

基于单位统计曲率特征匹配的红外目标检测方法

吴云鹏, 朱 轶, 朱宏辉

(武汉理工大学 物流工程学院, 武汉 430063)

摘要: 针对机器人在隧道施工环境中, 由于阴暗强光等因素导致红外图像中的目标检测失败, 提出一种基于单位统计曲率特征匹配的红外目标检测方法; 采用最小二乘法对目标的曲面进行拟合, 根据拟合曲面计算出目标中各像素的高斯曲率和平均曲率, 使用曲率代替梯度构造图像特征描述符并建立曲率平面, 根据曲率分布的密度将其划分为多个单位区域, 对每个单位中的像素使用统计信息来生成稳定的单位统计曲率特征矩阵, 通过计算矩阵之间的欧氏距离得到目标的相似性, 识别红外图像中待检测的目标; 对该算法与现有其它算法对标准图像数据集和实际施工隧道中的栈桥的检测准确率进行对比评价, 结果表明, 该算法的检测准确率最高, 满足了工程上隧道机器人行进中识别栈桥的使用需求。

关键词: 单位统计曲率特征; 特征匹配; 红外目标检测

A Method for Infrared Target Detection Based on Unit Statistical Curvature Feature Matching

Wu Yunpeng, Zhu Yi, Zhu Honghui

(School of Logistic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)

Abstract: For the robot in the tunnel construction environment, due to factors such as dark and strong light, the target detection in the infrared image fails, a method of infrared target detection based on unit statistical curvature feature matching is proposed. The least squares method is used to fit the surface of the target, and the Gaussian curvature and mean curvature of each pixel in the target are calculated according to the fitted surface. The curvature is used to replace the gradient to construct the image feature descriptor and establish the curvature plane. According to the density of the curvature distribution, the curvature plane is divided into multiple unit areas, and use statistical information for the pixels in each unit to generate a stable unit statistical curvature feature matrix, by calculating the Euclidean distance between the matrices to obtain the similarity of the target, it can find the target to be detected in the infrared image. This algorithm compares and evaluates the detection accuracy of standard image data sets and the actual construction tunnel trestle with other existing algorithms. The result shows that the detection accuracy of this algorithm is the highest, which meets the needs of tunnel robots in engineering to identify trestle bridges.

Keywords: unit statistical curvature feature; feature matching; infrared target detection

0 引言

目标的自动检测是机器视觉中一项广泛应用的技术。例如, 无人驾驶车辆的避障和道路安全的预警等。在过去的几十年中, 目标检测技术得到了普遍的研究。然而, 到目前为止, 目标检测的各种方法对于复杂黑暗场景下的目标识别效果不佳。例如隧道施工现场, 环境阴暗, 浮尘和强光的存在, 道路崎岖不平, 导致包含检测目标的红外图像的信息存在很多干扰, 现有的传统方法无法对目标进行可靠的检测。

现有的方法实现红外目标的检测在很大程度上取决于图像特征, 例如边缘特征、不变特征和统计特征。基于边缘特征^[1]的匹配方法首先提取目标的边缘信息, 然后通过

倒角距离匹配技术^[2]来匹配目标的边缘, 或者转换成其它特征, 例如形状描述符^[3]、轮廓描述符^[4]或者感知驱动的图像特征^[5], 虽然采集的图像经过预处理, 但在隧道环境中待识别的目标轮廓较模糊, 依然不足以用这些方法准确识别。基于不变特征的方法主流是对照度和尺度特征的提取。SIFT、SURF 和 ORB 都是基于局部不变特征的经典算法, 有诸多学者针对此类算法进行了改进^[6-8], 然而, 这些经典算法很难从一个红外图像的目标中提取足够多的关键点。Gray Histogram、Entroy、Unit Entroy、HoG 和 GIST 等^[9-12]统计特征方法, 可用于表征红外图像中的目标, 然而, Gray Histogram 和 Entroy 仅仅依靠灰度值来检测目标, 不包含任何关于像素位置的信息, 这就会导致不同的

收稿日期: 2020-10-13; 修回日期: 2020-11-05。

基金项目: 国家自然科学基金委员会青年科学基金(51805395)。

作者简介: 吴云鹏(1995-), 男, 河北唐山人, 硕士研究生, 主要从事机器视觉, 机器人目标检测与避障方向的研究。

朱宏辉(1956-), 男, 湖北麻城人, 博士, 教授, 主要从事智能控制, 嵌入式技术研究, 机电一体化方向的研究。

通讯作者: 朱 轶(1985-), 女, 湖北武汉人, 实验师, 硕士, 主要从事自动化技术方向的研究。

引用格式: 吴云鹏, 朱 轶, 朱宏辉. 基于单位统计曲率特征匹配的红外目标检测方法[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(5): 79-85, 91.

目标可能被标识为相同的目标的问题。此外，当目标方向变化时，HoG 和 GIST 不起作用。

实际隧道场景中机器人因自身的运动，获取的目标以及环境一直处于不断变化的状态下，针对此场景如果依旧使用传统的基于边缘、统计等特征的相关图像特征匹配算法就会存在一定的局限性。当视频中的目标方向和尺度发生变化，以及采集工具的视角、隧道环境中的照度等情况发生变化的情况下，传统算法无法进行可靠的识别，最终导致目标检测失败。为此，提出一种图像的单位统计曲率特征 (unit statistical curvature feature, USCF)，该特征比传统的特征具有更好的表征能力，不受隧道场景各种变化的影响。该方法实现过程为把由平均曲率和高斯曲率构成的曲率平面划分为多个单位，并对每个单位中的像素数进行计数，以构建 USCF 矩阵；USCF 描述符使用图像中所有点的灰度值和位置信息，基于每个单位的平均曲率和高斯曲率分布的统计结果来表示待检目标的图像特征。

1 单位统计曲率特征匹配算法原理

为了检测红外图像中的目标，首先构建一个三维坐标系 O_{xyz} 如图 1 所示。其中 (x,y,z) 代表一个点， z 是图像 I 中像素 (x,y) 的灰度值。

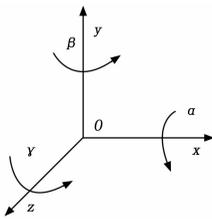


图 1 三维坐标系示意图

构造如下表达式 (1) 的拟合函数以将 O_{xyz} 中的离散点转换为曲面，从而表示出图像 I 的灰度值分布趋势。

$$z = f(x, y) \tag{1}$$

图 2 展示了单个目标在不同条件下的拟合曲面，目标图像来自 ALOI-COL 数据库。第一列为原始目标，目标基本参数为尺度 40×40 像素 (pixel, px)，初始沿坐标系 z 轴方向旋转角 γ 为 0° ，初始照度为 250 勒克斯 (lx)，沿坐标系 y 轴方向旋转角 β 为 0° ，后边列依次只分别改变目标的 γ 角、照度、 β 角和目标尺度各个条件，可以得到几个重要的结论。首先，初始目标的拟合曲面与其它条件变化的目标的拟合曲面不同，这意味着拟合曲面能用于唯一地表示一个特定目标；第二，如图 2 所示，在图像尺度和 γ 角、照度和 β 角变化的情况下，目标曲面的形状不变，因此，该方法非常适合隧道场景这种复杂环境下的目标检测；第三，曲面的形状随着目标缩放对目标的尺度不敏感，因此，如果能够提取物体的曲面形状的稳定特征，则可以有效地进行目标的识别。

曲率不仅可以表示灰度值的分布趋势，并且能够描述曲面的局部形状。因此，本文采用曲率构造图像特征描述

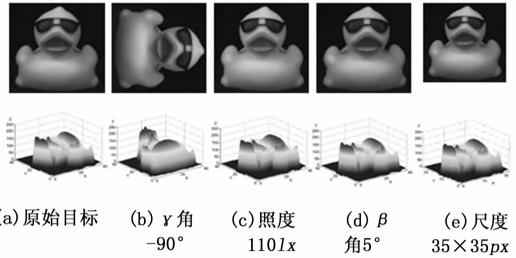


图 2 目标在不同条件下的图像 (上) 和拟合曲面 (下)

符来估计目标的相似度。目前主流大多采用梯度来表示图像的信息，在这种条件下，只需计算目标图像的一阶微分，此时目标的边缘能够突显，但目标的细节信息会保留较少。与梯度法相比，曲率法需要计算二阶微分，二阶微分对灰度值的变化非常敏感，可以更加突出目标图像的纹理结构，因此，曲率法包含更详细的目标图像的细节信息。此外，梯度法是相对于目标的 γ 角，当目标 γ 角变化时显示的图像特征不能保持不变，曲率法对于目标 γ 角变化和照度变化时显示的图像特征是不变的，因为它仅依赖于曲面的形状。

曲面的局部形状可以由两种曲率唯一而完整地表示：平均曲率和高斯曲率。平均曲率和高斯曲率在表示目标的特征时扮演着不同的角色，平均曲率反映曲面的局部形状特征，高斯曲率反映曲面的凹凸特征。因此，需要将高斯曲率 $K(x,y,z)$ 与平均曲率 $H(x,y,z)$ 结合起来以唯一地表示目标的特征描述符。

为了建立目标的特征描述，将 $K(x,y,z)$ 和 $H(x,y,z)$ 映射到二维坐标系 O_{HK} ，如图 3 所示。使用 (H,K) 代表坐标系中的一个点，曲率平面可以反映灰度值分布的变化，倘若像素与其相邻像素之间的灰度值差异不大，则此像素的高斯曲率和平均曲率的绝对值都应该很小。因此，灰度值分布越平滑，越靠近坐标系原点的点越多；相反，当图像纹理发生显著变化时，与坐标系的原点相距越远的点越多。通常坐标系中的大多数点都靠近原点，因为平滑区域占图像的大部分。

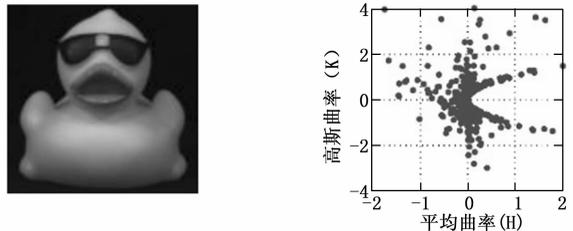


图 3 目标的映射描述

每个像素的曲率是基于其邻域像素计算得出的，因此它对相邻像素的变化都很敏感；像素的灰度值的变化将影响曲率的值，这意味着目标的曲率平面对每个像素的灰度值的波动也很敏感。为了建立稳定的目标特征并有效地检测特征，将图 3 所示的目标的曲率平面划分为若干个单位区域，并对每个单位中的像素使用统计信息来生成稳定的曲率特征矩阵，即 USCF。图 4 显示了目标在不同条件下的

USCF 矩阵, 同样第一列为原始目标, 目标基本参数同前文交代, 这里不再赘述, 可以看出不同目标的 USCF 矩阵显著不同, 而相同目标在不同条件下具有相似的 USCF 矩阵。此外, 目标尺度的变化只影响到每个单元中映射的曲率点的数量, 不会改变曲率点分布的比重。结果表明, 采用基于曲率和统计的方法, 即使在不同的外部条件下, 也能有效地识别出目标。

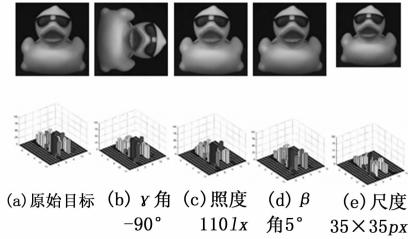


图 4 目标在不同条件下的图像 (上) 和 USCF 矩阵 (下)

USCF 算法通过同时使用平均曲率和高斯曲率来检测目标, 这两种曲率能精确地定义拟合曲面的局部形状。应用平均曲率和高斯曲率的不同形态的组合, 能够得到 8 个基本的局部曲面形状, 如表 1 所示。8 个基本的局部曲面形状组合可以完全表示具有任意形状和纹理的图像目标, 实际上, USCF 矩阵就是这些局部曲面形状的结果。

表 1 局部曲面形状组合类型

$K < 0$	$K = 0$	$K > 0$	
$H < 0$	 鞍脊	 脊面	 峰面
$H = 0$	 极小面	 平面	无
$H > 0$	 鞍谷	 谷面	 凹面

目标 γ 角变化和照度的变化对拟合曲面的形状影响很小, 而 β 角变化则会影响目标图像的纹理和拟合曲面的形状。此外, 虽然在目标尺度变化时拟合曲面的基本形状可以保持不变, 但图像细节纹理结构丢失, 会影响 USCF 算法的检测精度。不过, 轻微的 β 角变化和尺度变化对大多数纹理结构的相似性和 USCF 算法的检测精度影响不大, 除非当目标尺度缩小很多时, 图像的许多细节丢失, 这可能导致拟合曲面的匹配失败。不过在这种情况下, 对于不同尺度的目标而言, 影响拟合曲面形状的主要关键点将保持相似; 相比之下, 由于缺少目标的关键点, SIFT、SURF 和 ORB 等经典算法在目标检测中的检测准确率较低。

2 基于 USCF 匹配算法的实现过程

2.1 算法流程

首先, 使用最小二乘法对目标图像的曲面进行拟合;

其次, 根据拟合曲面计算出目标图像中各像素的高斯曲率和平均曲率; 第三步, 建立曲率平面 O_{HK} , 并根据曲率分布的密度将其划分为多个单位区域; 然后, 计算每个单位区域中的点数来构造 USCF 矩阵; 最后, 通过计算 USCF 矩阵之间的欧氏距离得到目标的相似性, 从而达到检测目标的结果, 流程如图 5 所示。

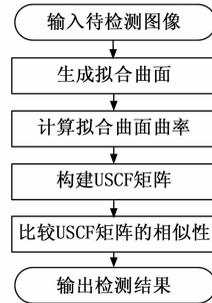


图 5 USCF 匹配算法流程图

2.2 具体步骤

定义 x 的 $P+1$ 项的多项式函数为 $\varphi_r(x)$, 其中 $r = 0, 1, \dots, P$; 定义 y 的 $Q+1$ 项的多项式函数为 $\varphi_s(y)$, 其中 $s = 0, 1, \dots, Q$ 。

令 $\varphi_r(x)\varphi_s(y)$ 为主函数, $\{c_{rs}\}$ ($r = 0, 1, \dots, P; s = 0, 1, \dots, Q$) 为未知系数的集合。可以构造一个函数来表示未知的曲面, 如式 (2) 所示:

$$f(x, y) = \sum_{s=0}^Q \sum_{r=0}^P c_{rs} \varphi_r(x) \varphi_s(y) \quad (2)$$

假设在坐标系中有 $(m+1) \times (n+1)$ 个点, 点集表示为 $S = \{(x_i, y_j, z_{ij})\}$, 其中 $i = 0, 1, \dots, m, j = 0, 1, \dots, n$ 。由于曲面是拟合形成, 因此拟合值与实际灰度值之间存在误差。定义实际灰度值和拟合值之间的平方差的总和, 如式 (3) 所示:

$$I = \sum_{j=0}^n \sum_{i=0}^m [f(x_i, y_j) - z_{ij}]^2 = \sum_{j=0}^n \sum_{i=0}^m \left[\sum_{s=0}^Q \sum_{r=0}^P c_{rs} \varphi_r(x) \varphi_s(y) - z_{ij} \right]^2 \quad (3)$$

若存在使式 (4) 中 I 最小的系数集合 $\{c_{rs}^*\}$, 则基于集合 $\{c_{rs}^*\}$ 的 $f^*(x, y)$ 是使用最小二乘法拟合的点集 S 的曲面。在这种情况下, 以下公式一定成立:

$$\frac{\partial I}{\partial c_{rs}^*} = 2 \sum_{j=0}^n \sum_{i=0}^m [(f^*(x_i, y_j) - z_{ij}) \varphi_r(x_i) \varphi_s(y_j)] = 0 \quad (4)$$

其中: $r = 0, 1, \dots, P; s = 0, 1, \dots, Q$ 。

拟合的曲面以矩阵形式表示如下式:

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= [\varphi_r(x_i)]_{(m+1) \times (P+1)} \\ \mathbf{B} &= [\varphi_s(y_j)]_{(n+1) \times (Q+1)} \\ \mathbf{Z} &= [z_{ij}]_{(m+1) \times (n+1)} \\ \mathbf{C} &= [c_{rs}^*]_{(P+1) \times (Q+1)} \end{aligned} \quad (5)$$

将式 (5) 中的矩阵代入式 (4), 可以简化式 (4) 来获得系数值。最后, 可以得到式 (6):

$$C = (A^T A)^{-1} A^T Z B (B^T B)^{-1} \quad (6)$$

相应地, 经过上述过程也就初步建立了点集 S 的拟合曲面 $f^*(x, y)$ 。

基于建立的拟合曲面, 计算拟合曲面的曲率。拟合曲面的函数可以写为向量方程, 如式 (7) 所示:

$$\vec{t} = (x, y, f^*(x, y)) \quad (7)$$

将 f^* 替换为 $f^*(x, y)$, 可以得到关于向量 t 在 x 和 y 方向上的一阶微分和二阶微分, 如式 (8) 所示:

$$\begin{aligned} \vec{t}_x &= (1, 0, f_x^*), & f_x^* &= \frac{\partial f^*}{\partial x} \\ \vec{t}_y &= (0, 1, f_y^*), & f_y^* &= \frac{\partial f^*}{\partial y} \\ \vec{t}_{xx} &= (0, 0, f_{xx}^*), & f_{xx}^* &= \frac{\partial^2 f^*}{\partial x^2} \\ \vec{t}_{yy} &= (0, 0, f_{yy}^*), & f_{yy}^* &= \frac{\partial^2 f^*}{\partial y^2} \\ \vec{t}_{xy} &= (0, 0, f_{xy}^*), & f_{xy}^* &= \frac{\partial^2 f^*}{\partial x \partial y} \end{aligned} \quad (8)$$

通过定义曲面的基本形式, 能够得到高斯曲率 K 和平均曲率 H 的值, 如式 (9) 所示:

$$\begin{aligned} H &= \frac{LG - 2MF + NE}{2(EG - F^2)} \\ K &= \frac{LN - M^2}{EG - F^2} \end{aligned} \quad (9)$$

式中, E, F, G, L, M, N 是曲面的第一基本形式和第二基本形式的参数, 它们的值由式 (8) 的向量计算得出, 如式 (10) 所示:

$$\begin{aligned} E &= \vec{t}_x \cdot \vec{t}_x, & L &= \frac{\vec{t}_x \times \vec{t}_y}{|\vec{t}_x \times \vec{t}_y|} \\ F &= \vec{t}_x \cdot \vec{t}_y, & M &= \vec{t}_{xy} \cdot \frac{\vec{t}_x \times \vec{t}_y}{|\vec{t}_x \times \vec{t}_y|} \\ G &= \vec{t}_y \cdot \vec{t}_y, & N &= \vec{t}_{yy} \cdot \frac{\vec{t}_x \times \vec{t}_y}{|\vec{t}_x \times \vec{t}_y|} \end{aligned} \quad (10)$$

将式 (9) 中的参数替换为式 (10) 中的参数, 并与式 (8) 结合, 可以得到由 f^* 的微分形式表示的高斯曲率 K 和平均曲率 H , 如式 (11) 所示:

$$\begin{aligned} H &= \frac{(1 + f_x^{*2})f_{xx}^* + (1 + f_y^{*2})f_{yy}^* - 2f_x^* f_y^* f_{xy}^*}{2(1 + f_x^{*2} + f_y^{*2})^{\frac{3}{2}}} \\ K &= \frac{f_{xx}^* f_{yy}^* - f_{xy}^{*2}}{(1 + f_x^{*2} + f_y^{*2})^2} \end{aligned} \quad (11)$$

通过式 (11) 可以根据图像的拟合函数得到目标图像中像素的高斯曲率 K 和平均曲率 H 。

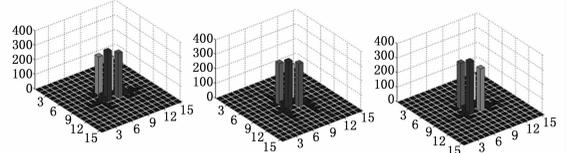
获得坐标系 O_{HK} 中的曲率平面后, 就将其划分为 $w \times v$ 个单元, 计算每个单元中的像素数, 生成图像中目标的 **USCF** 矩阵。

由于坐标系中像素的分布不均匀, 因此通过均匀划分曲率分布区域而获得的 **USCF** 矩阵是稀疏矩阵, 无法唯一地表示图像中目标的细节。坐标系中的点分布广泛, 但根据图 3 来看, 大多数点都靠近原点。曲率平面的均匀划分将导致统计特征不均匀, 例如, 少数单元包含大多数点, 而

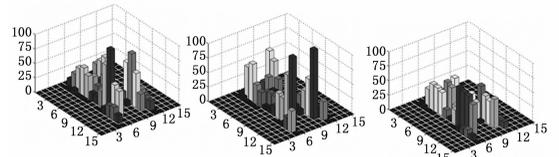
其它单元仅包含几个点, 这将导致不同目标的 **USCF** 矩阵有很大的相似性。因此, 需要根据图 3 中曲率坐标点的分布密度非均匀地划分曲率平面, 以生成具有数量一致统计特征的 **USCF** 矩阵。图 6 给出了在像素大小相同的 3 个不同的目标的曲率平面的均匀划分和非均匀划分之间的比较, 其中目标尺度均为 40×40 px, 其中图 (b) 为均匀划分的各目标分别对应的曲率平面, 图 (c) 为非均匀划分的结果, 可以看出, 当均匀划分曲率平面时, 大多数点散布在几个单元上, 此时不同目标的 **USCF** 矩阵相似, 这会严重影响检测目标的准确性; 非均匀划分时将点平均分配给所有单元, 可以提供足够的信息来比较不同目标的 **USCF** 矩阵, 从而达到目标检测的目的。



(a) 目标图像



(b) 均匀划分的曲率平面



(c) 非均匀划分的曲率平面

图 6 不同目标曲率平面均匀分区和非均匀分区的比较

假设定义一个目标的曲率平面为 $Area$, 其表达式为 $Area = \{(H, K) \mid a < H < b, c < K < d\}$ 。使用边界分割符 $H_i (i = 0, 1, \dots, w)$ 和 $K_j (j = 0, 1, \dots, v)$ 将曲率平面 $Area$ 划分为 $w \times v$ 个部分, 其中 $H_{i-1} < H_i, H_0 = a, H_w = b$, 并且 $K_{j-1} < K_j, K_0 = c, K_v = d$ 。将单位面积表示为 $Area_{ji}$, 其定义如下:

$$Area_{ji} = \{(H, K) \mid H_{i-1} < H \leq H_i, K_{j-1} < K \leq K_j\} \quad (12)$$

其中: $i = 0, 1, \dots, w, j = 0, 1, \dots, v$ 。

使用 $count(Area_{ji})$ 表示曲率坐标 (H, K) 位于 $Area_{ji}$ 中的像素数。随后, 可将 **USCF** 矩阵定义如下:

$$D = [count(Area_{ji})]_{v \times w} \quad (13)$$

USCF 矩阵 D 反映目标曲面的曲率特征, 可以使用矩阵 D 表示曲面拟合的图像。USCF 算法的检测精度在很大程度上取决于曲率平面的划分方式, 曲率平面划分的单元越多, 保留的图像目标纹理的细节就越多。同时, 由于单元分区面积较小, 削弱了目标的总体特征并且对局部特征

的变化更加敏感, 因此检测的结果容易受到图像变化的影响; 另一方面, 曲率平面被划分的部分数量越少, USCF 算法对于图像变化的抗扰性就越好, 但会降低算法的检测精度。因此, 选择合适的分区划分来构建矩阵对于成功检测的结果尤为重要。

通过计算模板目标图像和候选目标图像的 USCF 矩阵之间的欧氏距离, 判断检测目标的相似性。定义 $D[i, j]$ 表示位于矩阵 D 的第 i 行和第 j 列的元素, 定义 D_T 和 D_M 分别代表模板目标图像和候选目标图像的 USCF 矩阵, 定义 $dist$ 为测量 D_T 和 D_M 之间相似度的度量的欧氏距离。通过对结果的归一化处理, 将矩阵中的每个元素除以矩阵中所有元素的总和, 使所有值都在区间 $[0, 1]$ 之间。应用式 (14) 来计算模板图像与候选图像之间的相似度, 如果 $D_T = D_M$, 则结果为零。

$$d = \sum_{i=1}^v \sum_{j=1}^w \left[\frac{D_T[i, j]}{\sum_{p=1}^v \sum_{q=1}^w D_T[p, q]} - \frac{D_M[i, j]}{\sum_{p=1}^v \sum_{q=1}^w D_M[p, q]} \right]^2 \quad (14)$$

3 USCF 匹配算法对比实验与评价

本文搭建隧道机器人作为实验平台, 如图 7 所示。机器人用于采集视频和图像的红外摄像头固定在机器人正前部, 通过 USB 串口与机器人内仓的工控机进行通信。机器人基座为履带式差速驱动的移动平台, 通过内置搭载工控机运行程序, 实现移动机器人进行栈桥的检测。本文使用 ETH-80 数据集, ETHZ 数据集和 Ukbench 数据集中的图像作为示例目标, 程序在 Windows 平台下编写, 程序开发环境为 Visual Studio 2013, 使用计算机视觉库 OpenCV 3.4.1 实现栈桥的检测, 并分别改变目标的尺度、 γ 角、照度、 β 角多个条件将 USCF 算法与 SIFT, SURF, ORB, Gray Histogram, Entroy, Unit Entroy, GIST, HoG 和 Hu' s MI 九种算法进行对比实验, 通过数据集的样本和隧道实际场景中的栈桥对该算法的检测准确率进行评价。



图 7 机器人实验平台

3.1 实验参数的选择

曲面拟合参数的选择会影响 USCF 算法的结果。当计算一个像素的曲率时, 用于拟合一个局部曲面的像素周围的像素越多, 得到的曲率值越准确。现分别在 3×3 (标记为 USCF3) 和 7×7 (标记为 USCF7) 领域像素中拟合了一个局部曲面, 这样做是为了比较不同大小的窗口的效果。

对于 USCF3, 由于拟合曲面的形状较简单, 可以用低

阶多项式表示主函数。定义曲面逼近函数 $f_3(x, y)$ 如下:

$$f_3(x, y) = \sum_{s=0}^2 \sum_{r=0}^2 c_{rs} x^r y^s \quad (15)$$

对于 USCF7, 拟合曲面的形状比 USCF3 复杂, 因此使用更高阶的多项式表示主函数。定义曲面逼近函数 $f_7(x, y)$ 如下:

$$f_7(x, y) = \sum_{s=0}^3 \sum_{r=0}^3 c_{rs} x^r y^s \quad (16)$$

经过实验后, 得出大多数像素的平均曲率 H 和高斯曲率 K 分布在 $(-1\ 000, 1\ 000)$ 的范围内, 根据经验将分布区域分别划分为 11 个部分和 17 个部分, 每个部分都包含足够的点以区分目标并消除干扰。使用此分区, 能够取得较好的检测精度。分界点表达式如下给出:

$$H_i = \left[\frac{(i-5.5)}{|i-5.5|} \right] \times 10^{|i-5.5|-2.5}$$

$$K_j = \left[\frac{(j-8.5)}{|j-8.5|} \right] \times 10^{|j-8.5|-5.5} \quad (17)$$

其中: $i = 0, 1, \dots, 11, j = 0, 1, \dots, 17$ 。

在实验中采用最近邻近匹配策略, 对 SIFT, SURF 和 ORB 算法中的候选目标和模板目标进行至少 3 个关键点的匹配; 对于 Entroy 算法, 模板和候选目标图像之间的熵差的绝对值作为匹配准则; 对于 Unit Entroy 和 HoG 算法, 每个单位的尺度设置为 5×5 px; 直接应用 Hu' s MI 算法对整个图像进行匹配, 使用特征向量的余弦值作为衡量模板目标和候选目标图像相似性的指标; 对于 Gray Histogram 和 GIST 算法, 使用欧式距离比较它们特征向量的相似性。

3.2 数据集目标的检测实验与分析

在隧道环境中, 目标检测通常是在复杂的条件下进行的, 其中多个变量 (包括目标尺度及 γ 角, 光照和 β 角) 同时变化, 而不是单个变化。本文首先利用 ETH-80 和 ETHZ 数据集的 53 个目标对算法在复杂条件下的检测性能进行测试, 参照隧道机器人的行驶速度和采集的栈桥样本, 设定实验中使用的目标尺度分别为 $15 \times 15, 20 \times 20, 25 \times 25, 30 \times 30, 35 \times 35, 40 \times 40, 70 \times 70$ 和 140×140 px。在这两个数据集中, 每个目标都处于不同状态 (例如上下颠倒, β 角不定, 尺度不一, 照度变化), 部分测试图像如图 8 所示。

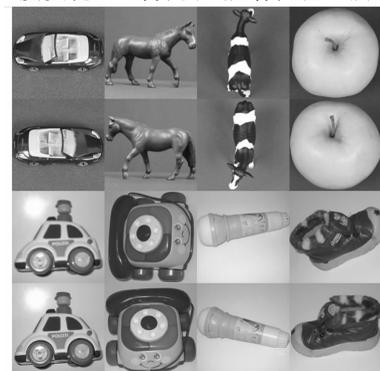


图 8 测试目标图像示例

图 9 给出了实验后不同算法的检测性能统计，可以看出，当目标的尺度在 25×25 至 70×70 px 范围内时，USCF3 的检测准确率超过 90%，当目标尺度为 40×40 px 时，USCF3 算法的检测准确率达到最佳的 95%；当目标的尺度从 35×35 到 140×140 px 时，USCF7 的检测准确率也超过 90%。当拟合局部曲面时，靠近目标图像边界的点没有足够的邻域像素来拟合，因此无法计算这些点的曲率。窗口大小越大，丢失的像素信息就越多，USCF7 比 USCF3 丢失更多的像素信息，当图像尺度小于 40×40 px 时，USCF7 丢失了超过 30% 的像素信息，远超过了 USCF3 的 5%。当目标尺度增加时，由于靠近边界的点在整个图像中所占的比例减少，窗口大小的影响也随之减小。因此，对于采集的距离更远的目标，USCF3 的性能优于 USCF7，对于距离较近的目标，USCF3 的表现较 USCF7 差，但总体而言，USCF 算法的检测性能优于其它的 9 种算法。

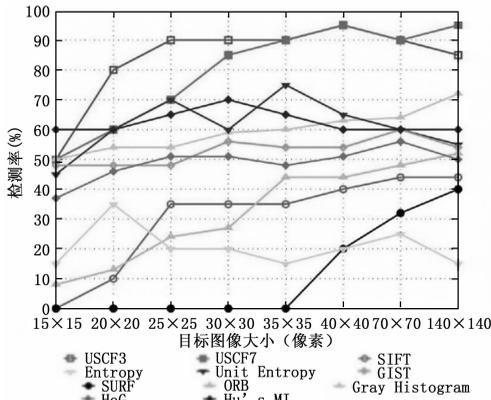


图 9 不同算法在复杂环境条件下的实验结果

如图 9 所示，在该实验中，USCF 算法具备最佳的检测性能。由于 Unit Entropy、HoG 和 GIST 算法对目标的 γ 角变化较敏感，因此，Unit Entropy 算法的最佳性能仅为当目标尺度为 35×35 px 时的 75%，而 HoG 和 GIST 算法对所有尺度目标的检测准确率均不超过 60%；随着目标尺度从 15×15 px 增加到 140×140 px，Gray Histogram 的检测准确率从 50% 增加到 72%，这是因为 Gray Histogram 算法基于灰度值（颜色）分布，目标之间的颜色分布差异很大，并且随着目标尺度的增大而变得更大；Hu's MI 算法的最佳检测准确率为当目标尺度为 30×30 px 时的 70%；当目标尺度为 20×20 px 时，Entropy 算法的检测准确率达到最佳仅为 35%；在这种复杂的条件下，ORB、SIFT 和 SURF 算法的性能相对更差，当目标尺度为 140×140 px 时，SIFT 和 ORB 达到最佳检测性能，检测准确率分别为 44% 和 52%，而当目标尺度小于 35×35 px 时，SURF 算法无法执行有效的检测，由于本实验中的样本选择均参考隧道内的目标和环境的情况，因此使用的很多目标只有一个或多个不同界面的颜色块，应用 ORB、SIFT 和 SURF 算法，很难从这些色块中提取关键点，即使在目标很大的情况下，这 3 种算法在本实验中的效果也不理想。

为了进一步检验 USCF 算法在复杂环境条件下的性能，在下面的实验中使用了目标尺度为 64×48 px 的 Ukbench 数据集。与前文实验的数据集相比，Ukbench 数据集的目标包含更复杂的特征，例如精细的纹理，模糊的颜色边界和更多的背景干扰，从 Ukbench 数据集中选择的部分测试图像如图 10 所示。



图 10 Ukbench 数据集中的测试目标图像示例

对于来自 Ukbench 数据集的测试图像的实验结果如表 2 所示，USCF3 在实验中的测试算法中性能最佳，检测准确率为 93.6%，USCF7 的表现比 USCF3 差，检测准确率为 74%，这是因为 USCF7 使用了更多的相邻像素来拟合局部曲面，与 USCF3 相比，该算法具有更高的曲率精度，但更容易受到目标图像变化的影响。在复杂的环境中，Hu's MI、Gray Histogram 和 Entroy 算法几乎无法进行有效检测，检测准确率不超过 23.2%；Unit Entroy、HoG 和 GIST 算法的检测准确率不超过 80%，Unit Entroy 的检测准确率仅为 56.8%；ORB、SIFT 和 SURF 算法的性能也很差，在 3 种算法中 ORB 的性能最佳，但其检测准确率最佳也仅能达到 61.6%。实验结果表明，USCF 可用于检测复杂条件下的目标，如现实隧道环境中的目标检测。

表 2 使用 Ukbench 数据集测试图像的实验结果

算法	检测准确率/(%)
USCF3	93.6
USCF7	74
SIFT	52.5
SURF	35.2
ORB	61.6
Gray Histogram	21.6
Entropy	23.2
Unit Entropy	56.8
GIST	80.0
HoG	67.6
Hu's MI	23.2

3.3 栈桥检测实验与分析

为了评估 USCF 算法在隧道环境中的检测性能，本部分对红外摄像头采集的视频中截取的液压栈桥图像进行了在背景干扰、栈桥尺度和 γ 角变化、 β 角变化和照度变化条件下的检测实验。测试图像上的信息分为 4 个图像数据集，目标的尺度从数据集一到数据集四逐渐减小，数据集一、二、四和其它数据集相比，分别改变各自的照度、 γ 角和 β 角，具体参数如表 3 所示。图 11 给出了数据集中的目标模

板的样本示例及使用 USCF 算法的检测结果。所有的测试图像都是直接从视频中剪辑出来, 从一帧图像中分割出目标的图像作为模板, 并使用其他帧中具有相似比例的图像作为候选图像。

表 3 实验中使用的测试图像数据集信息

	数据集一	数据集二	数据集三	数据集四
图像数/(张)	500	500	500	500
模板尺度/(px)	100×100	70×59	36×26	26×17
候选目标尺度范围/(px)	87×87~105×105	62×54~74×61	32×22~38×28	25×14~27×18
候选目标尺度范围/(%)	-24.3~10.3	-18.9~8.5	-24.6~13.7	-20.8~10.0
γ 角	0°	180°	0°	0°
β 角	0°	0°	0°	10°
照度/(lx)	2.25	4.5	4.5	4.5

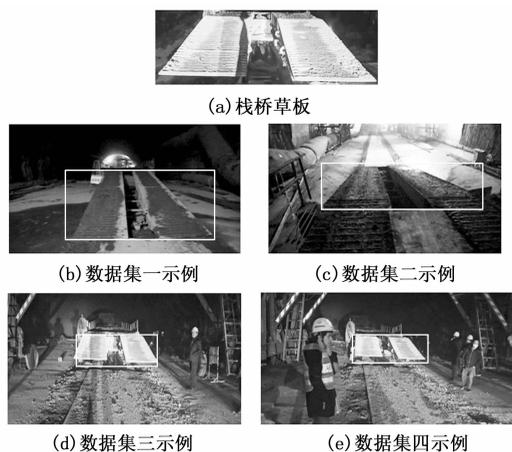


图 11 部分模板图像和检测结果示例

本文对上述 4 个数据集使用其它 9 种算法进行检测实验, 最终检测准确率统计如表 4 所示。在测试算法中, USCF3 和 USCF7 的检测性能最好, 检测准确率在 85%~95% 和 92%~97% 之间; 而在其它算法中表现最好的 HoG 和

表 4 实验算法对栈桥数据集的检测性能比较

实验算法	检测准确率/(%)			
	数据集一	数据集二	数据集三	数据集四
USCF3	95	95	85	92
USCF7	97	96	93	92
SIFT	72	65	0	0
SURF	75	0	0	0
ORB	65	57	46	52
Gray Histogram	72	65	56	62
Entropy	60	48	56	42
Unit Entropy	75	72	72	70
GIST	87	75	85	72
HoG	90	72	83	68
Hu's MI	68	60	58	52

GIST 的检测准确率在 68%~90% 和 72%~87% 之间, 在数据集四中, 当栈桥 β 角发生轻微变化, HoG 和 GIST 的表现较差, 二者的检测准确率分别仅为 68% 和 72%; 在图像数据集一中的实验结果表明, 基于灰度值的统计算法 (如 SIFT, ORB, Gray Histogram, Entropy, Unit Entropy 和 Hu's MI) 受到目标照度变化的影响较大, 当图像照度发生明显变化时, 此类算法的检测准确率均低于 80%; SURF 无法检测图像中过小的目标, 因此在数据集二、数据集三和数据集四中不起作用。

实验结果表明, USCF 算法根据曲率平面上的曲率分布对单元进行非均匀分割, 而在原始图像上不进行均匀分割, 在目标环境和条件发生变化时具有较强的鲁棒性。从 4 个数据集的实验中能够看出, 无论是目标尺度和 γ 角的改变, 还是 β 角和环境的照度发生变化, USCF3 和 USCF7 的检测准确率均超过 85%, 该算法在实际工程中栈桥检测的表现出色。

4 结束语

传统特征匹配的目标检测方法在隧道机器人的实际应用中, 受检测目标尺度、 β 角和 γ 角变化, 环境中照度变化和背景干扰的影响, 导致检测准确率较低的问题。本文提出了一种基于单位统计曲率特征 (USCF) 匹配算法, 首先介绍了该算法的原理及实现过程, 该算法通过计算目标图像的灰度拟合曲面中每个像素的平均曲率和高斯曲率, 生成单位统计曲率特征矩阵来表征目标, 保证提取更稳定的目标图像特征; 然后通过调整变量的方法对于图像数据集进行多组对比实验, 检验该算法在实际环境中的可行性; 最后, 依照在实际隧道的复杂环境下进行液压栈桥检测实验, USCF 算法的检测准确率在所有测试算法中最高, 结果表明, USCF 算法对目标尺度、 γ 角和照度的变化具有较强的鲁棒性, 并且可以容忍轻微的 β 角变化。本文算法对于隧道工程中机器人的目标检测具有良好适应性, 能够提高机器人在隧道施工场景中目标检测的检测准确率。

参考文献:

- [1] 陈小聪, 何元烈, 岑仕杰. 基于点线特征和边缘特征的单目视觉里程计算法 [J]. 信息与控制, 2020, 49 (4): 396-403.
- [2] 张威虎, 郑佳雯, 郭明香, 等. 多距离特征匹配的篡改图像检测算法 [J]. 西安科技大学学报, 2019, 39 (4): 665-671.
- [3] Alsmadi M K. Content-Based Image Retrieval Using Color, Shape and Texture Descriptors and Features [J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2020, 1-14.
- [4] Yu X, Xiong S, Gao Y, et al. Contour Covariance: A Fast Descriptor for Classification [A]. 2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) [C]. IEEE, 2019, 569-573.
- [5] Molodetskikh I, Erofeev M, Vatolin D. Perceptually motivated method for image inpainting comparison [J]. arXiv preprint arXiv: 1907.06296, 2019.

(下转第 91 页)