

基于 BP 神经网络的结构光光条中心提取

李玥华, 刘朋, 周京博*, 任有志, 靳江艳

河北科技大学机械工程学院, 河北 石家庄 050018

摘要 为了精确、快速地提取结构光光条中心, 提出了一种基于 BP 神经网络的中心提取方法。给出了使用 BP 神经网络实现光条中心提取的基本原理、训练网络所需的理想中心点的求取方法, 以及网络权值的调整算法。研究了隐含层神经元个数 m 、隐含层层数 h , 以及训练样本对中心提取精度的影响, 结果表明: 当 $m=3, h=1$, 训练样本为带有噪声的随机光条时, 神经网络能够得到更好的光条中心。由对比实验可以看出, 所提方法相较于 Steger 方法和灰度重心法的中心提取精度更高, 而且对 $1280 \text{ pixel} \times 960 \text{ pixel}$ 光条图像中心提取的平均用时仅约为 0.04 s , 为 Steger 方法的 0.27% 。所提方法具有高精度、高效率等优势, 能够满足复杂光条亚像素中心提取的要求。

关键词 测量; 结构光光条; 中心提取; BP 神经网络; 网络训练; 误差分析

中图分类号 TH741

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201939.1212005

Center Extraction of Structured Light Stripe Based on Back Propagation Neural Network

Li Yuehua, Liu Peng, Zhou Jingbo*, Ren Youzhi, Jin Jiangyan

School of Mechanical Engineering, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang, Hebei 050018, China

Abstract To accurately and rapidly extract the center of the structured-light stripe, we propose a center extraction method based on the back-propagation neural network (BPNN). The basic principle of stripe-center extraction using the BPNN, the method that calculates the ideal center points for network training, and the network-weight tuning algorithm are presented successively. Factors affecting the center extraction accuracy, such as the number of hidden layer neurons m , number of hidden layers h , and training samples are investigated. The center-extraction results show that the network can achieve a better stripe center when $m=3$ and $h=1$, and the training sample is a random stripe with noise. From the comparison analysis, it can be concluded that the proposed method can achieve higher center-extraction accuracy than both the Steger method and the gray gravity method. The average center-extraction time for a stripe image with the size of $1280 \text{ pixel} \times 960 \text{ pixel}$ is 0.04 s , which is only 0.27% of the time required by the Steger method. This further demonstrates that the proposed method has the advantages of high precision and high efficiency. Therefore, it is adequate for sub-pixel center extraction of complex light stripes.

Key words measurement; structured light stripe; center extraction; BP neural network; network training; error analysis

OCIS codes 120.6650; 150.5670; 100.2000; 100.4996

1 引 言

线结构光传感器主要由相机和投射光条的激光器组成, 具有结构简单、测量速度快、精度较高等优点, 在三维视觉测量和检测中具有广阔的应用前景^[1-2]。由被测表面调制得到的变形光条宽度通常为几到几十个像素。测量时, 须先准确得到光条中心, 再根据传感器系统参数计算对应的轮廓。传感

器系统参数由激光器与相机的相对位姿、相机内参数和畸变参数决定, 其在标定完成后不再变化^[3-4]。光条图像质量随被测对象面型、材质、所处环境的改变而改变, 如何快速、准确地提取光条中心是实现测量的关键, 也是线结构光传感器研究的一个核心问题^[5]。

像素级中心提取法得到的光条中心坐标的最小单位为单个像素, 主要包括极值法^[6]和方向模板

收稿日期: 2019-06-27; 修回日期: 2019-07-30; 录用日期: 2019-08-23

基金项目: 国家自然科学基金(51705130)、河北省自然科学基金(E2016208084)

* E-mail: zhoujingbo@hebust.edu.cn

法^[7]。极值法计算速度快,但易受噪声影响,精度较低。方向模板法采用互相关运算,在降低噪声对中心提取结果影响的同时,也限制了计算效率的提高。随着对测量精度要求的提高,亚像素中心提取方法得到了更广泛的应用。灰度重心法(GGM)具有算法简单、计算效率高的优点,其不足之处在于精度低、对噪声敏感^[8]。梅峻华等^[9]在灰度重心法的基础上,从全局角度进行多项式曲线拟合得到了光条中心。Usamentiaga 等^[10]通过对灰度重心法得到的光条中心点进行分割与多项式拟合来提升中心提取精度。Li 等^[11]采用移动最小二乘拟合构建自适应窗口,进而依据每个窗口内像素点的灰度值计算对应光条截面的亚像素坐标。江永付等^[12]采用三次多项式曲线对灰度重心法得到的中心点进行拟合,改善了光条中心的提取效果。李涛涛等^[13]采用高斯-洛伦兹分峰拟合提取光条图像的中心,该方法具有提取精度高、适用性较强等特点。高世一等^[14]采用变边限高斯拟合法来提升中心的提取精度。上述方法均通过拟合来提升中心的提取精度,计算过程中需要求解拟合多项式系数,从而影响了光条中心的提取速度。

Steger 法^[15]是目前应用最广泛的光条中心提取方法,该方法先采用 Hessian 矩阵计算光条中心的法向量,然后通过泰勒展开得到亚像素中心坐标。计算过程需要进行大量的高斯卷积运算,卷积运算在提升中心提取精度和可靠性的同时也显著影响了计算效率。通过卡尔曼滤波^[16]、霍夫变换^[17]、极值法^[18]、区域增长迭代法^[19]、差影法^[20]确定光条所在的像素区域,仅对光条区域进行卷积计算,可以提升中心提取的效率。测量时光条形状是变化的,故每幅光条图像均需重新确定光条区域,计算量较大。此外,Steger 法提取光条中心时存在丢失数据点和获取多重数据点的问题^[21]。除上述方法外,光条中心提取法还有主成分分析方法^[22]、多尺度分析法^[23],这些方法在提升中心提取精度的同时,存在算法复杂、提取时间长等不足。采用高性能图形处理器(GPU)及深度学习模型先对光条模型进行区段分割,再对每个区段内的光条进行中心提取,能够有效缩短中心提取的时间,但相应的硬件成本也会显著增加^[24]。综上分析,在考虑硬件成本的前提下,目前光条中心提取面临的主要问题是效率与精度难以兼顾。为了提升中心提取精度而引入的拟合、卷积、互相关、多尺度等算法均涉及到大量的数据运算,限制了中心提取效率的提升。

针对上述问题,本文提出了一种基于 BP(back propagation)神经网络的线结构光光条中心提取方法,给出了神经网络的训练方法,分析了影响光条中心提取精度的因素,实现了光条中心高精度、高效率的提取。

2 基本原理

2.1 选取像素点

光条中心按列像素依次提取,先选取每列像素中光条的截面区域,如图 1 所示。 ouv 为图像坐标系, u 为横坐标, v 为纵坐标。设光条截面中心点的灰度阈值为 I_T ,当计算得到的第 q 列截面中心点的灰度值 $I_q \geq I_T$ 时,此中心点有效。对于第 q 列像素点($q \geq 3$),当 $q-2, q-1$ 列截面中心点 P_{q-2}, P_{q-1} 未知时,采用 GGM 计算,并判断其有效性;当 P_{q-2}, P_{q-1} 已知时,则下一个光条截面中心点 P_q 的像素坐标为

$$(u_q^\perp, v_q^\perp) = [q, \text{Floor}(2v_{q-1} - v_{q-2})], \quad (1)$$

式中: v_{q-1} 和 v_{q-2} 分别为 P_{q-1} 和 P_{q-2} 的纵坐标值。根据像素点灰度值判断 P_q 是否有效,若为有效截面中心点,则所选取的行像素的序号范围为

$$(V_q^{\min}, V_q^{\max}) = \left(v_q^\perp - \frac{n' - 1}{2}, v_q^\perp + \frac{n' - 1}{2} \right), \quad (2)$$

式中, V_q^{\min} 和 V_q^{\max} 分别为第 q 列上所取行像素的最小、最大序号; n' 为奇数,表示选取的像素行数。对选取的像素点采用神经网络重新计算 P_q 的像素坐标,直至将光条中心提取完毕。当光条存在间断点时,则根据(1)式得到的 P_q 的灰度值 $I_q < I_T$, P_q 为无效的截面中心点,需采用 GGM 重新计算光条中心,直至得到连续两个有效的截面中心点。

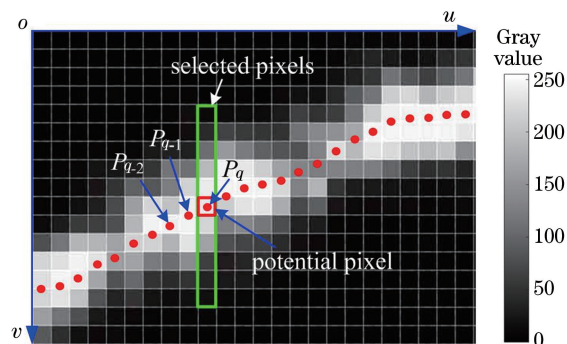


图 1 选取截面像素点

Fig. 1 Selection of pixels of cross section profile

2.2 计算亚像素中心

采用 BP 神经网络计算所选取的每列像素中心的基本原理如图 2 所示。对于所选取的像素点,以

每个像素点为窗口中心,以 $5 \text{ pixel} \times 5 \text{ pixel}$ 为窗口大小,进行中值滤波,以提升中心提取的准确性。神经网络的输入为 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T, x_1, x_2, \dots, x_n$ 为像素点归一化灰度值, n 为输入层神经元个数;输入层输出向量为 $\mathbf{A} = (a_1, a_2, \dots, a_n)^T, a_1, a_2, \dots, a_n$ 为每个输入层神经元的输出值;隐含层输出向量为 $\mathbf{B} = (b_1, b_2, \dots, b_m)^T, b_1, b_2, \dots, b_m$ 为每个隐含层神经元的输出值, m 为隐含层神经元的个数;输出层输出值为 c_1 , 表示中心点相对于像素 V_q^{\min} 的偏移量;输入层到隐含层的权值矩阵为 $\mathbf{W}_{m \times n}, \omega_{i,j}$ 为权值矩阵的第 i 行、第 j 列元素;隐含层到输出层的权值向量为 $\mathbf{G}_{1 \times m}, g_k$ 为权值向量的第 k 个元素。

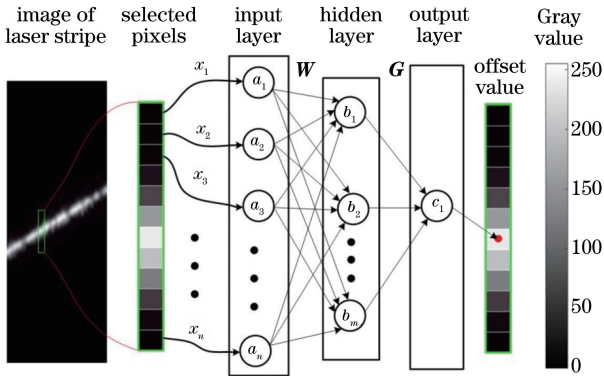


图 2 采用神经网络计算每列像素中心的基本原理
Fig. 2 Basic principle of center computation of each column using neural network

给定输入层神经元的权值为 1, 激励函数为 $f_a(x) = x, x$ 为输入, 则输入层的输出向量与训练样本相等, 即 $\mathbf{A} = \mathbf{X}$ 。隐含层采用 Sigmoid 激励函数, 则隐含层神经元输出为

$$\mathbf{B} = \frac{1}{1 + \exp(-\mathbf{WA})}, \quad (3)$$

输出层激励函数取

$$f_c(x) = \frac{n}{1 + \exp(-x)}, \quad (4)$$

从而保证了输出函数的最大值与所选像素行数一致。此时, 采用神经网络得到的亚像素中心的坐标值为

$$(u_q, v_q) = \left(q, V_q^{\min} + \frac{n}{1 + \exp(-\mathbf{GB})} \right). \quad (5)$$

2.3 神经网络的训练

为得到神经网络的权值, 需根据理想光条中心对网络进行训练。先采用 Steger 法^[15] 得到光条的中心 $P_q^s(u_q^s, v_q^s), u_q^s$ 和 v_q^s 分别为第 q 列像素点所对应的中心点的横坐标和纵坐标。由于神经网络得

到的第 q 列像素点的横坐标 u_q 位于此列像素的中心线上, 而 u_q^s 并非位于此列像素的中心线上, 故不能直接以 P_q^s 作为理想输出点对网络进行训练。为此, 提出采用移动最小二乘法对 P_q^s 进行拟合, 重新计算第 q 列像素点对应的理想光条中心 $P_q^*(u_q^*, v_q^*), u_q^*$ 和 v_q^* 分别为理想中心点的横坐标和纵坐标。理想中心点的横坐标须与神经网络提取的横坐标一致, 故 $u_q^* = u_q$ 。假设 P_q^s 对应的移动最小二乘的拟合方程为

$$f_{\text{MLS}}(x) = \sum_{\gamma=1}^{\Gamma} \alpha_{\gamma} \beta_{\gamma}(x) = \boldsymbol{\beta}^T(x) \boldsymbol{\alpha}, \quad (6)$$

式中: $\boldsymbol{\beta}(x)$ 为 Γ 次多项式基函数, $\boldsymbol{\beta}(x) = [\beta_1(x), \beta_2(x), \dots, \beta_{\gamma}(x), \dots, \beta_{\Gamma}(x)]^T$, 其中 $\beta_{\gamma}(x)$ 为基函数中的第 γ 项; $\boldsymbol{\alpha}$ 为多项式的待定系数, $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{\gamma}, \dots, \alpha_{\Gamma}]^T$, 其中 α_{γ} 为基函数第 γ 项所对应的待定系数。则加权的拟合误差为

$$J(\boldsymbol{\alpha}) = \sum_{\kappa=1}^K \omega(r_{\kappa}) [\boldsymbol{\beta}^T(x) \boldsymbol{\alpha} - v_{\kappa}^s]^2, \quad (7)$$

其中

$$r_{\kappa} = \|\mathbf{P}_{\kappa}^s - \mathbf{P}_q^s\| \cdot R_s^{-1}, \quad (8)$$

$$\omega(r_{\kappa}) = \begin{cases} 1 - 6r_{\kappa}^2 + 8r_{\kappa}^3 - 3r_{\kappa}^4, & r_{\kappa} \leq 1 \\ 0, & r_{\kappa} > 1 \end{cases}, \quad (9)$$

式中: K 为所选择的区域中光条中心点的个数; v_{κ}^s 为第 κ 个光条中心点的纵坐标; r_{κ} 为第 κ 个点到 P_q^s 的归一化距离; \mathbf{P}_{κ}^s 为拟合曲线上的第 κ 个点向量; R_s 为拟合域的支撑半径; $\omega(r_{\kappa})$ 为 4 阶样条权函数。

第 q 列像素对应的光条中心的理想纵坐标为 $v_q^* = f_{\text{MLS}}(u_q^*)$ 。对于具有 U 列像素的光条图像, 神经网络得到的光条中心位置误差为

$$E^{(l)} = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^U (v_q^{(l)} - v_q^*)^2, \quad (10)$$

式中: $v_q^{(l)}$ 为神经网络权值在第 l 次调整后得到的第 q 列光条中心的纵坐标。

根据梯度下降原理调整神经网络权值

$$(\Delta g_k^{(l)}, \Delta \omega_{i,j}^{(l)}) = \left(-\eta \frac{\partial E^{(l)}}{\partial g_k}, -\eta \frac{\partial E^{(l)}}{\partial \omega_{i,j}} \right), \quad (11)$$

式中: $\Delta g_k^{(l)}$ 为权值向量 \mathbf{G} 中第 k 个元素的变化量; $\Delta \omega_{i,j}^{(l)}$ 为权值矩阵 \mathbf{W} 中第 i 行、第 j 列元素的变化量; l 为网络权值调整的次数; η 为学习效率因子, $\eta \in [0, 1]$ 。根据链式法则以及神经网络各层间的激励函数, 可将(11)式中的权值调整量整理为

$$\Delta g_k^{(l)} = -\eta \cdot (v_q^{(l)} - v_q^*) \cdot n \cdot v_q^{(l)} \cdot (1 - v_q^{(l)}) \cdot b_i^{(l)}, \quad (12)$$

$$\Delta w_{i,j}^{(l)} = -\eta \cdot (v_q^{(l)} - v_q^*) \cdot n \cdot v_q^{(l)} \cdot (1 - v_q^{(l)}) \cdot g_i \cdot b_i^{(l)} \cdot (1 - b_i^{(l)}) \cdot a_j^{(l)}, \quad (13)$$

式中： $a_j^{(l)}$ 为输入层第 j 个神经元的输出； $b_i^{(l)}$ 为隐含层第 i 个神经元的输出。则调整后的权值为

$$(g_k^{(l+1)}, w_{i,j}^{(l+1)}) = (g_k^{(l)} + \Delta g_k^{(l)}, w_{i,j}^{(l)} + \Delta w_{i,j}^{(l)}). \quad (14)$$

当网络训练误差小于给定误差，或者训练次数达到最大训练值时，停止训练，根据(5)式即可得到光条中心。

3 实验与讨论

3.1 训练网络

训练神经网络时采用的计算机的 CPU 为 Intel i5-3470, 主频为 3.2 GHz, 内存为 4 GB。计算软件平台为 MATLAB R2012b。神经网络为三层网络, 输出层神经元个数为 1, 输入层、隐含层神经元个数分别设定为 $n=11$ 和 $m=3$ 。使用如图 3 所示的 4 种不同形状的光条对网络进行训练。为了提高训练速度, 用于网络训练的光条图像均为 $60 \text{ pixel} \times 86 \text{ pixel}$ 。

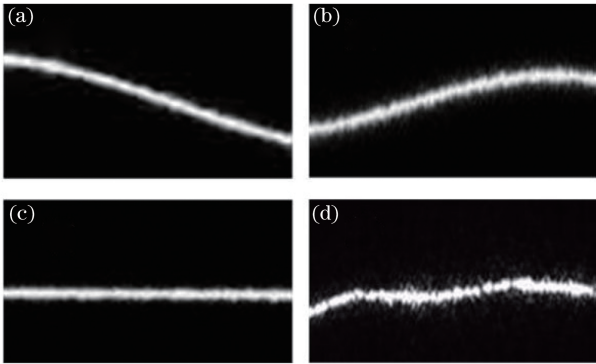


图 3 用于网络训练的不同形状的光条。(a)下降光条；(b)上升光条；(c)水平光条；(d)随机光条

Fig. 3 Light stripes with different shapes for network training. (a) Falling stripe; (d) rising stripe; (c) horizontal stripe; (d) random stripe

神经网络训练时，每次迭代后得到的均方根误差为

$$E_{\text{rms}}^{(l)} = \sqrt{\frac{2E^{(l)}}{U}}. \quad (15)$$

分别计算采用图 3 中各光条对网络进行训练时所对应的均方根误差曲线 T_a 、 T_b 、 T_c 、 T_d ，如图 4 所示，随迭代次数增加， $E_{\text{rms}}^{(l)}$ 值都能收敛 ($E_{\text{rms}}^{(l)}$ 先快速减小，后基本保持不变，再快速减小，最后缓慢减小)。此外， $E_{\text{rms}}^{(l)}$ 值还与光条的复杂程度相关：直线光条训练得到的 $E_{\text{rms}}^{(l)}$ 值最小，为 0.0073 pixel ；对于随机光

条，其形状最复杂，训练得到的 $E_{\text{rms}}^{(l)}$ 值最大，但也仅为 0.0114 pixel 。4 个光条训练时间均约为 2 min ，与光条的形状无关。

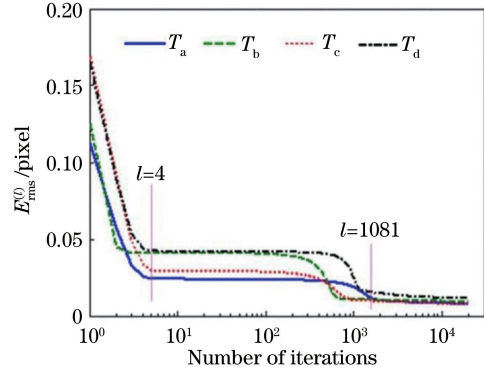


图 4 均方根误差的收敛曲线

Fig. 4 Convergence curve of root mean square error

3.2 截面中心提取

光条截面的灰度值通常为高斯分布，考虑噪声影响时，第 q 个截面任意像素 v_h 的灰度值 I_h 可表示为

$$I_h = Z_0 \exp[-(v_h - \Delta v_q)^2 / \sigma_0^2] + z_0 \epsilon_h, \quad (16)$$

式中： Z_0 为灰度幅值； Δv_q 为中心偏移量； σ_0 为方差； ϵ_h 为服从均匀分布的随机噪声； z_0 为噪声的幅值，且 $I_h \leq 255$ 。当 $Z_0 = 155$ ， $\sigma_0 = 2$ ， $z_0 = 10$ 时，根据(16)式可得光条截面轮廓，如图 5 所示。轮廓的理想中心即为 Δv_q ，采用神经网络得到的轮廓中心为 v_q ，则提取误差为

$$E_{\text{net}}^{(q)} = v_q - \Delta v_q. \quad (17)$$

在 $(-2, 2)$ 区间内，随机改变 Δv_q 得到 1000 个截面轮廓，进而计算神经网络提取的每个轮廓对应的误差值 $E_{\text{net}}^{(q)}$ ，作出此误差值的统计直方图，如图 6 所示。误差值近似呈高斯分布，通过高斯拟合得到此分布所对应的标准差 $\sigma = 0.0271 \text{ pixel}$ ，且所有误差值均在 0.1 pixel 以内，表明神经网络能够精确提取光条截面中心。

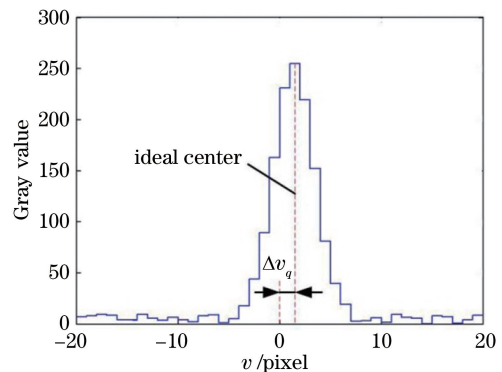


图 5 光条截面灰度

Fig. 5 Gray value of stripe cross

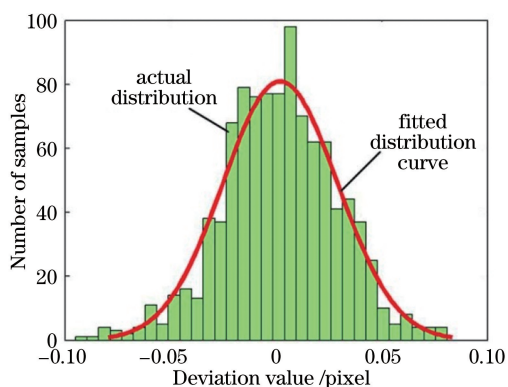


图 6 中心提取误差直方图

Fig. 6 Histogram of center extraction error

分别计算噪声幅值 z_0 不同时, 中心提取误差分布 3σ 值和 E_{rms} 值, 如表 1 所示。可见中心提取误差随 z_0 的增大而增大, 当 $z_0 = 20$ 时, 3σ 值仅为

0.1548 pixel, E_{rms} 值仅为 0.0521 pixel, 表明神经网络在不同噪声水平上也能实现中心的高精度提取。

表 1 不同噪声下的均方误差值和误差分布 3σ 值

Table 1 Mean square error and error distribution 3σ value under different noises

z_0	0	5	10	15	20
3σ / pixel	0.0561	0.0627	0.0813	0.1419	0.1548
E_{rms} / pixel	0.0187	0.0209	0.0272	0.0479	0.0521

3.3 光条中心的提取

采用图 3(d)所示随机光条训练好的神经网络, 设定截面中心点的灰度阈值 $I_T = 50$, 分别对弧形、随机、间断、齿形光条的中心进行提取, 光条图像及中心提取结果如图 7 所示。可见虽然 4 个光条形状各异, 且光条上噪声的大小亦不相同, 但神经网络均能成功提取光条图像的中心。

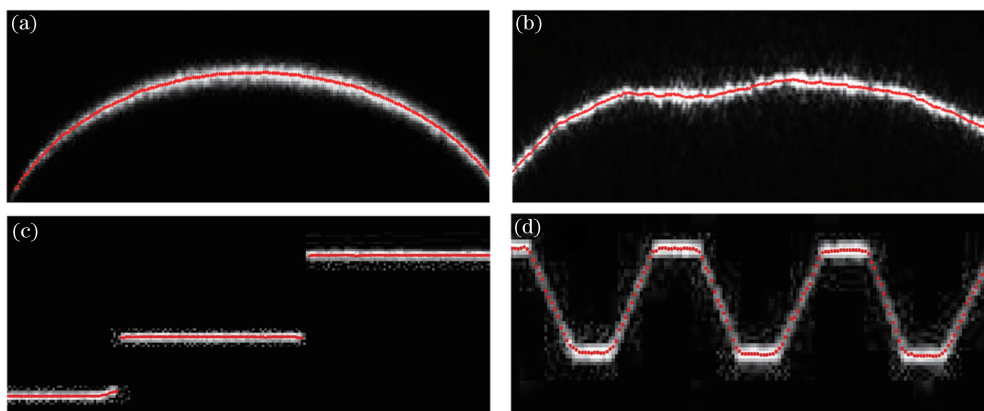


图 7 不同形状光条的中心提取结果。(a)弧形光条;(b)随机光条;(c)间断光条;(d)齿形光条

Fig. 7 Center extraction results of strips with different shapes. (a) Arc stripe; (b) random stripe; (c) discontinuous stripe; (d) tooth stripe

3.4 影响中心提取精度的因素

3.4.1 神经网络结构

1) 输入层神经元数

当输入层神经元个数少于光条截面宽度时, 光条截面信息不能完全输入到神经网络中, 会影响提取精度; 当输入层神经元个数过多时, 则会增加网络训练难度, 降低提取速度。实验发现, 该传感器光条截面像素宽度均在 10 pixel 以下, 故选取输入层神经元个数 $n = 11$ 。

2) 隐含层神经元数

隐含层神经元个数 m 取决于输入和输出之间的非线性程度, 目前还没有统一的计算方法, 拟根据神经网络对光条中心提取的误差确定隐含层的神经元个数。评判中心提取误差时选用深圳 PointVision 公司的陶瓷靶标背面作为参考平面, 其平面度可达 $5 \mu\text{m}$ 。移动陶瓷靶标, 使激光平面与陶

瓷表面相交, 得到三个不同位置处的激光光条 L_1 、 L_2 、 L_3 , 如图 8 所示。

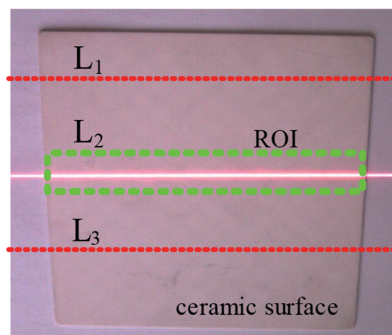


图 8 直线光条样本

Fig. 8 Sample of straight line

选取靶标表面上的光条作为感兴趣区域 (ROI), 使用具有不同隐含层神经元个数的网络提取上述不同位置处的三根直线光条的中心。对中心

点进行直线拟合,计算不同光条在不同隐含层神经元个数下拟合误差的绝对均值 E_{avr} 和均方根值

E_{rms} ,分别如图 9(a)、(b)所示。当 $m=3$ 时, E_{avr} 值和 E_{rms} 值最小,故隐含层神经元数选为 3 个。

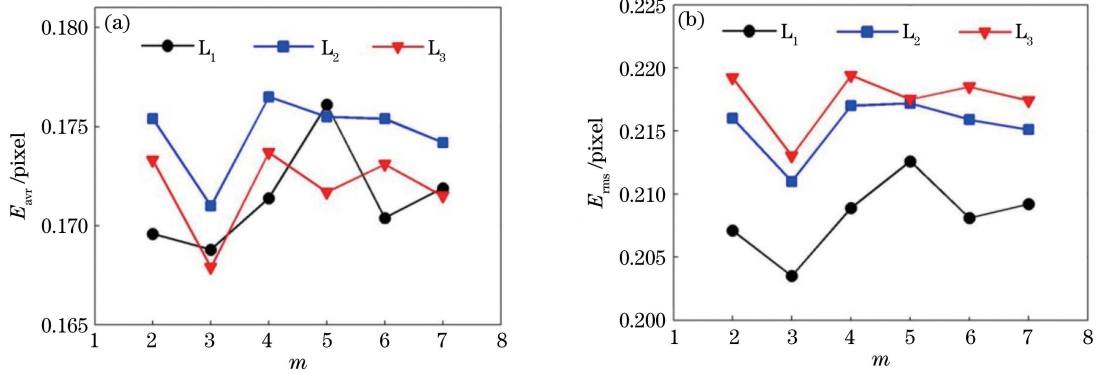


图 9 隐含层神经元个数不同时直线光条中心提取误差。(a)均值;(b)均方根值

Fig. 9 Center extraction error of linear stripe for different numbers of hidden layer neurons.

(a) Average value; (b) root mean square value

3) 隐含层层数

在单个隐含层的基础上,再增加一个隐含层,并将新增隐含层神经元个数设定为 3,在隐含层层数分别为 1、2 的情况下分别计算图 8 中光条中心提取的 E_{rms} 值和 E_{avr} 值,结果如表 2 所示。可见,当隐含层层数增加时,中心提取的 E_{rms} 值、 E_{avr} 值均增加,故选取隐含层层数为 1。

表 2 不同隐含层层数时的中心提取误差

Table 2 Center extraction error for different numbers of hidden layers

Error	L ₁		L ₂		L ₃	
	1	2	1	2	1	2
E_{rms}/pixel	0.1505	0.2780	0.1564	0.2788	0.1596	0.2722
E_{avr}/pixel	0.1218	0.2253	0.1261	0.2200	0.1223	0.2135

3.4.2 训练样本

选取如图 3 所示的 4 个光条图像对神经网络进行训练,分别使用由上述图像训练得到的神经网络提取图 8 中直线光条 L_1 、 L_2 和 L_3 的中心,求取中心提取的 E_{rms} 值、 E_{avr} 值和最大偏差值 E_{md} 值,结果如表 3 所示。采用图 3(d)所示光条作为训练样本时,中心提取的各误差值均最小,表明采用具有一定噪声的随机光条图像能够得到更好的训练效果,因此神经网络选用由图 3(d)训练得到的结果。

4 对比分析

采用所提方法计算图 8 中 L_1 直线光条的中心,光条图像及中心提取结果如图 10(a)所示,可见,所得中心与期望位置一致,中心点平直、波动小。再采用 Steger 法提取此光条中心,并分别计算该方法与

表 3 使用不同训练样本时网络对光条中心的提取误差

Table 3 Stripe center extraction error from network using different training samples

Error	Fig. 3(a)	Fig. 3(b)	Fig. 3(c)	Fig. 3(d)
E_{rms}/pixel	0.2093	0.1571	0.2332	0.1486
E_{avr}/pixel	0.1648	0.1209	0.1859	0.1181
E_{md}/pixel	0.8525	0.5325	0.7360	0.4969

所提方法得到的中心提取误差,结果如图 10(b)所示。可见,所提方法与 Steger 法中心提取误差均值分别为 0.1192 pixel 和 0.1407 pixel,表明所提方法能够得到更加精确的中心提取结果。

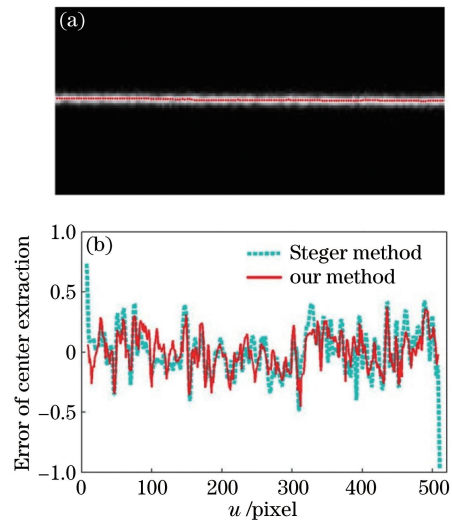


图 10 光条中心提取结果及误差比较。(a)光条中心神经网络提取结果;(b)中心提取误差对比

Fig. 10 Center extraction result of stripe and error comparison. (a) Center extraction result of stripe using neural network; (b) comparison of center extraction errors

此时, L_1 光条与水平方向的夹角约为 0° , 为了进一步分析所提方法在提取精度上的优势, 旋转靶标使光条与水平方向依次成 20° 、 40° 、 60° 、 80° 夹角, 并分别采用 GGM、Steger 法、所提方法提取光条中心, 通过直线拟合计算中心提取误差的 E_{rms} 值, 结果如表 4 所示。可见: 在夹角为 0° 时, 所提方法相对于 GGM 和 Steger 法, 中心提取误差的 E_{rms} 值分别减少了 48% 和 20%; 当光条倾斜不同角度时, 所提方法相对于上述两种方法也均显著减小。

表 4 光条与水平方向呈不同夹角时不同中心提取方法的 E_{rms} 值

Table 4 E_{rms} obtained by different center extraction methods for different angles between stripe and horizontal direction

Angle / ($^\circ$)	E_{rms}/pixel		
	GGM	Steger	Our method
0	0.2669	0.1748	0.1405
20	0.2977	0.1664	0.1441
40	0.3683	0.1985	0.1721
60	0.4539	0.2956	0.2275
80	1.4576	1.4318	1.2533

实际测量中, 光条形状较为复杂, 光条上各处的质量也各不相同, 并可能存在欠曝光、过曝光等现象, 如图 11(a) 所示。分别采用 Steger 法和所提方法进行中心提取, 不同质量光条对应的中心提取结果的局部放大图分别如图 11(b)~(d) 所示。可见: 当光条处于欠曝光状态时, Steger 法对光条中心的提取效果较差, 丢失了很多有用信息; 当光条处于较理想状态时, Steger 法对光条中心的提取效果较好; 当光条处于过曝光状态时, Steger 法提取的截面中出现了多个中心点, 难以确定实际中心点的准确位置; 而所提方法在上述不同曝光条件下, 均能精确提取光条中心, 且提取结果连续光滑, 说明所提方法的适用性更强。

选取相机拍摄的大小为 $1280 \text{ pixel} \times 960 \text{ pixel}$ 的光条图像, 分别采用 Steger、GGM 和所提方法进行中心提取, 运行时间如表 5 所示。由表 5 可以看出: Steger 法平均用时约为 15.17 s, 而本文方法平均用时约为 0.04 s, 仅为 Steger 法的 0.27%, 计算效率大幅提升, 能够满足光条中心提取的实时性要求。所提方法运行时间与光条形态的复杂程度无关, 但用时比灰度重心法大, 这主要由于中心提取前对光条图像进行了中值滤波, 每幅光条图片中值滤波耗

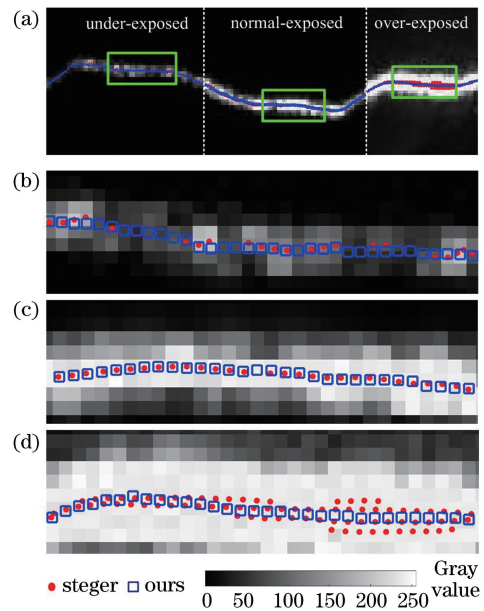


图 11 不同质量光条的中心提取结果。(a) 原始光条; (b) 欠曝光; (c) 正常光条; (d) 过曝光

Fig. 11 Comparison of center extraction results for different stripe qualities. (a) Original stripe; (b) under exposed stripe; (c) normal exposed stripe; (d) over exposed stripe

时约 0.023 s, 神经网络中心提取用时约为 0.017 s, 故运行时间略高于灰度重心法。

表 5 不同方法进行中心提取的运行时间

Table 5 Run time of different center extraction methods

Sample	Run time / s		
	Steger	GGM	Our method
Fig.7(a)	15.2944	0.0117	0.0397
Fig.10(a)	15.0972	0.0121	0.0408
Fig.11(a)	15.1043	0.0125	0.0402

5 结 论

提出了一种基于 BP 神经网络的线结构光光条中心提取方法, 给出了神经网络的训练策略, 并对影响中心提取的因素进行了分析。通过对 Steger 方法得到的光条中心进行移动最小二乘拟合得到用于网络训练的理想的光条中心样本, 训练后神经网络对光条中心提取误差的均方根值小于 0.02 pixel, 表明所提方法能够实现对神经网络的高精度训练。训练得到的结果仅为网络各层间的权值, 便于存储和使用。直线光条中心提取结果表明, 当隐含层神经元个数为 3、隐含层层数为 1 时, 中心提取效果最好。使用带有噪声的不规则光条训练得到的网络, 可以得到更高的光条中心提取精度。由对比实验可

知,所提方法对直线光条中心的提取误差小于 Steger 法和灰度重心法。根据不同曝光质量的随机光条中心提取结果可以看出,所提方法在正常曝光条件下与 Steger 法结果基本一致,且在欠曝光和过曝光区域分别克服了 Steger 法存在的中心点丢失和多重中心点的问题。对于 $1280 \text{ pixel} \times 960 \text{ pixel}$ 图像,本文方法提取光条中心的运行时间仅约为 0.04 s ,相较于 Steger 法显著缩短,表明该方法在光条中心提取方面具有精度高、效率高的优势。

参 考 文 献

- [1] Mao Q Z, Cui H, Hu Q W, *et al.* A rigorous fastener inspection approach for high-speed railway from structured light sensors [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 143: 249-267.
- [2] Li Y H, Zhou J B, Liu L J. Research progress of the line structured light measurement technique [J]. *Journal of Hebei University of Science and Technology*, 2018, 39(2): 115-124.
李玥华, 周京博, 刘利剑. 线结构光测量技术研究进展 [J]. *河北科技大学学报*, 2018, 39(2): 115-124.
- [3] Zhou F Q, Zhang G J. Complete calibration of a structured light stripe vision sensor through planar target of unknown orientations [J]. *Image and Vision Computing*, 2005, 23(1): 59-67.
- [4] Zhou J B, Li Y H, Qin Z Y, *et al.* Calibration of line structured light sensor based on reference target [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(4): 0412005.
周京博, 李玥华, 秦志英, 等. 基于参考靶标的线结构光传感器标定 [J]. *光学学报*, 2019, 39(4): 0412005.
- [5] Li Y Y, Zhang Z Y, Yuan L. Survey on linear structured light stripe center extraction [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, 50(10): 100002.
李莹莹, 张志毅, 袁林. 线结构光光条中心提取综述 [J]. *激光与光电子学进展*, 2013, 50(10): 100002.
- [6] He J J, Zhang G J. Study on method for processing image of strip in structured-light 3D vision measuring technique [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2003, 29(7): 593-597.
贺俊吉, 张广军. 结构光三维视觉检测中光条图像处理方法研究 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2003, 29(7): 593-597.
- [7] Hu B, Li D H, Jin G, *et al.* New method for obtaining the center of structured light stripe by direction template [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2002, 38(11): 59-60, 109.
胡斌, 李德华, 金刚, 等. 基于方向模板的结构光条纹中心检测方法 [J]. *计算机工程与应用*, 2002, 38(11): 59-60, 109.
- [8] Lü Z H, Zhang Z Y. Build 3D scanner system based on binocular stereo vision [J]. *Journal of Computers*, 2012, 7(2): 399-404.
- [9] Mei J H, Lai L J. Research on extraction algorithm of light strip center in structured light measurement system [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2018, 41(21): 8-13.
梅峻华, 赖磊捷. 结构光测量系统光条中心提取算法研究 [J]. *电子测量技术*, 2018, 41(21): 8-13.
- [10] Usamentiaga R, Molleda J, García D F. Fast and robust laser stripe extraction for 3D reconstruction in industrial environments [J]. *Machine Vision and Applications*, 2012, 23(1): 179-196.
- [11] Li Y H, Zhou J B, Huang F S, *et al.* Sub-pixel extraction of laser stripe center using an improved gray-gravity method [J]. *Sensors*, 2017, 17(4): 814.
- [12] Jiang Y F, Jiang K Y, Lin J Y. Extrication method for sub-pixel center of linear structured light stripe [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(7): 071502.
江永付, 江开勇, 林俊义. 线结构光光条中心亚像素精确提取方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(7): 071502.
- [13] Li T T, Yang F, Li S G, *et al.* Extraction method of line-structured light stripe center based on Gauss-Lorenz decomposition peak fitting [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(7): 071201.
李涛涛, 杨峰, 李石庚, 等. 基于高斯-洛伦兹分峰拟合的线结构光条中心的提取方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(7): 071201.
- [14] Gao S Y, Yang K Z. Research on central position extraction of laser strip based on varied-boundary Gaussian fitting [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2011, 32(5): 1132-1137.
高世一, 杨凯珍. 变边界高斯拟合提取激光条纹中心线方法的研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(5): 1132-1137.
- [15] Steger C. An unbiased detector of curvilinear structures [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(2): 113-125.
- [16] Sun J H, Wang H, Liu Z, *et al.* Rapid extraction algorithm of laser stripe center in rail wear dynamic measurement [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, 19(3): 690-696.
孙军华, 王恒, 刘震, 等. 钢轨磨耗动态测量中激光光条中心的快速提取 [J]. *光学精密工程*, 2011, 19

- (3): 690-696.
- [17] Nan F, Li D H, Gao Q, *et al.* Implementation of adaptive light stripe center extraction of improved Steger algorithm[J]. Laser Journal, 2018, 39(1): 85-88.
南方, 李大华, 高强, 等. 改进 Steger 算法的自适应光条纹中心提取[J]. 激光杂志, 2018, 39(1): 85-88.
- [18] Yang Z H, Yang L, Li H, *et al.* Stripe center extrication algorithm for structured-light in complex environment [J]. Computer Technology and Development, 2018, 28(9): 7-10.
杨镇豪, 杨柳, 李辉, 等. 复杂环境下结构光中心线提取算法[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(9): 7-10.
- [19] Liu J, Liu L H. Laser stripe center extraction based on Hessian matrix and regional growth[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(2): 021203.
刘剑, 刘丽华. 基于海森矩阵与区域增长的激光条纹中心提取[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(2): 021203.
- [20] Qin Z Y, Xia G S, Fu Y J, *et al.* Extraction of Hessian matrix laser stripe center based on difference image method [J]. Journal of Nanchang Hangkong University(Natural Sciences), 2017, 31(3): 28-33.
秦子扬, 夏桂锁, 伏燕军, 等. 基于差影法的 Hessian 矩阵激光条纹中心提取方法研究[J]. 南昌航空大学学报(自然科学版), 2017, 31(3): 28-33.
- [21] Xu G, Sun L N, Li X T, *et al.* Adaptable center detection of a laser line with a normalization approach using Hessian-matrix eigenvalues[J]. Journal of the Optical Society of Korea, 2014, 18(4): 317-329.
- [22] Cai H Y, Feng Z D, Huang Z H. Centerline extraction of structured light stripe based on principal component analysis [J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(3): 0308006.
蔡怀宇, 冯召东, 黄战华. 基于主成分分析的结构光条纹中心提取方法[J]. 中国激光, 2015, 42(3): 0308006.
- [23] Li F J, Li X J, Liu Z. A multi-scale analysis based method for extracting coordinates of laser light stripe centers [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(11): 1110002.
李凤娇, 李小菁, 刘震. 基于多尺度分析的激光光条中心点坐标提取方法[J]. 光学学报, 2014, 34(11): 1110002.
- [24] Wang S C, Han Q, Wang H, *et al.* Laser stripe center extraction method of rail profile in train-running environment[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(2): 0212004.
王胜春, 韩强, 王昊, 等. 行车环境下钢轨轮廓激光条纹中心的提取方法[J]. 光学学报, 2019, 39(2): 0212004.