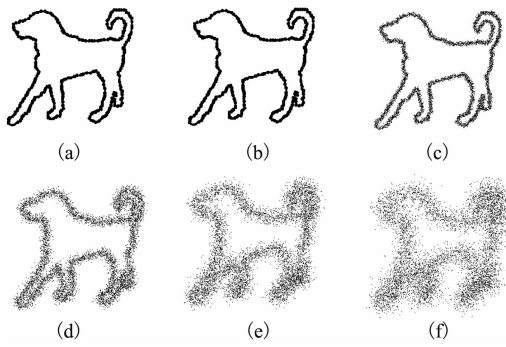


图5 (a)基准图(b)无噪声干扰仿真图(c) $V=1$ 噪声干扰仿真图(d) $V=4$ 噪声干扰仿真图(e) $V=7$ 噪声干扰仿真图(f) $V=10$ 噪声干扰仿真图

Fig.5 Noise interference simulations: (a) reference map, (b) no noise, (c) $V = 1$, (d) $V = 4$, (e) $V = 7$, (f) $V = 10$

Hausdorff Distance (HD)方法实一种经典的离散分布点集相似性度量方法,通过计算两个点集中所有点之间最大距离的最小距离得到,点集 A 和 B 的 Hausdorff 距离计算公式如下:

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \{ \min_{b \in B} \{ \text{disf}(a, b) \} \} \quad (10)$$

形状上下文以图像中心点 p_i 为参考点,在 p_i 为圆心、 R 为半径的区域内按对数距离间隔建立 N 个同心圆,并将此区域沿圆周方向 M 等分,形成如图6所示的靶状模板.点 p_i 到其它各点的向量相对位置简化为模板上各扇区内的点分布数,这些点的统计分布直方图 $h_i(k)$,称为点 p_i 的形状上下文,通过度量离散点分布统计直方图比较点集的形状相似性.

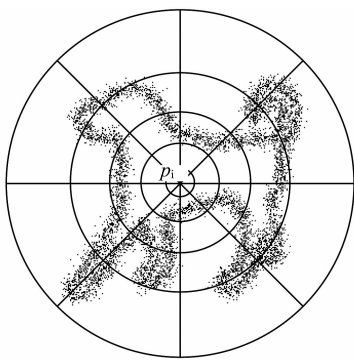


图6 形状上下文描述子统计示意图
Fig.6 Description of the shape context

基准影像图经过主曲率增强距离变换后的影像如图7所示,从图中可以看出,在主曲率较大的图像轮廓区域,其变换后图像的响应较为强烈,对应了图像轮廓信息丰富的区域,为下一步形状相似性度量提供基准.

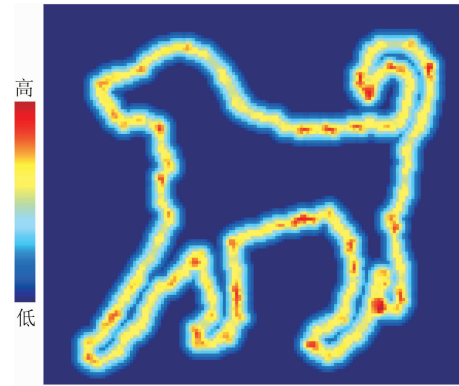


图7 距离加权变换后的基准影像的彩虹图显示

Fig.7 Description of the shape context

图8中展示了通过本文方法在噪声干扰均方差 $V=4$ 、 $V=7$ 和 $V=10$ 的仿真图像中检测得到基准图的位置,仿真图像受噪声干扰明显,轮廓点呈现离散分布的特点,本文提出的方法可以较好的获得形状轮廓的对应关系,验证了方法在噪声干扰条件下的鲁棒性,表明本文方法可应用于存在非刚性变换的形状相似性度量.

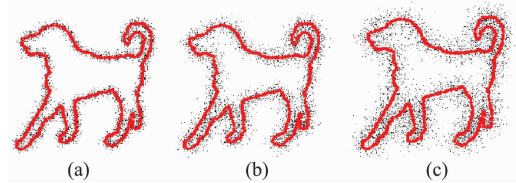


图8 均方差(a) $V=4$, (b) $V=7$, (c) $V=10$ 的噪声干扰图目标检测结果

Fig.8 Target detection results of mean square error (a) $V=4$, (b) $V=7$, (c) $V=10$

采用上述4种形状相似性度量方法在噪声干扰仿真数据中进行目标检测测试,检测结果的定位误差如图9所示,从图中可以看出,该算法在不同程度噪声条件下,目标检测结果稳定度最好,检测结果定位偏差均小于1.4像素;归一化互相关方法在噪声干扰小的情况下可以获得较好的检测精度,但是随着噪声干扰的增加,检测结果的精度降低;Hausdorff距离算法受噪声影响较小,具有较好的鲁棒性,但是目标检测结果的精度不足;由于形状上下文算法通过统计对数极坐标系内轮廓点的分布数据进行形状相似性度量,受噪声干扰条件下目标检测的定位精度较差.

2.2 部分遮挡或缺失条件下目标检测仿真验证实验
该组实验以上一组实验中 $V=7$ 的噪声干扰图

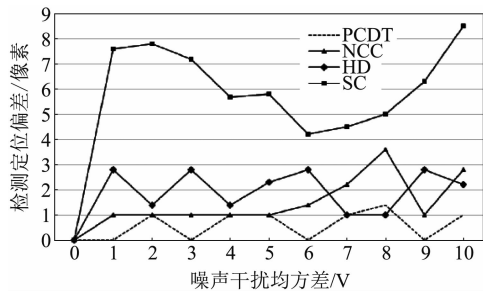


图9 不同程度噪声图目标检测精度对比结果
Fig. 9 Accuracy of target detection accuracy in noise interference simulation map

像为基础,随机生成部分轮廓遮挡(a1~a5)或缺失(b1~b5)的仿真图像各五幅,并分别采用本文提出算法以及 NCC、Hausdorff 距离、形状上下文方法进行目标检测实验,如图 10 所示。

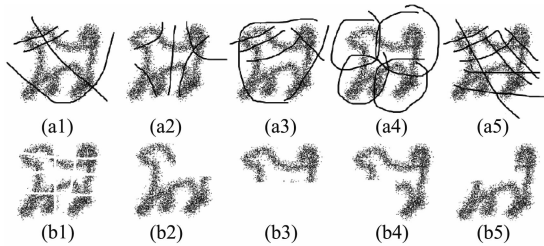


图 10 部分轮廓遮挡 a1~a5 和缺失 b1~b5 仿真图
Fig. 10 Partial contours block a1~a5 and missing b1~b5 simulations

采用上述四种形状相似性度量方法在部分遮挡和缺失仿真数据中进行目标检测测试,检测结果定位误差如图 11 所示,从图中可以看出,该算法在部分轮廓点缺失和遮挡情况下,目标检测结果的稳定度最好,检测结果定位偏差均小于 1.4 像素;归一化互相关方法的检测结果不稳定,在部分缺失仿真数据中的检测结果较差;Hausdorff 距离算法在部分轮廓缺失情况下(b2~b4),检测结果的定位误差很大,可以认为无法检测到目标;形状上下文算法在部分轮廓遮挡情况下(a2~a5),检测结果的定位误差很大,可以认为无法检测到目标。

图 12 中展示了通过该方法在 a5 和 b5 仿真图像中检测得到基准图的位置,仿真图像受遮挡和干扰明显,本文提出的方法可以较好的获得形状轮廓的对应关系,验证了方法在轮廓点部分遮挡和缺失情况下的鲁棒性。

随着缺失和遮挡比例的增加,目标检测的稳定性的会受到影响.为了量化分析 PCDT 算法对缺失

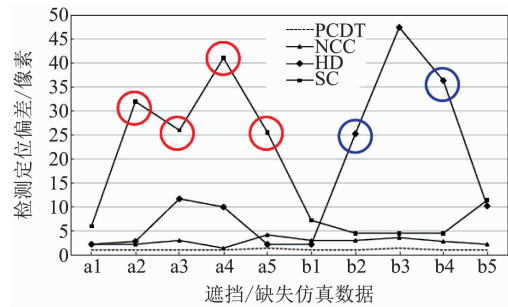


图 11 轮廓部分遮挡或缺失仿真图目标检测精度对比结果
Fig. 11 Partial contours block and missing simulations target detection results

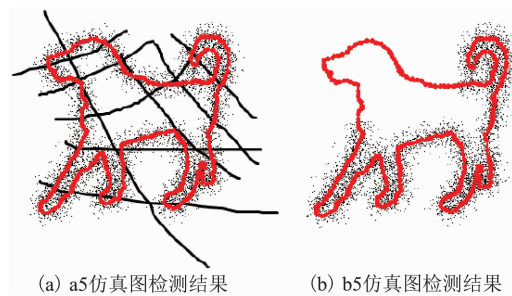


图 12 a5 和 b5 仿真图目标检测结果
Fig. 12 Target detect results of a5 and b5 simulations

和遮挡程度的适应性,以 $V=7$ 的噪声干扰图像为基准,分别按照从左到右、从右到左、从下到上、从上到下的方向生成 10%~90% 比例缺失和遮挡的仿真数据,部分仿真数据如图 13 所示:

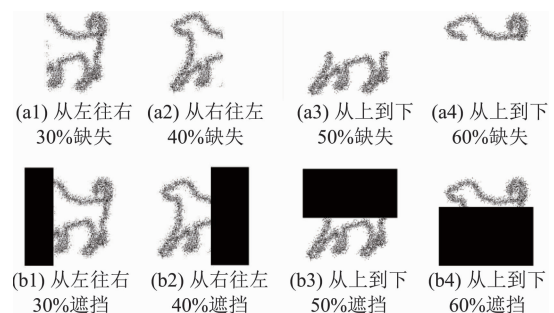


图 13 不同缺失和遮挡情况部分仿真图
Fig. 13 Different block and missing simulations

基于 PCDT 算法将上述不同程度缺失和遮挡仿真数据进行目标检测实验,如果检测结果的偏差小于 5 像素,则任务检测结果正确,记为“√”;反之,则算法目标检测失败,记为“×”,实验结果如表 1 所示:

从表1中可以看出,虽然不同方向缺失或遮挡

表 1 不同程度缺失和遮挡条件下目标检测结果

Table 1 Target detection results of missing and block simulations in different degrees

缺失/遮挡比例	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
缺失	左到右	√	√	√	√	√	√	√	√	×
	右到左	√	√	√	√	√	√	√	√	×
	上到下	√	√	√	√	√	√	√	√	×
	下到上	√	√	√	√	√	√	√	√	×
遮挡	左到右	√	√	√	√	√	×	×	×	×
	右到左	√	√	√	√	√	×	×	×	×
	上到下	√	√	√	√	√	×	×	×	×
	下到上	√	√	√	√	√	√	×	×	×

仿真数据的检测结果有一定的差异,但是依然呈现明显的规律性:在目标部分缺失情况下,如果缺失比例不大于 80%,依然可以获取稳定的检测结果;在目标部分遮挡情况下,当遮挡比例达到 50% 时,无法获得稳定的检测结果.这是由于在目标部分缺失条件下,似然丢失了大量目标信息,但是剩余的可用信息依然可以保证目标形状相似性度量的准确性;但是,在部分遮挡条件下,由于干扰信息的大量加入,会明显影响相似性度量的准确性,进而影响目标检测的正确性.

2.3 道路矢量和 GPS 信号匹配应用实验

GPS 定位数据与 GIS 中的路网数据进行匹配处理,可以消除或减少定位中可能产生的各种误差,包括 GPS 定位误差和 GIS 路网数据的不准确性引入的误差,有利于获得车辆的实际位置^[11].本文方法对噪声干扰和信号缺失具有一定的鲁棒性,适用于离散 GPS 信号与线矢量路网数据的自动匹配处理,去除数据中可能存在的各种类型误差.

为了验证该方法在道路矢量和 GPS 离散信号匹配应用中的适应性,测试数据采用微软提供的 2008 年北京地区 GPS 数据,包含一周内 10357 辆出租车的 GPS 采样信号(<https://www.microsoft.com/en-us/research/publication/t-drive-trajectory-data-sample/>),道路矢量数据采用的是 2013 年北京市公开路网矢量数据,以线矢量形式标注了北京地区的路网(<https://www.beijingcitylab.com/app/download/8687575299/DT12.zip?t=1454119186>).将 GPS 信号和道路矢量数据统一转换为 1 米分辨率栅格图像,图 14 中展示道路矢量图以及进行主曲率增强距离变换处理后图像:

GPS 定位数据和道路矢量数据都存在各种类型的误差,包括 GPS 采样的随机误差和道路矢量绘制时的随机偏差.由于随机偏差的存在,数据观测值可以认为是在真值附近一定的区域内变动,而且距离真值越近观测值出现的概率越大.假设 GPS 信号相

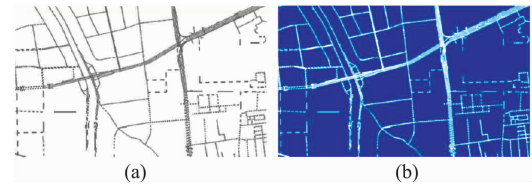
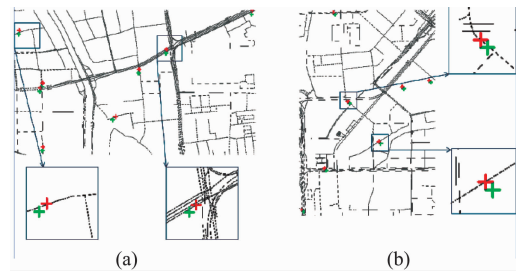


图 14 (a) 道路矢量 (b) 主曲率增强变换后图像

Fig. 14 (A) road vector (b) image after main curvature enhancement transformation

对定位偏差约为 5 米,测试中距离变换阈值 T_d 和高斯扩散尺度参数 σ 相应设置为 5,可以较好的克服待处理 GPS 信号相对道路矢量的变形,以定位偏差 100 m 作为搜索范围,以 7 个 GPS 信号构建一个离散点分布图像,利用本文提出方法在道路矢量图像进行形状相似性度量,部分实验测试结果如图 15 所示:

图 15 GPS 信号与道路矢量自动匹配处理前后对比
Fig. 15 Comparison of GPS signal and road vector before and after automatic matching

上图中展示了两组 GPS 数据与道路矢量图自动匹配处理前后的定位关系,其中,绿色箭头标注的为原始 GPS 信号的位置,红色箭头为利用本文方法得到的最佳匹配位置. GPS 信号与道路矢量的自动匹配处理,相当于噪声干扰和部分轮廓点缺失条件下的形状相似性度量.从局部放大图像中可以看出,基于本文提出的形状相似性度量方法进行匹配处理,去除了部分数据的定位误差, GPS 信号与道路矢量的对应关系更加符合实际应用的需求.

2.4 道路矢量和光学遥感图像匹配应用实验

随着现场勘查等人工辅助工作的不断完善,道路矢量数据的定位精度不断提高,尤其是在部分大城市区域,道路矢量的定位精度已经达到 10 m 以内,而且国内和国外的主要大城市都有公开的道路矢量数据,而且矢量数据具有占用存储空间小,可进行无级缩放的特点,因此,道路矢量数据是一种辅助提升遥感影像定位精度有效途径,这就需要实现遥感图像与道路矢量数据的自动匹配。

本组实验中,道路矢量采用北京 2013 道路矢量数据,光学遥感数据采用高分二号遥感数据,将待处理图像的分辨率统一为 1 m,对光学遥感图像通过 Laplacian 算子计算二阶导得到道路强度图,然后采用本文方法进行形状相似性度量,如图 16 所示。

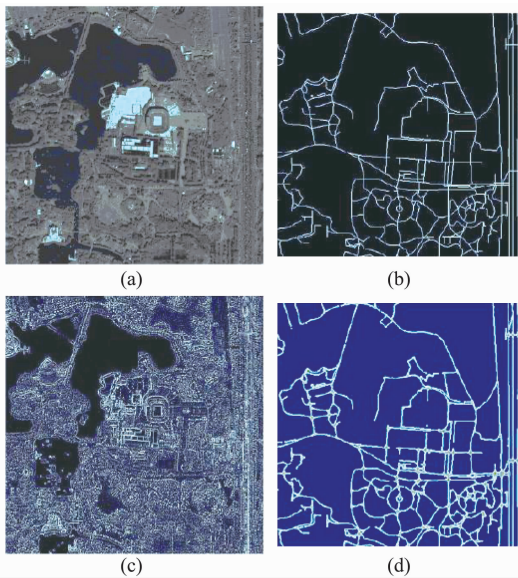


图 16 (a) 光学遥感图像, (b) 道路矢量图, (c) Laplacian 算子提取的道路强度图, (d) 主曲率增强距离变换图

Fig. 16 (a) Optical remote sensing image, (b) road vector, (c) road intensity map extracted by Laplacian, (d) principal curvature enhancement distance transformation

从图 16 中可以看出, Laplacian 算子通过计算二阶导数得到辐射值变化的强度图,在道路、屋檐、立交桥等线状结构区域响应较为强烈,但是提取的强度图相对于道路矢量图存在明显的噪声干扰. 利用本文提出方法在道路矢量和光学遥感图像间进行形状相似性度量,估计光学影像相对道路矢量的变形在 3 m 左右,相应的,设置距离变换阈值 T_0 和高斯扩散尺度参数为 3,以定位偏差 50 m 作为搜索范

围,部分实验测试结果如图 17 所示。

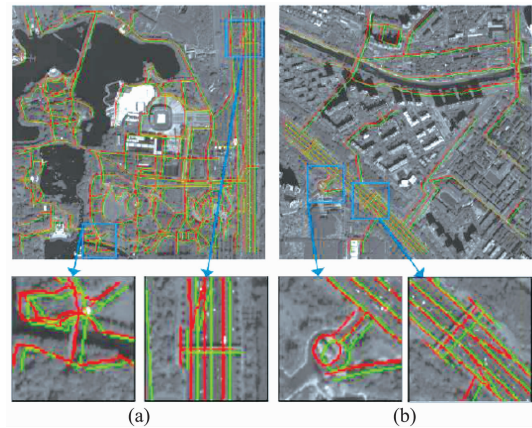


图 17 光学遥感图像与道路矢量自动匹配处理前后对比

Fig. 17 Comparison of optical remote sensing image and road vector before and after automatic matching

图 17 中展示了两组光学遥感图像与道路矢量图自动匹配处理前后的定位关系,其中,绿色标注的为原始道路矢量的位置,红色标注的为利用本文方法修正后的道路矢量位置. 光学遥感图像与道路矢量的自动匹配处理,类似于噪声干扰和部分轮廓点遮挡条件下的形状相似性度量. 从局部放大图像中可以看出,以高精度的道路矢量为控制数据,本文提出的形状相似性度量方法可有效提升光学遥感影像的定位精度。

3 总结和展望

针对离散分布点集的形状相似性度量问题,文章中提出了一种基于主曲率增强距离变换的鲁棒形状相似性度量方法. 首先,对基准图像进行限定空间范围的距离变换,响应强度随着与轮廓点距离的增加而逐渐降低;其次,通过结构张量矩阵计算轮廓的主曲率响应,并通过高斯扩散模型处理,得到主曲率增强的距离变换图;最后,通过待处理形状轮廓与主曲率增强距离变换图的矩阵乘积运算,得到两幅图像的形状相似性度量结果. 文章提出的算法通过距离变换提升了对噪声干扰和非刚性变形的鲁棒性,通过主曲率增强处理保证了度量结果的准确性,相似性度量过程中仅进行距离图、主曲率计算和矩阵相乘运算,计算效率较高。

仿真实验验证了文章提出方法在噪声干扰以及部分轮廓遮挡或缺失情况下的有效性,与常用的形状相似性度量方法的对比试验,具有较好的稳定性

(下转第 86 页)

- [2] Rajkumar M, Vara Prasad M N, Freitas H, et al. Biotechnological applications of serpentine soil bacteria for phytoremediation of trace metals[J]. *Critical reviews in biotechnology*, 2009, **29**(2): 120 - 130.
- [3] YANG Zhe, WANG Yu-tian, PAN Zhao. Fluorescence spectrum denoising method for low concentration petroleum pollutants based on EMD-LWT [J]. *Acta Optica Sinica*, (杨哲, 王玉田, 潘钊. 基于 EMD-LWT 的低浓度石油类污染物荧光光谱去噪法. *光学学报*) 2016, **36**(5): 290 - 296.
- [4] XIAO Ying, YIN Fu-liang. Decorrelation EMD: a new method of eliminating mode mixing[J]. *Journal of Vibration and Shock*, (肖瑛, 殷福亮. 解相关 EMD: 消除模式混叠的新方法. *振动与冲击*). 2015, **34**(4): 25 - 29.
- [5] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational Mode Decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, **62**(3): 531 - 544.
- [6] Qian Lin, Kang Min, Fu Xiuqing, et al. Application of adaptive morphology in bearing fault diagnosis based on VMD [J]. *Journal of Vibration and Shock*, (钱林, 康敏, 傅秀清, 等. 基于 VMD 的自适应形态学在轴承故障诊断中的应用. *振动与冲击*). 2017, **36**(3): 227 - 233.
- [7] JIA Ya-fei, ZHU Yong-li, WANG Liu-wang, et al. Feature extraction and classification on partial discharge signals of power transformers based on VMD and multiscale entropy [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society* (贾亚飞, 朱永利, 王刘旺, 等. 基于 VMD 和多尺度熵的变压器内绝缘局部放电信号特征提取及分类. *电工技术学报*), 2016, **31**(19): 208 - 217.
- [8] Bao Shidan. Soil and Agricultural Chemistry Analysis [M]. Beijing: China Agricultural Press (鲍士旦. 土壤农化分析. 北京: 中国农业出版社), 2000: 66 - 82.
- [9] Küpper H, Küpper F, Spiller M. Environmental relevance of heavy metal-substituted chlorophylls using the example of water plants [J]. *Journal of Experimental Botany*, 1996, **47**(295): 259 - 266.
- [10] Prasad M N V. Heavy metal stress in plants: from biomolecules to ecosystems [J]. Springer, 2004.
- [11] Li X, Liu X, Liu M, et al. A hyperspectral index sensitive to subtle changes in the canopy chlorophyll content under arsenic stress [J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2015, **36**(41 - 53).
- [12] Newete S W, Erasmus B F N, Weiersbye I M, et al. Hyperspectral reflectance features of water hyacinth growing under feeding stresses of *Neochetina* spp. and different heavy metal pollutants [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, **35**(3): 799 - 817.

(上接第 79 页)

和准确性. 通过道路矢量与离散 GPS 信号以及光学遥感影像的匹配处理实验中, 验证了文章提出的方法在实际复杂应用场景中的性能.

文章提出的形状相似性度量方法还可以应用于存在一定变形的目标检测和识别中, 不仅可以根据主曲率进行距离图的增强处理, 也可以根据经验进行其他形式的增强距离变换, 以突出目标在检测或识别应用中的重要结构信息, 提高相似性度量结果的准确性.

References

- [1] CHEN Ze-Hua, XIANG Xiao-Hui, CHAI Jing. Neighborhood related multiple-instance classifiers based on integrated Hausdorff distance [J]. *Journal of Shandong University (Engineering Science)* (陈泽华, 尚晓慧, 柴晶. 基于混合 Hausdorff 距离的多示例学习近邻分类器. *山东大学学报(工学版)*), 2016, **46**(6): 15 - 22.
- [2] ZAHN C T, ROSKIES R Z. Fourier descriptors for plane closed curves [J]. *IEEE Transactions on computers*, 1972, **100**(3): 269 - 281.
- [3] CHUANG G-H, KUO C C. Wavelet descriptor of planar curves: Theory and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, **5**(1): 56 - 70.
- [4] BELONGIE S, MALIK J, PUZICHA J. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2002, **24**(4): 509 - 522.
- [5] DENG Min, NIU MuLian, LI ZhiLin. A Generalized Hausdorff Distance for Spatial Objects in GIS [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, (邓敏, 钮沫联, 李志林. GIS 空间目标的广义 Hausdorff 距离模型. *武汉大学学报: 信息科学版*), 2007, **32**(7): 641 - 645.
- [6] WANG Feng, YOU HongJian. Robust registration method of SAR and optical remote sensing Images based on cascade transforms [J], *J. Infrared Millim. Waves* (王峰, 尤红建. 基于级联变换的光学和 SAR 图像配准算法. *红外与毫米波学报*), 2015, **34**(4): 486 - 92.
- [7] DING Yi, LIU Wen-Yu, ZHENG Yu-Hua. Hierarchical connected skeletonization algorithm based on distance transform [J], *J. Infrared Millim. Waves* (丁颀, 刘文予, 郑宇化. 基于距离变换的多尺度连通骨架算法 [J]. *红外与毫米波学报*), 2005, **24**(4): 281 - 285.
- [8] Shih, Frank Y, Wu YiTa. Fast Euclidean distance transformation in two scans using a 3×3 neighborhood [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2004, **93**(2): 195 - 205.
- [9] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detector; *proceedings of the Alvey vision conference*, F, 1988 [C]. Manchester, UK.
- [10] Pratt, William K. Correlation techniques of image registration [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1974, (3): 353 - 358.
- [11] LIU WeiNing, WANG JieYu, ZHENG LinJiang. Map-matching algorithm research based on spatio-temporal analysis [J], *Application Research of Computers* (刘卫宁, 汪杰宇, 郑林江. 基于时空分析的地图匹配算法研究 [J]. *计算机应用研究*), 2016, **33**(8): 2266 - 2269.