

doi: 10.11823/j.issn.1674-5795.2018.05.09

机车全动态包络线测量中的目标点 自动识别算法研究

邹志, 马骊群, 甘晓川, 樊晶晶

(航空工业北京长城计量测试技术研究所, 北京 100095)

摘要: 针对机车动态限界图像中目标点自动识别的问题, 提出一种基于双分辨率分析的目标点识别算法, 解决了高分辨力图像对于多目标的搜索效率问题, 并提出了一种自描述向量用于改进传统的 RANSAC 算法, 以减少背景噪声的干扰, 完成了不同限界图像目标点的单应矩阵的求解问题。最终实现高效且准确的目标点自动识别与匹配。

关键词: 动态限界; 自动识别; 双分辨率分析; 自描述向量; RANSAC

中图分类号: TB9; TP273+.3

文献标识码: A

文章编号: 1674-5795(2018)05-0043-05

Research on Automatic Recognition Algorithm of Target Points in Locomotive Dynamic Envelope Measurement

ZOU Zhi, MA Liqun, GAN Xiaochuan, FAN Jingjing

(Changcheng Institute of Metrology & Measurement, Beijing 100095, China)

Abstract: For the problem that recognized the target points in the dynamic gauge image, a method of target auto recognition based on dual resolution analyzation is proposed, it accelerate the efficiency of the multi-target searching problem in high-resolution image. The author put forward the self-described vector, to improve the traditional RANSAC algorithm. The self-described vector can remove the interference from the background noise, and solve the homography of different gauge images. Automatic recognition and matching of target points can be achieved.

Key words: dynamic gauge; auto recognition; dual resolution analysis; self-described vector; RANSAC

0 引言

铁路机车的动态限界是在结构限界和静态限界基础上, 进一步考虑悬挂的静态、准静态和动态振动变形的限界, 也被称作动态包络线^[1]。现有动态限界研究采用理论模型仿真方法和直接测量方法。理论模型仿真方法仅计算理论的位移量, 而不同车体的实际振动相对理论模型会有差异, 且车体的机械弹簧与空气弹簧使得机车整体非刚体, 故理论值无法代表实际偏移, 只能作为一个测量参考。直接测量方法分为位移传感器方法和摄影测量方法。其中, 位移传感器方法是在机车车体某一截面上布设多个位移传感器, 当车体晃动时, 传感器的位移发生变化, 根据位移的相对变化量和传感器的安置位置确定车体的动态限界。位移传感器方法无法保证传感器的布置方向与机车振动方法完全平行, 故测量存在理论误差; 且此方法待测点较多, 线位移传感器的安装与拆卸工作繁琐, 测量效率低。摄影测量^[2]方法通过在机车的端面各个观测位置布置观测目标点, 利用工业相机对目标点进行

连续拍摄, 通过数字图像处理技术得到目标点的运动轨迹, 分析机车整车在振动过程中的最大偏移量, 进而得到限界。这种方法得到的限界更直观、更真实, 无需补偿, 抗干扰能力强, 是一种高速、便捷、精度高的非接触测量方法。随着相机性能的提升, 摄影测量方法应用范围越来越广。但该方法存在的最大问题是如何快速识别出目标点以满足机车的动态响应要求。

本文提出了一种适用于摄影测量方法的目标快速自动识别与匹配方法, 其中针对目标快速自动识别提出了一种基于双分辨率空间分析的目标点识别算法, 它有效解决了高分辨力图像对于多目标的搜索效率问题; 针对目标的准确匹配, 提出了一种基于自描述向量的 RANSAC 算法, 该方法可有效减少非观测目标的干扰, 同时可以预测单应矩阵求解后目标的匹配精度。

1 测量系统及目标自动识别算法

本文识别的目标是一种光强可控的红外 LED 主动光学目标, 其分布范围为 6 m × 6 m, 直径为 40 mm,

数量可达 25 个。采用分辨力为 2000 万像素的黑白工业相机拍摄，相机的帧采样频率为 30 帧/秒。如图 1 所示，测量系统包括红外目标、多通道目标控制器、高速工业相机、图像采集及处理系统等。其中目标可根据需要布设在机车端面的任意观测位置上。

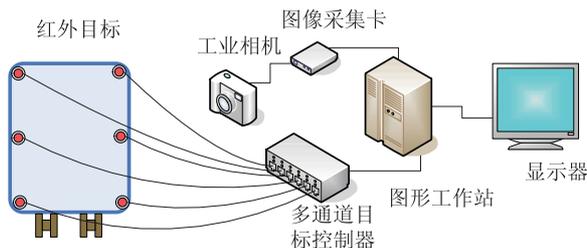


图 1 机车全动态包络线测量系统示意图

传统的识别目标点方法一般需要对预处理后的整幅图像进行卷积、边缘提取、特征分析等，故运算量大、处理时间长，对系统的硬件设备要求较高，不适合进行现场高分辨力图像的快速处理。如果能将整幅图像中属于可能目标点的图像区域预先估计出来，就可以通过附加判断条件直接识别目标，从而有效提高目标的识别速度。因此，为了避免对整幅图像的全部数据进行分析，本文提出了基于双分辨力空间分析的目标点识别算法，以实现目标点的自动、准确提取与匹配，自动识别算法流程如图 2 所示。

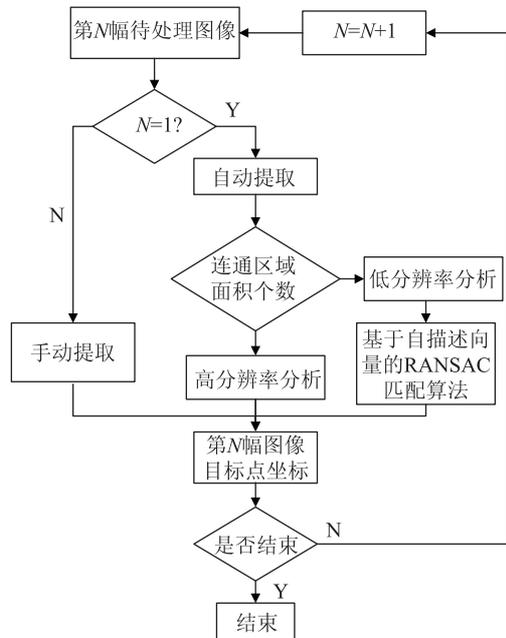


图 2 自动识别算法流程图

采用高低两种图像分辨力进行图像分析，寻找目标点，避免对整幅图像的全部数据进行分析。处理方

法为：

1) 在高分辨力下，以第 $N-1$ 幅图像为参考图像，其上面的目标点位置已知，在计算第 N 幅图像的光斑目标中心时 ($N>1$)，采用第 N 幅图像的光斑中心作为搜索中心，并以搜索半径 v 进行搜索。其中 $v = \frac{ds}{dt}$ ， $t = \frac{1}{f}$ ， f 为相机采样的帧率， s 为目标的最大位移量。

2) 对搜索区域进行二值化，判断连通域的个数，当连通域个数为 1，且连通域面积符合实际光斑大小时，认为该连通域为光斑；若连通域个数为 0，或连通域个数为 1 但面积小于光斑大小的 80% 时，则认为该光斑存在遮挡；若连通区域个数大于 1，则认为出现干扰。

3) 将搜索区域内连通域个数为 1 的连通域进行光斑中心提取，采用灰度平方加权，得到的灰度中心即为目标中心。假设待计算区域大小为 $M \times N$ ，对于区域内任意像素 (x_{ij}, y_{ij}) ，对应的灰度值为 G_{ij} ，其中 $1 \leq i \leq M$ ， $1 \leq j \leq N$ ，则由灰度平方加权^[3]得到的中心值为 $C(x, y)$ ，其中

$$\bar{x} = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M x_{ij} (G_{ij})^2}{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M (G_{ij})^2}, \quad \bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N y_{ij} (G_{ij})^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (G_{ij})^2} \quad (1)$$

当某一区域出现遮挡和干扰情况时，将在低分辨力下进行处理。在低分辨力计算中，首先对图像进行连续下采样操作，从原始分辨力降至原来的 1/64，即图像的宽和高均变为原来的 1/8，并对图像进行二值化，通过在低分辨力图像中寻找灰度高于阈值的像素，作为高分辨力下区域增长算法的“初始点”，以实现高分辨力图像连通域的快速提取。

2 基于自描述向量的 RANSAC 目标匹配法

当出现遮挡和干扰情况时，为了将实际目标和噪音目标区分开，需要采用特殊的目标匹配方法。一般目标匹配可通过单应矩阵将测量图像中的目标与参考图像中的目标一一关联。常用的单应矩阵计算方法采用 RANSAC 算法，但 RANSAC 算法在求解单应矩阵时有这样一个限制条件，即参与匹配的 N 个点中随机抽取的 p ($p < N$) 个点所求解出的单应矩阵中，至少有一个是正确的，用该正确的单应矩阵进行匹配时，所匹配的点是完全有效的匹配点^[4]。其中， p 为可以求解单应矩阵需要的最少点对数。

由于下采样得到的疑似目标包含了噪音目标，故无法保证所得到的均为完全有效的匹配点。因此，本文提出一种基于自描述向量的 RANSAC 算法进行无序点集匹配。

2.1 自描述向量

安装在机车端面上的目标点可假设为刚性目标点，即在车体振动时各目标点的相对位置(距离和角度)不发生变化。可将该特征作为目标点的自描述特征，其自描述向量定义为：点集 S 包含 P_1, P_2, \dots, P_n 共 n 个点，对于任意点 $P_i, (1 \leq i \leq n)$ ，可以在 S 中找到和 P_i 距离最短的 3 个点 $P_{D_{i1}}, P_{D_{i2}}, P_{D_{i3}}$ ，3 个最短距离从小到大依次为 D_{i1}, D_{i2}, D_{i3} ； P_i 与 $P_{D_{i1}}, P_{D_{i2}}, P_{D_{i3}}$ 构成 3 个向量 $P_i P_{D_{i1}}, P_i P_{D_{i2}}, P_i P_{D_{i3}}$ ，其中 $P_i P_{D_{i2}}$ 与 $P_i P_{D_{i1}}$ 的夹角为 θ_1 ， $P_i P_{D_{i3}}$ 与 $P_i P_{D_{i1}}$ 的夹角为 θ_2 ，令 $V_i = (D_{i1}, D_{i2}, D_{i3}, \theta_1, \theta_2)$ ，作为 P_i 的“临近特征向量”。在临近特征向量的基础上，为实现匹配的尺度无关性，并且达到特征降维的目的，将 P_i 于周围点最短的 3 个距离 D_{i1}, D_{i2}, D_{i3} 进行归一化处理，假设 $D_{i1} \leq D_{i2} \leq D_{i3}$ ，令 $D'_{i2} = \frac{D_{i2}}{D_{i1}}, D'_{i3} = \frac{D_{i3}}{D_{i1}}$ ，将归一化的距离 D'_{i2}, D'_{i3} 和 θ_1, θ_2 重新组合，得到 $V'_i = (D'_{i2}, D'_{i3}, \theta_1, \theta_2)$ ，

则称 V'_i 为点 P_i 的自描述向量。

2.2 目标点自描述向量的相似度

如果两组目标点匹配正确，则每个已知目标点的自描述向量与待匹配目标点的自描述向量相似，判断两者相似度的方法为：计算两组点集的每一个独立点的自描述向量，从两组点集中分别任取一个点的自描述向量，计算两个自描述向量的欧氏距离，将两个向量的欧式距离作为这个两个点的最邻近区域的相似度，通过设定阈值 Thr ，以最邻近区域的相似度小于 Thr 的点对作为 RANSAC 算法的初始输入。将第 1 组点集中的每一个点的自描述向量与第二组的每一点的自描述向量进行遍历，进行欧式距离求解，设 D_{vij} 为第 1 组第 i 点到第 2 组第 j 点的最邻近区域相似度，则

$$D_{vij} = \|V'_i - V'_j\| \quad (2)$$

2.3 传统 RANSAC 算法与本文算法的比较实验

现有两组点集 M, E ， M 为第 $N-1$ 幅图像得到的目标点集， E 为第 N 幅图像得到的连通区域中心点集，点集 M 中的每一点 P_{Mi} ，都在点集 E 中拥有对应点 P_{Ej} ，但 $i=j$ 不一定成立，即两组点集中拥有相同序号的点的不一定是匹配点，点坐标在表 1 中呈现。两组点集中目标的位置在同一坐标系下如图 3 所示。

表 1 两组无序点集 M 和 E

点集 M			点集 E		
编号	x	y	编号	x	y
PM1	3676.780	86.359	PE1	603.784	2948.670
PM2	3412.380	-1152.690	PE2	653.017	774.167
PM3	1880.570	-1366.510	PE3	1257.150	1108.380
PM4	1054.670	-1392.250	PE4	1368.850	272.280
PM5	751.854	-1573.400	PE5	1591.190	3465.580
PM6	642.134	-792.317	PE6	1692.200	465.327
PM7	73.806	-1105.400	PE7	1802.740	2142.050
PM8	26.642	919.551	PE8	1817.120	1818.490
PM9	959.998	1402.510	PE9	2464.160	3497.090
PM10	1786.820	1431.790	PE10	2562.380	494.092
PM11	3333.770	1299.460	PE11	2717.940	2744.770
PM12	2326.540	739.988	PE12	3035.610	2753.670
PM13	2026.540	731.271	PE13	4099.550	3354.120
PM14	1172.610	-131.259	PE14	4181.720	721.946
PM15	1162.180	168.741	PE15	4458.870	2053.310

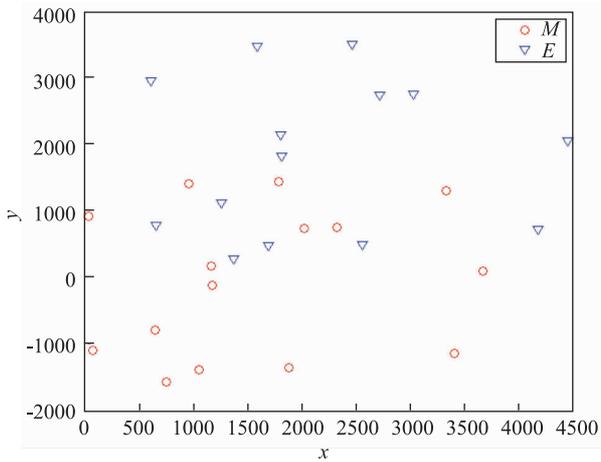


图3 点集 M 和点集 E 的坐标关系图

直接采用传统的 RANSAC 算法, 求解点集 E 相对于点集 M 的单应矩阵, 该单应矩阵为 $H_{E \rightarrow M}$:

$$H_{E \rightarrow M} = \begin{bmatrix} -0.100302 & -0.640747 & 0.000000 \\ -0.278613 & -0.030707 & 0.000000 \\ 2181.492426 & 3088.798555 & 1.000000 \end{bmatrix}$$

将 E 利用单应矩阵 $H_{E \rightarrow M}$ 进行重投影变换后, 则重投影点集

$$E_R = H_{E \rightarrow M} E \quad (3)$$

重投影误差

$$\Delta E = E_R - E \quad (4)$$

将点集 E 经单应矩阵 $H_{E \rightarrow M}$ 进行重投影变换后得到的 E_R 与点集 M 显示在同一坐标系下, 如图 4 所示。

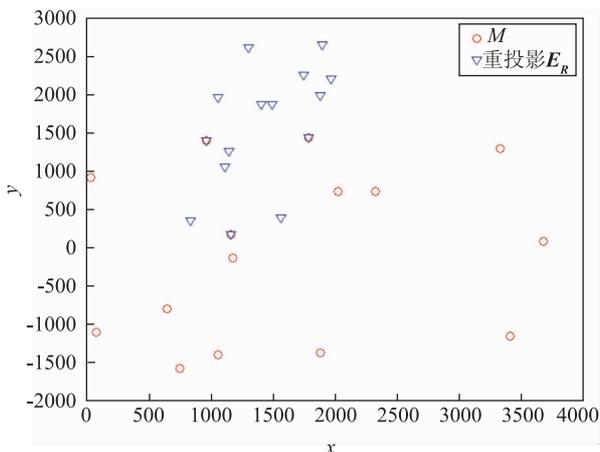


图4 点集 M 和重投影点集 E_R 的坐标关系图

可以看出, E_R 完全与 E 失去了投影变换关系。直接按顺序进行配对, 仅有少数的几个点为正确匹配, 证明使用传统的 RANSAC 算法错误率较高。采用本文的算法, 利用自描述向量分别对无序点集 M 与点集 E 进行描述, 将点集 M 和点集 E 自描述向量的前两个长

度元素在同一坐标系下显示, 如图 5 所示。

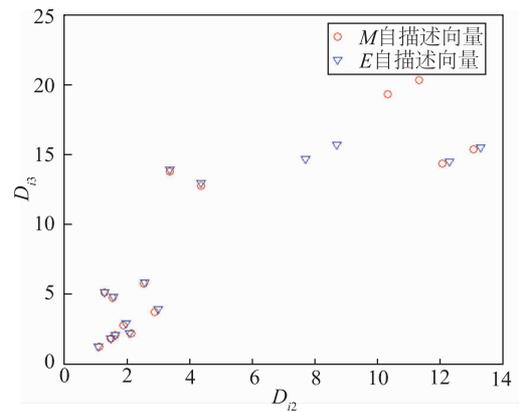


图5 点集 M 和点集 E 自描述向量的前两个长度元素坐标关系

采用欧氏距离衡量自描述向量的相似度。在点集 E 的所有点自描述向量中, 寻找与点集 M 中自描述向量相似度最高的两个点进行配对, 配对结果如图 6 所示。

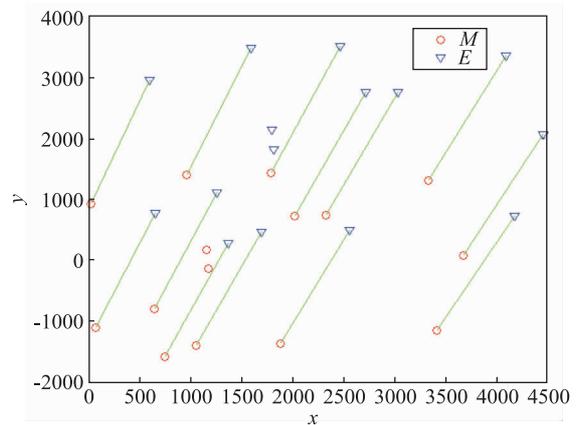


图6 将自描述向量相似度最高的两个点进行配对后的结果

如果直接按 M 和 E 两个点集原先的点顺序进行配对, 配对结果如图 7 所示。

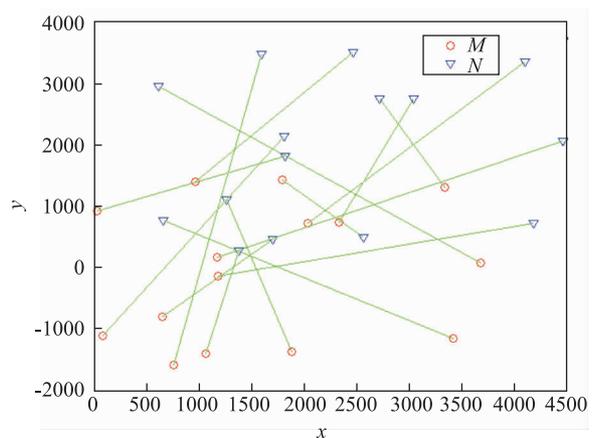


图7 直接按 M 和 E 两个点集原先的点顺序进行配对后的结果

对比图 6 与图 7 可以看出，对于无序点集，直接采用 RANSAC 算法进行单应矩阵求解准确率低的原因是有效点对的数量太少，匹配准确率仅为 $3/15 \approx 20\%$ ，而采用自描述向量的 RANSAC 则具有较高匹配准确率，匹配率达到 $13/15 \approx 86\%$ 。

利用欧氏距离对点集 M 和点集 E 自描述向量进行配对，采用同样的阈值进行内点外点的区分，可以看出，应用自描述向量的 RANSAC 算法与直接利用点序号进行配对相比，配对的准确性大幅提高。

根据自描述向量，将无序点配对后，重新利用 RANSAC 算法求得点集 E 相对于点集 M 的单应矩阵 $T_{E \rightarrow M}$ ，

$$T_{E \rightarrow M} = \begin{bmatrix} 0.945987 & 0.000531 & 0.000000 \\ -0.000504 & 0.931798 & 0.000000 \\ -543.119118 & -1827.815489 & 1.000000 \end{bmatrix}$$

根据式(4)和式(5)计算重投影点集 E_R 和重投影误差 ΔE ，结果如表 2 所示。

表 2 重投影点集和重投影误差

点集 M (按 x 坐标升序排列)		重投影点集 E_R (按 x 坐标升序排列)		重投影误差 ΔE	
x	y	x	y	Δx	Δy
26.642	919.551	26.566	920.071	-0.075	0.520
73.806	-1105.400	74.236	-1106.101	0.430	-0.701
642.134	-792.317	645.570	-794.361	3.436	-2.044
751.854	-1573.400	751.658	-1573.379	-0.196	0.021
959.998	1402.510	960.379	1402.251	0.381	-0.259
1054.670	-1392.250	1057.445	-1393.326	2.775	-1.076
1162.180	168.741	1161.170	169.100	-1.010	0.359
1172.610	-131.259	1174.936	-132.385	2.326	-1.126
1786.820	1431.790	1786.181	1432.076	-0.639	0.286
1880.570	-1366.510	1880.610	-1366.061	0.040	0.449
2026.540	731.271	2026.633	731.200	0.093	-0.071
2326.540	739.988	2327.140	739.662	0.600	-0.326
3333.770	1299.460	3333.311	1299.725	-0.459	0.265
3412.380	-1152.690	3412.369	-1152.887	-0.011	-0.197
3676.780	86.359	3673.878	87.823	-2.902	1.464

3 结论

针对机车动态限界高分辨力图像的高效处理问题，提出了一种基于参考图像的快速识别方法，通过判断连通域的目标个数可快速提取有效目标。对于连通域中的目标个数不为 1 的疑似目标采用下采样的目标识别方法，并将下采样图像中的目标与高分辨力图像中的目标进行重投影，经实验证明可有效节省处理时间；对于无法进行一一匹配的目标点对，提出了一种基于自描述向量的 RANSAC 匹配算法，有效地去除了疑似目标中的噪声目标，实现了无序目标点对的高精度匹配。

参考文献

[1] 罗湘潭. 全动态包络线地铁车辆限界研究[J]. 铁道车辆, 1997, 35(9): 38-42.
 [2] 范亚兵, 黄桂平, 高宝华, 等. 三目立体工业摄影测量系

统外部参数的快速标定[J]. 测绘工程, 2012, 21(5): 48-52.

[3] 黄桂平. 数字近景工业摄影测量理论、方法与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2016.
 [4] 张志国. 基于单目视觉的定位系统研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2009.

收稿日期: 2018-07-31

作者简介



邹志(1991-), 男, 硕士, 研究领域包括近景摄影测量、机器视觉、数字图像数理。2017年毕业于航空工业北京长城计量测试技术研究所, 取得光学工程专业硕士学位, 同年留所工作至今, 参与国家重大仪器专项 1 项, 民用飞机专项科研项目 1 项, 发表软件著作 1 篇, 发表学术论文 3 篇。