

文章编号 1004-924X(2012)05-0949-08

可调对比度目标源装置中对比度的标定

王素华^{1,2,3*}, 沈湘衡¹, 叶露¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039;

3. 长春职业技术学院, 吉林 长春 130033)

摘要: 搭建了可调对比度目标源装置, 研究了图像对比度和光学对比度的关系, 提出了用改进的 BP 神经网络标定对比度的方法。首先, 设计了用于对比度标定的 BP 神经网络模型。然后, 利用 LM(Levenberg-Marquardt)算法结合缩放法改进神经网络以提高其收敛速度及泛化能力。最后, 通过可调对比度目标源装置实验平台, 由测量的辐照度得出了对应的图像对比度数据, 使该装置可以通过调节辐照度实时获得规定的对比度。与传统 BP 神经网络方法相比, 改进后的 BP 神经网络收敛速度快, 泛化能力强。标定精度比经典 BP 算法提高了 100 倍, 比最速下降法提高了 10 倍。训练次数仅需 2 876 次时, 对比度的标定值与目标值的误差最大值是 0.01%, 训练均方误差收敛为 0.000 459 441, 测试误差收敛为 0.000 467 003, 满足了对检验装置中对比度标定的需要。

关键词: 可调目标源; 对比度标定; LM 算法; 缩放法; 神经网络

中图分类号: TB96; TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20122005.0949

Calibration of contrast for adjustable contrast optical target equipment

WANG Su-hua^{1,2,3*}, SHEN Xiang-heng¹, YE Lu¹

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,*
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China;*

3. *Changchun Vocational Institute of Technology, Changchun 130033, China)*

* *Corresponding author, E-mail: wangshq28@163.com*

Abstract: An adjustable contrast optical target equipment was constructed. After researching the relationship between image contrast and optical contrast, a contrast calibration method by the improved Back Propagation(BP) neural network was proposed. Firstly, the BP neural network model was designed for calibrating the contrast. Then, by combining the Levenberg-Marquardt(LM) with Shrinking-Magnifying Approach, the BP neural network was improved to optimize the convergence speed and generalization ability. Finally, based on the experimental platform of the adjustable-contrast target, the image contrast was obtained by measured radiation data. Comparing with the traditional BP

收稿日期: 2011-11-05; 修订日期: 2011-11-29.

基金项目: 中国科学院创新基金资助项目(No. YZ200904)

algorithm, the improved one has a better convergence speed and generalization ability. Its calibration accuracy has been improved by 100 times and by 10 times as compared with those of the traditional BP network and the steepest descent method, respectively. When the training times is to be only 2 876 times, the maximum error between calibration value and target calibration value for the contrast is 0.01%, the training mean square error converges is 0.000 459 441, and the test error converges is 0.000 467 003. These results demonstrate that the algorithm is feasible and can meet the demands for contrast calibration in the equipment.

Key words: adjustable target; contrast calibration; Levenberg-Marquart (LM) algorithm; shrinking-magnifying approach; neural network

1 引言

作用距离是光电跟踪设备的一项重要性能指标,它直接影响设备的总体性能,而直接影响作用距离的两大因素是目标对比度和目标几何尺寸。在其它条件已定的情况下,目标对比度越高,目标几何尺寸越大,设备的作用距离就越远;反之则越近。

在实际检测过程中,目标几何尺寸容易调整,但国内外都还没有专门的装置来检验目标的对比度。目前,我国对于这项指标的检验是在被检设备的前端设置一个信噪比已知的模拟电信号,通过观测设备是否能够捕获此信号直接完成该项指标的检验,而没有考虑影响光电设备对低对比度目标捕获能力的诸多因素,如 CCD、电路噪声、光学系统等^[1]。美国对于这项指标的检验也只是利用 OPTICAL 公司生产的可调对比度光源来完成,哈尔滨工业大学也生产了一种可调对比度光源,但是二者的共同缺点是不能得出连续的对比度,尤其是没有办法检验设备对低对比度目标的捕获能力,而检测这项性能对于研制单位和使用单位来说都是非常重要的。因此,在验收光电跟踪设备时,科学地检验其对低对比度目标的捕获与识别能力是一项重要工作^[2]。

解决这一问题的最好办法就是建立一套目标对比度连续可调的仪器,该仪器可模拟出不同亮度的目标与背景,实时测量出二者的对比度值,用这种已知对比度的目标来检验被测设备。基于这种想法,本课题组提出了光电设备低对比度目标捕获能力检验装置的完整方案,并在前期研发过

程中初步完成了该装置的搭建。为了标定该装置的对比度,本文提出了利用 LM(Levenberg-Marquart)算法改进的 BP 神经网络对目标对比度进行标定的方法,充分利用神经网络的非线性拟合能力使整套设备可以用于光电跟踪设备的对比度检验。

2 对比度标定方案及原理

光电设备低对比度目标捕获能力检验装置采用大小两个积分球,两个积分球照明分别模拟天空均匀背景和目标。通过调节照明的强度模拟背景和目标的亮度,达到调节二者对比度的目的。装置如图 1 所示。

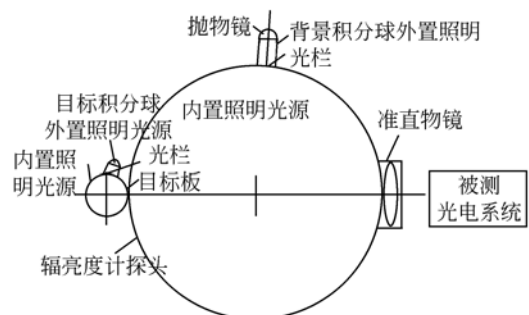


图 1 光电设备低对比度目标捕获能力检验装置示意图

Fig. 1 Sketch map of adjustable contrast optical target

在图 1 中,小积分球通过内置精密稳定光源给目标板照明,形成一定亮度的目标。大积分球通过内置和外置的 7 组光源照明,形成一定亮度的背景,目标放置在准直物镜的焦面上,通过准直物镜形成无穷远目标,被测光电系统置于示意图

左端观察目标板。用光谱仪实时测量两个积分球的辐亮度 N_b 和 N_t , 就可以得出此时背景和目标的辐亮度值, 由公式(1)计算出此时的对比度^[4]:

$$C = \frac{N_b - N_t}{N_b} \quad (1)$$

在检验光电系统对目标能捕获的最低对比度时, 可以通过调节大小积分球的光阑来调整目标与背景的对比度。例如, 被测光电系统对比度指标额定值为 3%, 那么通过调节光阑实时测量出两个积分球的亮度, 由公式(1)计算得出此时的对比度恰好为 3%, 此时可以对光电系统进行验证, 如果它能捕获并识别目标, 那么它肯定是合格的产品, 否则需要重新校验。

但是在用这个装置检验被测光电系统时, 二者对于对比度的定义是完全不同的, 检验装置的对比度是基于辐亮度, 即公式(1)进行计算的, 而被测光电系统的对比度是基于图像的灰度值计算的, 如公式(2)所示^[5]:

$$C = \frac{G_b - G_t}{255} = \frac{C_0 \cdot \theta/n}{1 + D_R/E_0/\tau_0(R)\rho_0} \quad (2)$$

其中, G_b 为背景灰度值; G_t 为目标灰度值; G_0 为固有对比度; $\frac{\theta/n}{1 + D_R/E_0/\tau_0(R)\rho_0}$ 为对比度传输系数, 体现对比度在成像过程中的变化情况, 其中 θ 表示目标成像与背景的反差比重, n 为像元个数, D_R 为天空光亮度, E_0 为太阳直射光和天空散射光组成的地面总辐射, τ_0 为目标光经过大气、光学系统等因素在像面上引起的角弥散均方根值, R 为目标离距离相机光学透镜的距离, ρ_0 为目标光谱反射率。

而在同一工况下, 两个公式计算得到的对比度绝大多数情况下是不相等的, 并且从大量实验数据上看是毫无规律可循的, 因此, 需要将二者统一起来, 找到能用该装置检验图像对比度的规律。

在前期研究中, 本课题组已经可以使用光谱仪实时求出任意亮度目标与背景的对比度。但是由于当前国内外没有将光电仪器的对比度与图像的对比度统一起来的公式, 因此, 为了使用该装置检验按照图像对比度定义的光电系统的对比度, 必须使用合适的方法进一步寻找二者之间的关联。

3 基于改进 BP 神经网络的对比度标定方法

神经网络在处理非线性问题以及自学习和泛化能力方面具有其它算法无法比拟的优势, 它可以通过学习挖掘事物潜在的规律。现在 80%~90% 的人工神经网络模型是采用 BP 网络或它的改进形式, 是神经网络最精华的部分, 已成功应用于模式识别领域^[3]。

3.1 改进的 BP 神经网络算法

标准的 BP 神经网络算法是一种梯度下降学习算法, 其权值的修正沿着误差性能函数梯度的反方向进行, 但是它收敛速度慢, 且容易陷入局部极小点而不收敛^[6]。另一方面, 神经网络的泛化能力也是需要提高的^[7]。因此, 本文提出了利用 α 算法确定合适的缩放因子的 SMA (Shrinking Magnifying Approach) 算法^[8], 用以提高 BP 神经网络的泛化能力; 利用 L-M (Levenberg-Marquart) 算法来提高网络的收敛速度。

Jorge J. Moré 在 1978 年提出了 LM 算法理论及其应用^[9]。Ananth Ranganathan 对 LM 算法做了深入浅出的解释^[10], 即 LM 是一个全局优化算法, 它非常适合网络训练。因此可以认为它是最速下降法和牛顿法的结合, 用 LM 算法改进的 BP 神经网络具有收敛速度快, 精度高的优势, 因此得到了广泛应用^[11-13]。

设 k 为迭代次数, 每一层权值和阈值的修正按公式(3)进行:

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \Delta x, \quad (3)$$

式中 $x^{(k)}$ 为第 k 次迭代各层之间的连接权向量或阈值向量。

在 Newton 法中,

$$\Delta x = -[\nabla^2 E(x)]^{-1} \nabla E(x), \quad (4)$$

其中, $\nabla^2 E(x)$ 是误差性能函数 $E(x)$ 的 Hessian 矩阵, $\nabla E(x)$ 是误差梯度向量。

误差性能函数 $E(x)$ 为:

$$E(x) = \frac{1}{2} \sum_i^N e_i^2(x) = \frac{1}{2} e^T(x) e(x), \quad (5)$$

其中, $e(x)$ 是网络输出与期望输出的差值。则 $E(x)$ 中第 j 次迭代项的一阶和二阶导数可由式(5)求出, $\nabla E(x)$ 和 $\nabla^2 E(x)$ 分别如公式(6)、(7)

表示:

$$[\nabla E(x)]_j = \frac{\partial E(X)}{\partial x_j} = 2 \sum_{i=1}^N e_i(X) \frac{\partial e_i(X)}{\partial x_j}, \quad (6)$$

$$[\nabla E(x)]_{k,j} = \frac{\partial^2 E(X)}{\partial x_k \partial x_j} = 2 \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{\partial e_i(X)}{\partial x_k} \frac{\partial e_i(X)}{\partial x_j} + e_i(X) \frac{\partial^2 e_i(X)}{\partial x_k \partial x_j} \right\}, \quad (7)$$

可以将式(6)表示为式(8):

$$\nabla E(x) = \mathbf{J}^T(x) e(x). \quad (8)$$

$\mathbf{J}(x)$ 是 Jacobian 矩阵, 表达式为:

$$\mathbf{J}(X) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(X)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_1(X)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_1(X)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial e_2(X)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_2(X)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_2(X)}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial e_N(X)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_N(X)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_N(X)}{\partial x_n} \end{bmatrix}, \quad (9)$$

因此将公式(7)表示为公式(10):

$$\nabla^2 E(x) = \mathbf{J}^T(x) \mathbf{J}(x) + S(x), \quad (10)$$

其中, $S(x) = \sum e_i(x) \nabla^2 e_i(x)$, 因为 $S(x)$ 比较小, 一般被忽略掉。由式(10)可以看出, 此式避免了直接计算误差性能函数 $E(X)$ 的二阶导数, 简化了计算。

Gauss-Newton 法中, x 的修正值为:

$$\Delta X = -[\mathbf{J}^T(X) \mathbf{J}(X)]^{-1} \mathbf{J}^T(X) e(X). \quad (11)$$

LM 算法对它进行改进后表示为:

$$\Delta X = -[\mathbf{J}^T(X) \mathbf{J}(X) + \mu \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}^T(X) e(X). \quad (12)$$

该算法一个重要的特征就是: 当 μ_k 增加时, 它便成为最小学习速度的最速下降法; 当 μ_k 降为 0 时, 便是 G-N 方法。

LM-BP 算法虽然优点很突出, 但神经网络的泛化能力仍需要提高, 因此考虑用缩放法对其进行改进。

缩放法的基本思路是将网络输入适当地放大或者缩小模糊训练样本与测试样本间的差距, 从而提高网络的泛化能力。缩放法包括放大法和缩小法。放大法适合于 BP 神经网络, 它是将数据的细节信息放大, 使数据研究更精确, 而与此同时数据的整体有所模糊。本文通过 α 算法确定放大法的放大因子。

设 LM 改进后的 BP 神经网络训练集为 P_1 , 测试集为 P_2 , 相应的期望输出分别为 t_1, t_2 ; 放大因子 α 的取值范围为 $[a, b]$, 步长为 δ 。

令 $p_1 = \alpha_i \cdot P_1, p_2 = \alpha_i \cdot P_2$, 则由 p_1 训练的网络为 t_2 , 由 p_2 测试的结果为 y_2 。

此时测试误差性能函数为:

$$E_j = t_2 - y_2. \quad (13)$$

设 $\alpha_j = 1$ 时, 误差性能函数为 $E_{\alpha=1}$, 此时, 如果 $\min(E_k) > E_{\alpha=1}$, 则取 $\alpha_0 = \alpha_k$; 否则令 $\alpha_0 = 1$ 。

α_0 就是最终确定的放大因子, 那么

$$p_0 = \alpha_0 \cdot P_1, \quad (14)$$

将式中 p_0 作为训练集训练神经网络。神经网络的本质有不确定性和模糊性, 给“缩放法”提供了应用的基础。

LM 算法可以提高网络的收敛速度, 缩放法提高了网络的泛化能力, 两方面结合起来使 BP 神经网络速度快、精度高, 可以应用在本课题的研究。

3.2 对比度标定的神经网络模型设计

BP 神经网络模型的构建主要由输入层神经元数目、隐层数、隐层神经元数目、输出层神经元数目组成。

3.2.1 输入/输出层神经元数

在本课题的装置中, 要由等色温条件下测得的大小积分球的辐亮度求出当前图像中目标与背景的对比度, 因此, 神经网络的输入层输入大、小积分球的辐亮度, 输出层输出当前图像的对比度, 即网络的输入层神经元个数为 2 个, 输出层神经元数目为 1 个。

3.2.2 隐层数及隐层节点数

理论证明, 只有一个隐层的 BP 神经网络可以实现任意非线性映射。在模式样本相对较少的情况下, 较少的隐层节点可以实现模式样本空间的超平面划分, 因此选择只有一个隐层的网络^[14]。但是隐层节点的数目必须设计合理, 根据公式(15)进行设计^[15]。

$$n = \sqrt{n_i + n_0} + a, \quad (15)$$

其中, n 是隐层节点数, n_i 是输入层节点数, n_0 是输出层节点数, a 为 1~10 的常数。具体隐层节点数还需要将计算所得的最小值逐次增大, 直到得出最佳值。

3.2.3 传递函数

神经网络的传递函数采用 S(sigmoid) 型函

数,如式(16)。

$$f = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (16)$$

3.2.4 输入向量归一化

由于测量的大小积分球辐亮度值比较大,为了处理方便以及符合传递函数的要求,将输入向量按公式(17)进行归一化处理。

$$\hat{X} = \frac{X}{\|X\|} = \left[\frac{x}{\sqrt{\sum_{j=1}^n x_j^2}} \dots \frac{x_n}{\sqrt{\sum_{j=1}^n x_j^2}} \right]^T \quad (17)$$

4 对比度标定实验

4.1 数据集的采集

由于神经网络的训练需要大量的数据,因此必须建立网络的训练集样本。数据的获取由本课题的可调对比度目标源装置测得。

对比度标定时,将2个光谱仪通过光纤与大小积分球连接,其中大积分球的连接情况如图2所示。

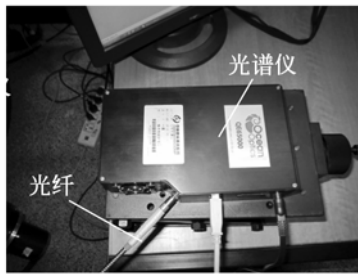


图2 实时获取辐亮度装置

Fig. 2 Equipment to obtain radiance in real-time

把此时二者的辐亮度由软件实时读出,测量绝对辐射的曲线如图3所示,由此可以限定光谱范围,通过程序实时计算辐亮度值如图4所示。

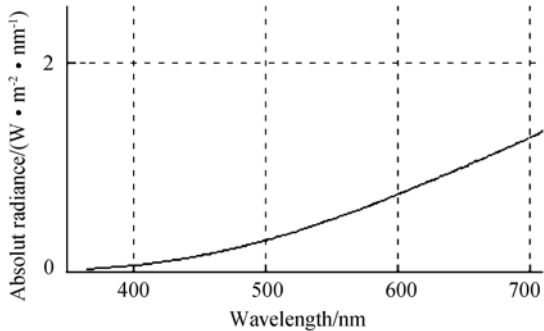


图3 绝对辐射实时曲线

Fig. 3 Real-time irradiance curve

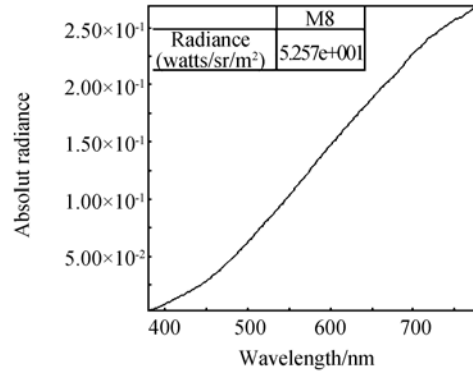


图4 获取辐亮度值

Fig. 4 Obtaining radiance value

而辐亮度可以由积分球的光阑以及色温为2 857 K的内、外置光源调节,色温测量如图5所示。

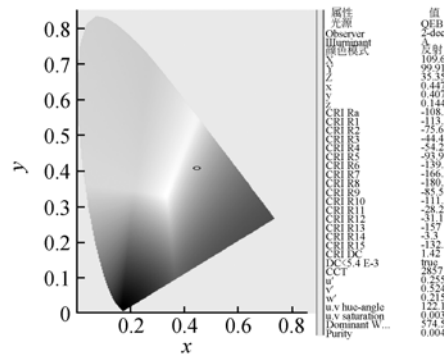


图5 色温测量

Fig. 5 Measurement result of color temperature

把实时读出的值作为已知的目标和背景的真实辐亮度。光谱仪的测量值是经过校正的,并且考虑了系统的各项误差。

同时在大积分球的如示意图1中所示的被测光电系统端用相机获取此时对应的图像信息,如图6所示。

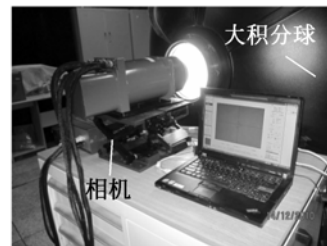


图6 图像获取

Fig. 6 Obtaining images

由此,便采集了一系列对比度标定的数据集,建立了样本数据库。采集的样本集大小是 210,取由辐照度计算的目标与背景的对比度分别为 0%、1%、3%、5%、10%、20%、30% 的工况各 30 组,将其中 2/3 作为神经网络的训练集,1/3 作为测试集,即将每种工况中的 20 组作为训练集,10 组作为测试集。

4.2 实验结果

根据公式(15)计算的隐层节点数为 3~12 个。隐层节点个数的选取遵循的原则是从少到多,依次选取 2~20 个隐层节点构建网络,结果如表 1 所示。

表 1 不同隐节点数的结果比较

Tab. 1 Comparison of different hidden nodes

隐层节点数	训练误差	测试误差
2	0.002 981 476	0.003 127 150
5	0.002 034 010	0.002 1758 63
10	0.000 499 925	0.000 683 491
13	0.000 341 662	0.001 992 610
15	0.000 674 415	0.002 051 461
20	0.000 297 543	0.001 824 74

从表 1 可以看出,随着隐层节点数量的增加,训练和测试误差都有一定程度的改善,但是当节点数量过多时,测试误差有所不同。虽然隐节点为 13 个及更多时,训练误差比较小,但是测试误差却呈现增大的趋势。综合考虑两种因素得出当网络有 10 个隐层节点时效果最好。因此,确定本网络的隐节点数为 10 个。

为了进一步证实改进网络的有效性,通过实验结果将标准 BP 网络、最速下降法改进的 BP 网络、本文的改进 BP 网络进行了对比,结果如表 2 所示。

表 2 不同算法的网络结果比较

Tab. 2 Comparison of different algorithms

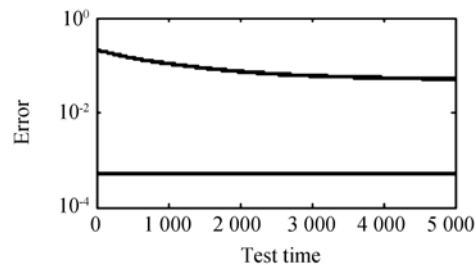
算法	训练误差	测试误差
标准 BP	0.057 612 303	0.077 821 561
最速下降法	0.006 528 435	0.009 513 542
本文算法	0.000 459 441	0.000 467 003

由表 2 可以看出,标准的 BP 算法收敛速度

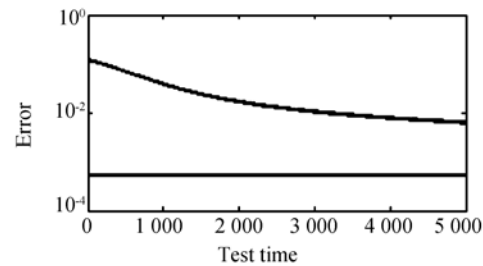
慢,泛化能力不强。最速下降法收敛速度稍快,但泛化能力也比较差。而经由 LM 算法和缩放法改进后的 BP 算法明显收敛速度快,而且泛化能力也明显增强。

纵观表 1 和表 2 可以看出,当各层节点数相同并且训练样本也一致时,却出现训练误差和测试误差数据并不完全一致的现象,这是由于每次训练神经网络时,隐层权重都是随机选择的结果,这也是由神经网络的特点决定的。

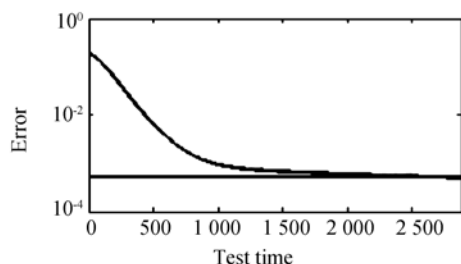
图 7 为 3 种对比算法的训练误差曲线图,图中的横线表示期望达到的误差值,曲线表示训练过程中误差的下降情况。由于标准 BP 算法是最原始的方法,它的训练过程往往陷入局部极小点而无法继续调整权值和阈值,因而会发生收敛速度极慢或根本无法收敛的情况,由图 7(a)不难看出,在 5 000 次训练后,离期望误差相距甚远,误差性能函数值为 0.050 355 5;而最速下降法比前者稍好,虽然这种 BP 算法的改进方法可以使权值和阈值向量得到一个稳定的解,但仍然存在收敛速度慢、容易陷于局部极小的缺点,因此仍未达到期望目标,由图 7(b)看出,训练 5 000 次后,误差性能函数值为 0.00610077;而本文提出的算



(a) 标准 BP 算法误差性能曲线
(a) Error performance curves of BPNN



(b) 最速下降法误差性能曲线
(b) Error performance curves of steepest descent method



(c)本文算法误差性能曲线

(c)Error performance curves of improved BPNN

图 7 各种算法误差性能曲线图

Fig.7 Error performance of three algorithms

法可以很好达到预期目标,对于函数逼近过程,LM算法的收敛速度最快,如果要求的精度比较

表 3 对比度标定值与目标值比较

Tab.3 Comparison of demarcation and target values

大积分球 辐亮度/ (W/sr·m ⁻²)	小积分球 辐亮度/ (W/sr·m ⁻²)	标定值 /(%)	目标值 /(%)	误差 /(%)
30.14	43.10	10.185 9	10.196 1	0.010 2
36.22	43.10	5.476 9	5.490 2	0.013 3
38.81	43.10	5.102 0	5.098	-0.004 0
40.85	43.10	0.389 7	0.392 2	0.002 5
43.18	43.10	0.795 1	0.784 3	-0.010 8
32.98	43.10	-11.369	-11.373	-0.004 0
52.78	43.10	-12.163	-12.157	0.006 05

参考文献:

[1] 叶露,谷立山,沈湘衡. 可调对比度光学无穷远目标源设计[J]. 应用光学,2010,31(5):681-684.
YE L, GU L SH, SHEN X H. Design of adjustable contrast optical target [J]. *Journal of Applied Optics*, 2010,31(5): 681-684. (in Chinese)

[2] 于国着. 小波变换在低对比度目标相关探测的应用[D]. 长春:长春理工大学,2009.
YU G ZH. *Application of wavelet transform in low contrast target correlation detection* [D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2009. (in Chinese)

[3] 黄杰贤,李迪,叶峰,等. 挠性印制电路板焊盘表面

高,该算法的优点尤其突出,它可以使训练次数大大减小,由图 7(c)看出,在训练 2 876 次后,误差性能函数为 0.000 499 925,满足了项目需要。

采用本文算法计算出的不同光学对比度情况下的图像对比度标定值如表 3 所示,在此只截取了一部分数据。

由表 3 可知,对比度的标定值与目标值的误差最大仅为 0.01%,保证了二者在小数点后一位是精确值,完全满足被测光电系统对比度检验的工作需要。

5 结 论

在可调对比度目标源装置的研制过程中,为了达到标定对比度的目的,提高标定的精度,提出了用 LM 算法和缩放法改进的 BP 神经网络对比度标定算法,而且对实验结果进行了理论说明和分析。

实验结果表明,本文提出的改进算法能够很好地完成对比度标定工作并满足其精度需要,对比度的标定值与目标值的误差最大值是 0.01%。与经典 BP 算法相比,精度提高了 100 倍,比最速下降法提高 10 倍,而且训练次数大大减少,在训练次数仅需 2 876 次时,本文算法的均方误差收敛为 0.000 459 441,测试误差收敛为 0.000 467 003。因此,算法在训练速度和泛化能力方面都有很大提高,是可行的算法。

缺陷的检测[J]. 光学精密工程,2010,18(11): 2444-2453.
HUANG J X, LI D, YE F, et al.. Detection of surface deflection of solder on flexible printed circuit [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(11): 2444-2453. (in Chinese)

[4] 王刚,禹秉熙. 基于对比度的空中红外点目标探测距离估计方法[J]. 光学精密工程,2002,10(3): 276-280.
WANG G, YU B X. Approach to estimate infrared point-target detection range against sky background based on contrast[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2002, 10(3): 276-280. (in Chinese)

[5] 马国锐,王长力,眭海刚,等. 弱小目标可见光传感

- 器成像特性研究[J]. 无线电工程, 2010, 40(1): 48-51.
- MA G R, WANG CH L, SUI H G, *et al.*. Small target imaging mechanism of visual CCD Sensor[J]. *Radio Engineering*, 2010, 40(1): 48-51. (in Chinese)
- [6] HAYKIN S. *Neural Networks and Learning Machines*[M]. Third Edition. Prentice Hall, 2009.
- [7] 郭旭东, 严荣国, 颜国正. 胶囊内窥镜无线遥测定位的校正[J]. 光学精密工程, 2010, 18(12): 2650-2655.
- GUO X D, YAN R G, YAN G ZH. Calibration method for wirelessly localizing capsule endoscopy [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(12): 2650-2655. (in Chinese)
- [8] FENG N, WANG F, QIU Y H. Novel approach for promoting the generalization ability of neural networks[J]. *International Journal of Information and Communication Engineering*, 2006, 2(2): 131-135.
- [9] MORÉ J J. The levenberg-marquardt algorithm implementation and theory[J]. *Numerical Analysis*, 1978, 630: 105-116.
- [10] RANGANATHAN A. The levenberg-marquardt algorithm [EB/OL]. (2007-07-15). <http://www.cc.gatech.edu/~ananth/docs/lmtut.pdf>.
- [11] ZHANG N, SHEN X H. System identification of tracking error and evaluation of tracking[J]. *SPIE* 2009, 7383: 73832F-1-73832F-9.
- [12] FENG L. Research on the estimating model of the stock market price based on the LM-BP neural network[C]. 2010 *Fourth International Conference on Genetic and Evolutionary Computing*, 2010: 562-565.
- [13] 王自强, 李银妹, 楼立人, 等. BP神经网络用于光镊力的非线性修正[J]. 光学精密工程, 2008, 16(1): 6-10.
- WANG Z Q, LI Y M, LOU L R, *et al.*. Application of BP neural network to nonlinearity correction of optical tweezer force[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(1): 6-10. (in Chinese)
- [14] WU J D, LI N, YANG H J. Risk evaluation of heavy snow disasters using BP artificial neural network; the case of Xilingol in Inner Mongolia[J]. *Springer*, 2008, 22: 719-725.
- [15] SHI CH B, JIA X D, LI S, *et al.*. A BP neural network model for the sea state recognition using laser altimeter[J]. *SPIE*, 2009, 7382: 738251-1-738251-7.

作者简介:



王素华(1980—),女,河南鹤壁人,博士研究生,2003年,2006年于东北师范大学分别获得学士、硕士学位,主要从事光学设备检测技术方面的研究。E-mail: wangsh928@163.com



叶露(1965—),女,山东宁津人,副研究员,1986年1993年于长春光机所分别获得学士、硕士学位,主要从事光电仪器性能检验和检验方法的研究。E-mail: Y2L7@yahoo.com.cn



沈湘衡(1952—),男,吉林长春人,研究员,博士生导师,1977年于吉林工业大学获得学士学位,主要从事光电测量设备精密检测技术和方法的研究。E-mail: shenxiangheng@yahoo.com.cn