

一种合作编码标志的设计与识别定位

刘慧洁^{1*}, 买买提明·艾尼^{1,2}, 古丽巴哈尔·托乎提^{1**}, 亚库普·艾合麦提², 张全忠¹

¹ 新疆大学机械工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830047;

² 佰博机电科技有限公司, 新疆 乌鲁木齐 830011

摘要 为了提高近景摄影测量中编码标志点的编码容量和解码准确率, 提出一种由定位十字标、起始数字、编码字符组成的合作编码定位对应圆型标志方法。通过高斯滤波对采集的图像进行平滑的预处理, 可以消除噪声; 利用自适应局部阈值法对目标进行分割, 可以获取字符区域与十字标区域; 使用 TensorFlow-MLP (Multilayer Perceptron) 神经网络训练好的字符样本库对字符进行分类与识别; 对十字标区域进行填充修复, 经过灰度平方加权质心法可以实现亚像素定位。该类型合作编码标志在实际应用中具有唯一辨识度, 定位精度高且解码准确高效。

关键词 图像处理; 摄影测量; 合作编码标志; 多层感知机神经网络; 灰度加权质心法

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1210015

Design and Identification of Cooperative Coded Targets

Liu Huijie^{1*}, Mamtimin Geni^{1,2}, Gulbahar Tohti^{1**}, Yakup Ahmat², Zhang Quanzhong¹

¹ School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830047, China;

² Company of Baibo Electromechanical Technology, Urumqi, Xinjiang 830011, China

Abstract To improve the encoding capacity and decoding accuracy of encoded marker points in close-range photogrammetry, a method of cooperative encoding and positioning corresponding circular markers comprising positioning crosses, initial numbers, and encoded characters is proposed. Gaussian filtering is used to smoothly preprocess the collected images to eliminate noise. The adaptive local threshold method is employed to segment the target to obtain the character area and cross mark area. TensorFlow-MLP (Multilayer Perceptron) neural network is trained using the character sample library to classify and recognize characters. Finally, the cross mark area is filled and repaired. Sub-pixel positioning is achieved through the gray square weighted centroid method. This type of cooperative coding sign is uniquely identifiable in practical applications with high positioning accuracy and accurate and efficient decoding.

Key words image processing; photogrammetry; cooperative coded targets; multilayer perceptron neural network; gray weighted centroid method

OCIS codes 100.2980; 100.4994; 100.4996

1 引言

现代数字近景工业摄影测量技术是一种新兴技术, 其交叉融合了光学测量、计算机视觉和数字图像处理分析等学科, 通过在不同方位获取同一物体的

连续数字图像, 接着将获取的图像进行特征提取、同名点匹配及相关计算处理, 可以得到空间物体的几何尺寸及空间位姿等。在近景摄影测量中, 通常在被测物体的表面上布置一些人工编码标志以保证连续图像之间对应同名点的精确识别与匹配^[1-3]。同

收稿日期: 2020-07-16; 修回日期: 2020-08-24; 录用日期: 2020-10-12

基金项目: 国家自然科学基金(51565054, 11772289)

* E-mail: 1374608397@qq.com; ** E-mail: 1793110048@qq.com

时,为了满足待测结构大型化、复杂化以及动态化的要求,编码标志数量的增多会对识别效率与准确率产生影响,因此实现高效、准确且自动化的识别定位变得尤为重要。

人工编码点是通过其图型顺序和形状不同来生成具有独一无二信息内容的标志,适用于近景工业摄影测量对大视场、大尺寸和多曲面动态结构的三维坐标信息的拼接和重建,可以解决移动物体的角度偏移和视角遮盖的问题,从而达到高精度、高效率 and 自动化测量的目的。目前,国内外学者对编码标志的识别与解码进行了大量的研究并取得了一定的成果。常见的编码标志主要有三类:环型编码标志、彩色编码标志和方型编码标志。张小迪等^[4-5]提出了一种同心圆的环型编码标志,基于仿射不变性实现了圆心的定位与解码,但其在实验中易变形,无起始标志,从而导致误识别,因此无法保证编码信息的唯一性。王栋等^[6-7]设计的彩色编码标志能够有效提高识别效率,但需要在不同的色彩空间中进行转换,从而导致编码容量下降,无法满足较大的被测物尺寸对编码标志点数量的需求。Olson^[8]采用的方型编码标志在位姿估计和增强现实等领域具有较高的应用价值,但方型角点的提取精度会随着测量距离的增加而降低。

针对现有的编码标志点存在识别难度大、识别效率低以及编码个数有限等问题,本文结合图像处理与 MLP(Multilayer Perceptron)神经网络设计一

套混合编码标志,其由定位十字标、起始数字和编码字符组成,具有简单、实用且可靠性更好的优点。根据圆型所具有的缩放、旋转和平移不变性以及数字与字符的多种组合方式,获得具有唯一编码信息的编码标志,从而大幅度提高编码容量。通过图像预处理、阈值分割与预先使用 TensorFlow-MLP 神经网络训练好的字符样本库对字符进行分类与识别,采用灰度平方加权质心法提高编码的准确率,满足实际工程需求。

2 编码标志的设计与解码

2.1 混合编码标志的设计方案

编码标志的设计应满足识别唯一性和定位可靠性的条件,从而提高特征的识别效率和定位精度。设计的编码标志可以分为模板块和编码块两部分,其中模板块有两个,分别为十字标和数字部分,编码块为字符部分。十字标位于编码标志的中心,将整体标志分为 4 个部分;数字部分取 0~9 的其中之一并分布于十字标的一角,从而构成了编码标志的基础板块;字符部分可以从大写字母、小写字母或简单汉字中进行选取,每个字符分别与数字 0~9 排列组合并分布于十字标除数字以外的三个角,以数字 1 和字母 A 为例,同一个字符与数字可以有图 1 的组合方式,十字标除了数字以外的三个角中,存在字符和不存在字符分别用二进制数 1 和 0 来表示。

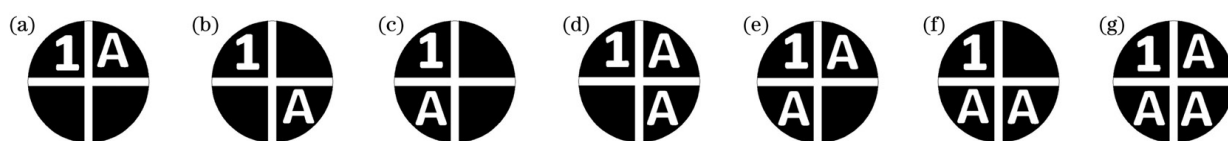


图 1 部分编码标志设计图。(a) 1-A-100;(b) 1-A-010;(c) 1-A-001;(d) 1-A-110;(e) 1-A-101;(f) 1-A-011;(g) 1-A-111

Fig. 1 Partly coded logo design drawing. (a) 1-A-100; (b) 1-A-010; (c) 1-A-001; (d) 1-A-110; (e) 1-A-101;

(f) 1-A-011; (g) 1-A-111

2.2 编码标志的解码方法

编码标志的解译是实现编码信息唯一性的关键。以十字标为中心来确定编码标志点的位置,以数字部分作为起始点并顺时针读取编码区信息,字

符部分为编码区。编码区可设置不同字符,不同字符对应不同的编码信息。以数字 2 和字母 B 为例,每个编码标志信息解译的情况如图 2 所示。根据工程应用需求,选取所需字符来建立样本库,每个字符

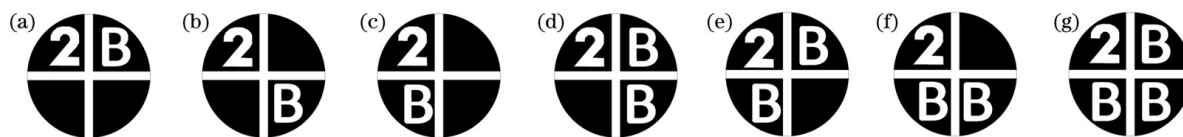


图 2 数字 2 和字母 B 的编码标志设计图。(a) 2-B-100;(b) 2-B-010;(c) 2-B-001;(d) 2-B-110;(e) 2-B-101;(f) 2-B-011;

(g) 2-B-111

Fig. 2 Coding logo design for number 2 and letter B. (a) 2-B-100; (b) 2-B-010; (c) 2-B-001; (d) 2-B-110; (e) 2-B-101;

(f) 2-B-011; (g) 2-B-111

有 7 种组合形式,数字 0~9 共有 10 个数,以此可得到 70 个编码标志组合,改变由数字或字符组合的编码标志可以有效解决编码容量不足的问题。

2.3 编码标志的识别与定位

在实际测量中,图像的采集会受到背景噪声以及光照等外界因素的影响,因此需要对图像进行预处理,如滤波去噪和图像增强等,从而改进特征提取、图像分割、匹配和识别的可靠性。

2.4 编码标志形状的识别

2.4.1 图像预处理

数字近景摄影测量中,图像的质量会影响最终识别与定位的精度与效率,因此需对图像进行预处理以消除图像中的无关信息(如噪声),增强有效信息的可检测性,最大限度的简化数据,从而提高特征提取和识别的可靠性。

使用工业相机采集的原灰度图像作为倒像,将图像镜像还原为实际场景并通过图像增强处理使特征区域突显出来,即通过一定方法有选择地突出图像中感兴趣的特征或衰减某些多余的部分。实验采用高斯滤波的自适应去噪方法^[9-10],在完成平滑噪声的同时较为完整地保留图像感兴趣区域的信息。高斯滤波器的原理如图 3 所示。输入的原始图像通过高斯函数卷积后可以得到去噪图像,实质是利用导数函数来调整尺度参数 σ ,从而确定某一选定中心像素点邻域的像素加权灰度值并用来取代中心像素点。

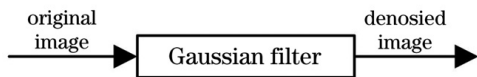


图 3 高斯滤波器的原理图

Fig. 3 Schematic of Gaussian filter

假设一维高斯函数可表示为

$$g(\omega, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\omega^2}{2\sigma^2}\right), \quad (1)$$

式中: ω 为像素值。将(1)式取一阶导,可得

$$G(\omega, \sigma) = \frac{-\omega}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} \exp\left(-\frac{\omega^2}{2\sigma^2}\right), \quad (2)$$

式中: $G(\omega, \sigma)$ 为高斯滤波函数。对图像进行去噪,表达式为

$$Q(\omega, \sigma) = f(\omega, \sigma) * G(\omega, \sigma), \quad (3)$$

式中: $f(\omega, \sigma)$ 为原始图像; $Q(\omega, \sigma)$ 为高斯滤波处理后的图像; $*$ 为卷积符号。由(3)式可知,图像噪声越大, σ 值越大,平滑效果越强。

为了使采集的模糊图像更为清晰,对图像进行

锐化处理。通过微分运算来增强灰度反差,使边缘等细节信息突出。采用 Sobel 梯度算子^[11]来增强图像灰度发生急剧变化的区域。给定连续图像 $I(x, y)$,其在理想点 (x, y) 处的梯度 $T[I(x, y)]$ 为

$$T[I(x, y)] = \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

对(4)式取模,可得

$$|T[I(x, y)]| = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2}. \quad (5)$$

梯度为一个二维矢量,模为当前点最大的方向导数,通常只考虑模的大小,不考虑方向。利用无方向锐化的 Sobel 边缘算子对像素点的灰度值进行阈值运算,表达式为

$$s(i, j) = \sqrt{d_x^2(i, j) + d_y^2(i, j)}, \quad (6)$$

式中: (i, j) 为图像中像素点的行列坐标; d_x 和 d_y 分别为横向和纵向的单位像素,分别对垂直边缘和水平边缘影响最大。图像中的像素均用 d_x 和 d_y 两个核进行卷积,得到的最大值即为输出的边缘幅度图像。

2.4.2 图像分割

图像分割是将图像分成互不重叠的区域并提取出感兴趣目标,特征区域分割的准确率将直接影响后续图像相似性匹配的过程和检索的有效性等。

实验中将一组编码标志粘贴在某型风力机的叶片上,摄像机采集带有编码标志的原图像如图 4 所示。实验环境存在光照不均匀的现象,为了辨识和分析目标,将特征区域从图像中孤立出来。首先通过分块阈值将原图像分为 25 份,分块尺寸接近编码标志存在的区域尺寸,即感兴趣区域。编码标志区域的分割情况如图 5 所示。每块中的 T 值为该区域的平均阈值,用来区分背景与特征,可以减少对背景块的处理。图 5 清晰显示编码标志的所在区域,即 $80 < P < 95$,其中 P 为预处理后的图像分割阈值;在此区间内通过自适应阈值分割法对图像进行进一步分割^[12],再使用几个阈值将图像的直方图分



图 4 编码标志的原图像

Fig. 4 Original image of coded symbol

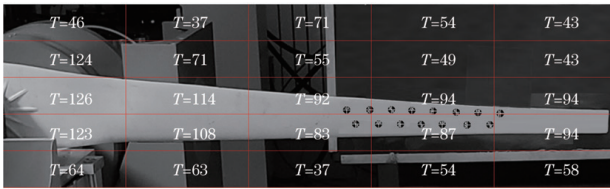


图 5 编码标志区域的分割情况

Fig. 5 Division of coding mark area

为几类,图像中灰度值在同一灰度类内的像素属于同一个类。

根据图像中各局部特征的差异采用不同的阈值进行分割,最大类间方差法^[13]可以使背景与特征区域之间的类间方差最大,从而排除不感兴趣区域,仅对存在编码标志点的块进行自适应阈值分割。相较于拉普拉斯算子对光照以及噪声无法避免的敏感性,该方法的分割准确率高,效果好。具体推导过程如下。

像素点数的比例分配分为两部分,即

$$\begin{cases} \alpha_1 = \frac{N_1}{M + N} \\ \alpha_2 = \frac{N_2}{M + N} \end{cases}, \quad (7)$$

式中: $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$, α_1 为特征区域的像素点数占整幅图像的比例, α_2 为背景的像素点数占整幅图像的比例; M 为图像的长; N 为图像的宽; N_1 为像素灰度值小于阈值 P 的像素个数; N_2 为灰度值大于阈值 P 的像素个数。

图像的总平均灰度 λ 和类间方差 L 可表示为

$$\lambda = \lambda_1 \times \alpha_1 + \lambda_2 \times \alpha_2, \quad (8)$$

$$L = \alpha_1 \times (\lambda - \lambda_1)^2 + \alpha_2 \times (\lambda - \lambda_2)^2, \quad (9)$$

式中: λ_1 和 λ_2 分别为特征区域和背景的平均灰度。将(8)式代入(9)式,可得

$$L = \alpha_1 \times \alpha_2 \times (\lambda_1 + \lambda_2)^2. \quad (10)$$

采用(10)式来求得最大类间方差值,即为所求阈值。对于背景环境较为复杂且无序的实验现场,建立自适应阈值分割方法,其有利于解决图像分割对光照强度、角度以及噪声敏感的问题,为此可以提升分割的精确性和整体抗干扰的能力。

2.5 编码标志字符识别

MLP 由多个节点层组成,上一层中的任何一个神经元与下一层的所有神经元都有连接,映射输入向量到输出向量,具有良好的容错性与联想记忆功能、误差小和自适应能力强的优点^[14-16]。

实验涉及的字符样本包括数字与字母,基于 MLP 神经网络的字符识别是通过调整权重进行的,使用已知类别的图像训练神经网络可以形成处理单元,数据插入输入层中经过处理单元后,将输出的结果与期望的结果进行比对,若不匹配则重新调整权重。将编码标志存储成两个 16×16 的矩阵,第一个 16×16 的矩阵表示数字的取值(0~1),第二个 16×16 的矩阵表示字符(这里以 26 个大写字母为例)的取值(0~1)。在灰度图像中,0 表示最亮,1 表示最暗。三层的神经网络结构如图 6 所示。输入层有 $16 \times 16 = 256$ 个神经元,输入向量 $\mathbf{X} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_{256}]$,隐藏层 $\mathbf{H} = [h_1 \ h_2 \ \dots \ h_m]$,其中隐藏层的节点数应考虑整体网络结构的复杂程度以及误差大小的情况来确定,利用经验公式 $m = \text{lb } n$ 来计算节点数,此时隐藏层的节点数仅与输入层的节点数 n 有关, n 值根据误差信号的反馈也可进行调整。对于数字部分的网络结构,输出层有 10 个节点,即 0~9,如图 6(a)所示,输出向量 $\mathbf{Y}_s = [y_{s1} \ y_{s2} \ \dots \ y_{s10}]$;对于字母部分的神经网络,输出层有 26 个节点,即 A~Z 的 26 个字母,如图 6(b)所示,输出向量

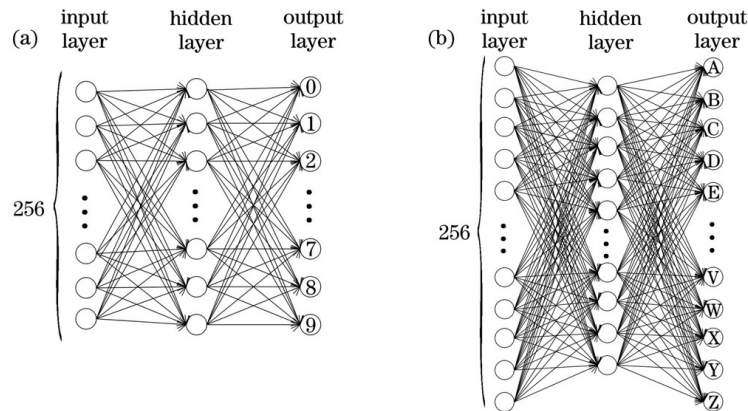


图 6 不同部分的三层网络结构。(a) 数字部分;(b) 字母部分

Fig. 6 Three-layer network structure of different parts. (a) Numerical part; (b) alphabetical part

$Y_z = [y_{z1} y_{z2} \cdots y_{z26}]$, 而 $Y = [Y_s Y_z]$ 中的值为 0 或 1, 即代表输入图像对应某字符的可能性。

输入层到隐藏层的权重 $\beta = [\beta_1 \beta_2 \cdots \beta_{256}]$, 隐藏层到输出层的权重 $\gamma = [\gamma_1 \gamma_2 \cdots \gamma_{10}]$ 。采用非线性变换的激活函数, 即 Sigmoid 函数可将神经元的输出峰值限制在一定范围内, 单个神经元的刺激传入以及传出的关系可表示为

$$\begin{cases} h_a = I\left(\sum_{i=0}^n \beta_{ia} x_i\right), & a = 1, 2, \dots, 256 \\ l_j = I\left(\sum_{i=0}^n \gamma_{ja} h_a\right), & j = 1, 2, \dots, m \end{cases}, \quad (11)$$

式中: h_a 和 l_j 分别为输入和输出的值; x 为输入元素; m 为输出最大量值, 若输出为字母, 则 $m = 26$, 若输出为数字, 则 $m = 10$; $n = 0, 1, 2, 3, \dots$ 。为了正确分类样本, 一般需要设置偏置 $B = [b_1 b_2 \cdots b_{256}]$, 从而使输入算出的输出值需在激活函数下才能激活。将偏置加入模型中, 则有

$$D(x, y) = m_0 d\alpha + m_1 dk + m_2 d\rho + m_3 d\theta + m_4, \quad (14)$$

其中

$$\begin{cases} m_0 = \exp[-k_0(x \cos \theta_0 + y \sin \theta_0 - \rho_0)^2] \\ m_1 = -\delta_0 m_0(x \cos \theta_0 + y \sin \theta_0 - \rho_0)^2 \\ m_2 = 2\delta_0 k_0 m_0(x \cos \theta_0 + y \sin \theta_0 - \rho_0) \\ m_3 = m_2(x \cos \theta_0 + y \sin \theta_0) \\ m_4 = \delta_0 \exp\{-k_0(x \cos \theta_0 + y \sin \theta_0 - \rho_0)^2\} - \nabla Z(x, y) \end{cases}, \quad (15)$$

$$\begin{cases} \delta_0 = \max[\nabla Z(x, y)] \\ k_0 = \frac{\ln[\nabla Z(x_0, y_0)] - \ln \delta_0}{(x_0 \cos \theta_0 + y_0 \sin \theta_0 - \rho_0)^2} \end{cases}, \quad (16)$$

式中: k_0 为像素坐标为最大梯度模的特征区亮度; θ_0 为初始的最大直线间隙; ρ_0 为初始的最短直线长度; δ_0 为像素坐标的最大梯度模; $\nabla Z(x, y)$ 为像素坐标的梯度模, 可表示为

$$|Z(x, y)| = \nabla Z(i, j) = \sqrt{(Z_{i+1, j+1} - Z_{i, j})^2 + (Z_{i+1, j} - Z_{i, j+1})^2}. \quad (17)$$

已知每一个像素点坐标 (i, j) 对应一个 (x_i, y_j) , 取 5 组数据并代入 (14) 式以求解 5 个未知参数, 迭代求解可得 ρ 和 θ , 那么精确的直线方程为

$$\begin{cases} \rho_1 = x \cos \theta_1 + y \sin \theta_1 \\ \rho_2 = x \cos \theta_2 + y \sin \theta_2 \end{cases}, \quad (18)$$

式中: ρ_1 和 ρ_2 分别为迭代 1 次和迭代 2 次的最短直

$$\begin{cases} h_a = I\left[\left(\sum_{i=0}^n \beta_{ia} x_i\right) + b_i\right], & a = 1, 2, \dots, 256 \\ l_j = I\left(\sum_{i=0}^n \gamma_{ja} h_a\right), & j = 1, 2, \dots, m \end{cases}. \quad (12)$$

2.6 编码标志的亚像素定位

通过图像预处理与图像分割可以粗略定位编码标志的中心十字标的直线信息。由于特征区域包含中心十字标、起始数字和编码字符, 所以其灰度值与背景圆不同, 且不同的字符和数字具有不同的形状特点^[17-18]。为了更好地定位十字标的中心坐标, 精确计算两垂直相交直线的交点, 从而实现精确定位亚像素级中心坐标。具体推导过程如下。

引入霍夫变换参数: 最短直线长度 ρ 和最大直线间隙 θ , 令二维图像边缘信息梯度为

$$\nabla Z(x, y) = \delta \exp[-k(x \cos \theta + y \sin \theta - \rho)^2]^2, \quad (13)$$

式中: δ 为背景的强烈程度; k 为特征区的亮度峰值。将误差方程以线性化表示, 即

线长度; θ_1 和 θ_2 分别为迭代 1 次和迭代 2 次的最大直线间隙。中心十字标亚像素定位坐标 (x_c, y_c) 可表示为

$$\begin{cases} x_c = \frac{\rho_1 \sin \theta_2 + \rho_2 \sin \theta_1}{\sin(\theta_2 - \theta_1)} \\ y_c = \frac{\rho_2 \cos \theta_1 + \rho_1 \cos \theta_2}{\sin(\theta_2 - \theta_1)} \end{cases}. \quad (19)$$

根据数字仿真图像程序对比分析实验结果, 表 1 为仿真算法的比对结果, 通过绝对误差来验证亚像素定位的有效性。

为了避免系统误差的影响, 需确定理论与实际精度的差异, 表达式为

$$\begin{cases} \Delta x = x - x' \\ \Delta y = y - y' \\ \Delta a = \Delta x^2 - \Delta y^2 \\ A = \sqrt{\sum \Delta a^2 / g} \end{cases}, \quad (20)$$

表 1 仿真结果的对比

Table 1 Comparison of simulation results

Measured point	Actual result / (pixel, pixel)	Simulation result / (pixel, pixel)	Absolute error / (pixel, pixel)
0-大-100	(114.501, 50.723)	(114.703, 50.341)	(-0.202, 0.382)
1-七-100	(184.921, 161.230)	(184.731, 161.300)	(0.19, -0.07)
2-中-001	(183.253, 263.330)	(183.590, 263.632)	(-0.337, -0.302)
3-几-100	(181.341, 361.290)	(181.105, 361.177)	(0.236, 0.113)
4-日-010	(179.901, 463.524)	(179.140, 463.293)	(0.761, 0.231)
5-力-001	(177.351, 569.634)	(177.222, 569.365)	(0.129, 0.269)
6-土-100	(175.350, 675.754)	(175.310, 675.363)	(0.04, 0.391)
7-山-100	(172.208, 764.848)	(172.263, 764.398)	(-0.055, 0.45)
8-古-001	(170.184, 858.765)	(170.210, 858.424)	(-0.026, 0.341)
9-人-100	(169.980, 944.694)	(169.281, 944.500)	(0.699, 0.194)
0-S-100	(249.156, 978.526)	(249.118, 978.750)	(0.038, -0.224)
1-Y-001	(248.376, 897.447)	(248.108, 897.713)	(0.268, -0.266)
2-T-010	(249.399, 803.333)	(249.170, 803.620)	(0.229, -0.287)
3-C-100	(253.920, 711.727)	(253.224, 711.574)	(0.696, 0.153)
4-D-010	(254.734, 616.547)	(254.241, 616.405)	(0.493, 0.142)
5-F-001	(254.302, 517.525)	(254.245, 517.451)	(0.057, 0.074)
6-X-100	(261.207, 414.528)	(261.131, 414.597)	(0.076, -0.069)
7-U-010	(265.226, 310.576)	(265.176, 310.588)	(0.05, -0.012)
8-H-001	(275.327, 205.612)	(275.224, 205.564)	(0.103, 0.048)
9-L-100	(276.241, 102.369)	(276.372, 102.270)	(-0.131, 0.099)

式中： (x', y') 为实际的位置坐标； g 为测点个数； Δa 为横向与纵向像素位移的平方差； A 为定位精度。图 7 为不同数目的编码标志点的精度分析曲线。

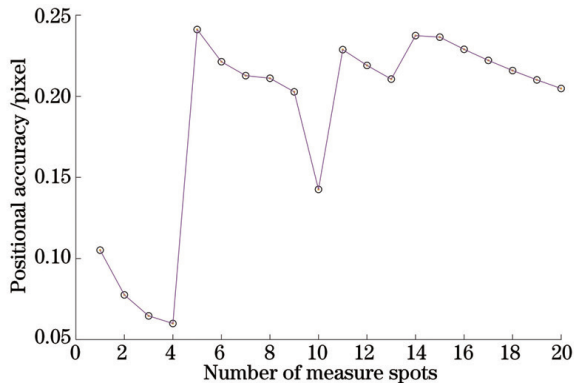


图 7 不同测点数的定位精度曲线

Fig. 7 Positioning accuracy curve of different number of measuring points

从图 7 可以看到,所用的亚像素定位方法的平均精度可达(0.16571 pixel, 0.08285 pixel),当 $g = 20$ 时,定位精度 $A = 0.205$ pixel。

3 实验与结果

3.1 摄像机的标定

摄像机的标定是从摄像机获取的图像信息中

高精度重建被测对象的空间几何尺寸和实际大小。实验采用棋盘方块尺寸为 $27\text{ mm} \times 27\text{ mm}$ 的标定板来获取摄像机的内外方位元素,也就是内部参数与外部参数。所谓内部参数主要由摄像机本身来确定,主要包括焦距和畸变参数。外部参数主要决定摄像机在世界坐标系中的位姿。标定板放在摄像机前方并靠近待测物体的位置,从不同的拍摄角度采集 20 张标定图像并采用 Zhang 标定算法进行标定^[19],获得的重投影误差分布如图 8 所示。空间位姿可视化关系如图 9 所示。

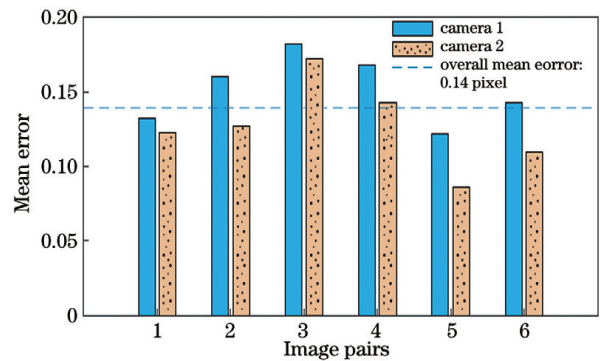


图 8 摄像机的重投影误差分布示意图

Fig. 8 Diagram of camera reprojection error distribution

从图 14 可以看到,编码标志的十字标中心可以精确定位以及编码信息可以有效读取,识别准确率达到了 100%,而且运算速度快,抗干扰能力强,具有方便提取和稳定性高的优点,满足大量工程应用的需求。

4 结 论

根据字符方便被提取和识别的优点设计一套简单、实用且可靠性高的混合编码标志,其能够满足大多数工程的高效率和高精度的应用需求。编码标志由十字标、起始数字、编码字符和背景圆组成。根据起始数字和编码字符所构成的编码板块提供唯一的编码信息,以及基于 MLP 神经网络训练的字符样本库,从而实现快速、高效且准确的解码;基于灰度平方加权法可以准确可靠定位亚像素级中心坐标。对编码标志的几何形状设计、编码方法描述以及对编码点的识别与定位等方面进行详细的介绍,并实现混合编码标志的制作。该标志将有效简化编码标志的解码过程,可以提高识别效率,满足近景摄影测量中立体匹配与测点准确识别的应用需求。

参 考 文 献

- [1] Zhou S J, Yu H Y. Research on decode algorithm of coded targets in close-range photogrammetry [J]. *Machine Building & Automation*, 2019, 48 (3): 182-184.
周申江, 余厚云. 近景摄影测量中编码标志点解码方法研究 [J]. *机械制造与自动化*, 2019, 48 (3): 182-184.
- [2] Meng X L, Chen P, Ding H. An overview of coded marker points design schemes in photogrammetry [J]. *Metrology & Measurement Technique*, 2019, 46(1): 54-56.
孟祥丽, 陈聘, 丁华. 摄影测量中编码标志点设计方案概述 [J]. *计量与测试技术*, 2019, 46 (1): 54-56.
- [3] Zhu J G, Guo L, Ye S H. Principle and implementation method of three-dimensional precision positioning in large field working space [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(7): 1872-1876.
郝继贵, 郭磊, 叶声华. 现场条件下大空间三维精密定位原理与方法 [J]. *光学学报*, 2009, 29 (7): 1872-1876.
- [4] Zhang X D, Cui H H, Cheng X S, et al. Design and detection of circular coded marker based on concentric circles [J]. *Machine Building & Automation*, 2020, 49(2): 133-136, 157.
张小迪, 崔海华, 程筱胜, 等. 一种基于同心圆的环形编码标志设计与检测 [J]. *机械制造与自动化*, 2020, 49(2): 133-136, 157.
- [5] Jin T, Dong X C. Designing and decoding algorithm of circular coded target [J]. *Application Research of Computers*, 2019, 36(4): 1217-1221.
金滔, 董秀成. 一种环状编码标记点的设计及解码算法 [J]. *计算机应用研究*, 2019, 36(4): 1217-1221.
- [6] Wang D, Xing S, Hou Y F, et al. Design methodology of coded target based on color and geometry information [J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2013, 30(5): 484-488.
王栋, 邢帅, 侯一凡, 等. 一种基于色彩与几何信息的编码标志设计方法 [J]. *测绘科学技术学报*, 2013, 30(5): 484-488.
- [7] Yang X L, Fang S P, Kong B, et al. Design of a color coded target for vision measurements [J]. *Optik*, 2014, 125(14): 3727-3732.
- [8] Olson E. A robust and flexible visual fiducial system [C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 9-13, 2011, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2011: 3400-3407.
- [9] Geusebroek J M, Smeulders A W M, van de Weijer J. Fast anisotropic Gauss filtering [M]//Heyden A, Sparr G, Nielsen M, et al. *Computer vision-ECCV 2002. Lecture notes in computer science*. Heidelberg: Springer, 2002, 2350: 99-112.
- [10] Liang M, Ma K. Study on the method of echo signal denoising based on gauss filter [J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2017, 40(1): 40-42.
梁敏, 马凯. 基于高斯滤波的回波信号去噪方法的研究 [J]. *测绘与空间地理信息*, 2017, 40(1): 40-42.
- [11] Han L L, Tian Y M, Qi Q H. Research on edge detection algorithm based on improved sobel operator [J]. *MATEC Web of Conferences*, 2020, 309: 03031.
- [12] Sha C S, Hou J, Cui H X. A robust 2D Otsu's thresholding method in image segmentation [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2016, 41: 339-351.
- [13] Zhao Y, Deng H X, Zhang L, et al. Weight-self adjustment active contour model based on method of maximum classes square error [J]. *Computer Engineering and Design*, 2018, 39(2): 486-491.
赵怡, 邓红霞, 张玲, 等. 基于最大类间方差的权重自适应活动轮廓模型 [J]. *计算机工程与设计*, 2018, 39(2): 486-491.
- [14] Shi B G, Bai X, Yao C. An end-to-end trainable neural network for image-based sequence recognition and its application to scene text recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine*

- Intelligence, 2017, 39(11): 2298-2304.
- [15] Liu X L, Li T H, Zhang M. Face recognition based on lightweight neural network combining gradient features [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(16): 161005.
刘祥楼, 李天昊, 张明. 融合梯度特征的轻量级神经网络的人脸识别 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(16): 161005.
- [16] Zeng X S, Xiang D L, Peng L R, et al. Local discriminant training and global optimization for convolutional neural network based handwritten Chinese character recognition [C] // 2017 14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), November 9-15, 2017, Kyoto, Japan. New York: IEEE Press, 2017: 382-387.
- [17] Zhang Z H, Wang S, Wang Y Y, et al. Method for extracting the center of circular coded target based on radial straight line fitting of circular coding [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(7): 071203.
张宗华, 王森, 王宇莹, 等. 基于编码环带径向直线拟合的圆环编码标志点中心提取方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(7): 071203.
- [18] Liu G D, Liu B G, Chen F D, et al. Study on the method of the accuracy evaluation of sub-pixel location operators [J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(12): 3446-3451.
刘国栋, 刘炳国, 陈凤东, 等. 亚像素定位算法精度评价方法的研究 [J]. 光学学报, 2009, 29(12): 3446-3451.
- [19] Wu M, Wu J L, Ma S, et al. Checkerboard corner detection based on corner gray distribution feature [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(1): 011204.
伍明, 伍俊龙, 马帅, 等. 基于角点灰度分布特征的棋盘格角点检测 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(1): 011204.