

文章编号 1004-924X(2003) 05-0513-03

改进的 BP 算法在多目标识别中的应用

许廷发¹, 张敏², 顾海军¹, 宋建中¹, 韩广良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 130022;

2. 长春师范学院 数理学院, 吉林 长春 130024)

摘要: 为了实现对多目标的识别, 提出了一种改进的 BP 算法。采用在步长函数中加入变动量因子, 即当连续两次迭代其梯度方向相同时, 步长加倍; 当连续两次迭代其梯度方向相反时, 步长减半。由于步长在迭代过程中自适应进行调整, 使误差函数 E 在超曲面上的不同方向按照步长向极小点逼近, 实现了对目标函数的优化。给出了在目标函数最优时的 BP 网络对三种飞机测试集 的识别结果, 其收敛速度比传统 BP 算法快 4 倍以上, 表明该方法能够有效地用于多目标的识别。

关键词: 神经网络; 目标识别; BP 算法

中图分类号: TP391.41; TP183 文献标识码: A

Multi-target recognition with improved BP algorithm

XU Ting-fa¹, ZHANG Min², GU Hai-jun¹, SONG Jian-zhong¹, HAN Guang-liang¹

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,*
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130022, China;

2. *Mathematic and Physics Department of*
Changchun Teacher University, Changchun 130024, China)

Abstract: An improved BP algorithm has been proposed for realization of multi-target recognition. The principle followed is addition of an alternating momentum factor to the step function, i. e., the step length is doubled when the gradient directions of two consecutive iterations are the same, and the step length is halved when the gradient directions of two consecutive iterations are opposite. Due to the adaptive adjustment of step length in the iteration process, error function E approaches the minimum point in different directions on the super curved surface in accordance with the step length to realize the optimization of goal function. The recognition rates achieved using the improved BP algorithm with optimized goal function are better than 98%, and the improved BP algorithm's convergence speed is four times fast than the convergence speed of traditional BP algorithm.

Key words: neural network; target recognition; BP algorithm

1 引言

目标识别是人工视觉的重要分支, 在军事预警等领域中有重要的应用意义。通常目标识别既

要区分相近的不同目标又要在同一目标发生畸变时不致误判, 因而导致识别过程非常复杂, 信息量和计算量都很大, 然而有实用意义的目标识别必须在足够短的时间内完成。基于人工神经网络的多信息目标识别技术在目标识别方面具有巨大的

优越性^[1-3], 而应用最多的是前馈神经网络特别是 BP 网络。BP (Back Propagation) 算法是基于梯度下降原理, 该算法存在收敛速度慢和收敛精度受限等问题。为此, 有人提出了用非线性最小二乘法及其改进算法来提高学习算法的收敛速度^[4], 而有的学者还提出在网络中加入变动量因子来提高处理精度^[5], 这些措施都取得了良好的效果。然而, 在各种改进的 BP 算法中, 对目标函数进行优化的步长均取固定值, 这是直接影响网络学习快慢和稳定性的重要因素。提出了将优化步长作为目标运动速度和网络处理精度的函数, 采用变步长的寻优方法实现网络训练, 仿真算法表明, 用该网络进行多目标识别是很有效的。

2 改进的 BP 算法原理

基本的 BP 学习算法的误差代价函数为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^n \sum_{i=1}^n (d_{pi} - y_{pi})^2, \quad (1)$$

(1) 式中 d_{pi} 表示第 p 组输入样本时的第 i 个样本输出, y_{pi} 表示第 p 组输入样本时的第 i 个神经网络输出。

BP 网络学习训练过程就是采用一阶梯度寻优的过程, 它采用梯度信息来调整权值, 即:

$$\omega_{ij}(k+1) = \omega_{ij}(k) + \alpha_{ij}(k) D_{ij}(k), \quad (2)$$

$$D_{ij}(k) = - \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}(k)}, \quad (3)$$

其中, $\omega_{ij}(k)$ 表示 k 时刻 BP 网络前一层的第 j 个输入连接到后一层的第 i 个节点的权系数, $D_{ij}(k)$ 为 k 时刻误差代价函数 E 的负梯度, $\alpha_{ij}(k)$ 表示 $\omega_{ij}(k+1)$ 的学习率。

BP 学习算法收敛速度较慢的一个重要原因是学习率 $\alpha(k)$ 不好选择。选择太小, 收敛过慢; 若选择太大, 则可能修正过头, 引起震荡甚至发散。

针对这一问题, 提出了变步长法。主要采取:

$$\alpha_{ij}(k) = 2^{n\lambda} \quad n = 1, 2, \dots,$$

$$\lambda = \text{sgn}[D_{ij}(k+1)D_{ij}(k)], \quad (4)$$

即当连续两次迭代其梯度方向相同时, 表明下降太慢, 可使步长加倍; 当连续两次迭代其梯度方向相反时, 表明下降过头, 这时应使步长减半。由于步长在迭代过程中自适应进行调整, 使误差函数 E 在超曲面上的不同方向按照各自比较合理的步长向极小点逼近。用于图象识别时, 改进

后的算法主要实现步骤如下:

- (1) 对识别的图像进行预处理, 如二值化处理、边缘提取;
- (2) 给出网络的初始权值, 设定系数 λ , 学习率 α , 优化目标值 ε ;
- (3) 计算误差代价函数 $E(k)$;
- (4) 如果 $E(k) \leq \varepsilon$, 则结束计算, 否则进行 (5);
- (5) 计算 $D_{ij}(k)$, $\lambda_j(k)$;
- (6) 计算新权值 $\omega_{ij}(k+1)$;
- (7) 令 $k = k+1$, 返回步骤 (3)。

3 实验结果

3.1 实验对象

从实验数据库中选择三类目标图像 (32×32), 如图 1 所示。每类目标产生 120 个不同方向的图像样本 (间隔 3°), 部分不同角度的样本图像如图 2, 共 360 幅图像。



图 1 三类飞机的模板图像

Fig. 1 Image models of three styles

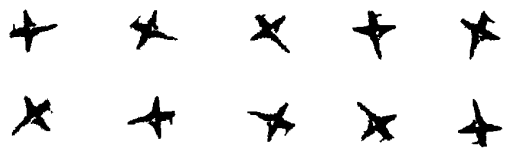


图 2 部分不同角度的飞机图像

Fig. 2 Airplane images at different angles

将样本分为两个部分, 一部分用于训练, 另一部分用于测试。实验中用于训练的样本为 240 个, 测试样本为 120 个。

3.2 神经网络的学习训练过程

所用的神经网络结构是三层 BP 网络 (即具有一个隐含层的 BP 网络), 从输入层到隐含层及从隐含层输出层的激活函数均采用 S 型对数函数。

$$f(u) = 1 / (1 + \exp(-u))$$

BP 网络的拓扑结构选择 1024-8-3, 网络的初

始权值选择为区间[0 1]之间的随机数, 3 类目标识别结果如表 1。

表 1 三类目标识别结果

Tab. 1 Results of three styles of objects

飞机类型	训练样本	测试样本	识别率(%)
Plane1	240	120	98.33
Plane2	240	120	97.76
Plane3	240	120	99.33

变步长 BP 算法训练时的均方误差曲线如图 3。

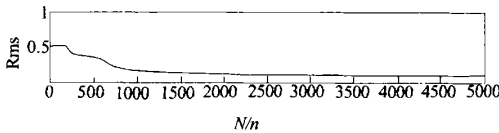


图 3 训练过程中误差的动态下降过程

Fig. 3 Descend processing of error dynamic in training

实验结果表明, 平均识别率达到 98% 以上。当比例缩小到 1/4 以上, 识别率下降, 主要原因是目标在旋转、缩放时发生畸变。

3.3 变步长的 BP 算法与普通的 BP 算法收敛结果比较

实验中, 分别用普通的 BP 算法和变步长的 BP 算法对三类目标进行了训练和识别, 从表 2 可以看出, 无论从收敛时间还是识别率上看, 改进的 BP 算法明显地高于普通的 BP 算法, 其均方误差的动态下降曲线比较如图 4。

表 2 不同算法的识别结果

Tab. 2 Results of different algorithms

	测试样本	识别率 (%)	均方差	收敛次数
传统的 BP 算法	60	58.68	0.087	98
改进的 BP 算法	60	99.33	0.034	75

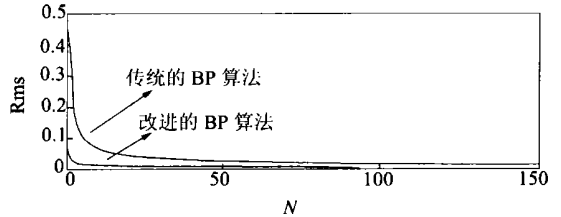


图 4 前馈网络训练后的误差曲线

Fig. 4 Error curves of feed backward net

由前馈网络训练的误差曲线亦可以看出, 变步长的 BP 算法无论在优化精度上还是在收敛速度上, 都优于普通的 BP 算法。

4 结束语

本文给出了变步长的 BP 算法, 在 BP 网络的学习训练过程中步长可以自适应改变, 大大地提高了搜索克服局部极小、快速稳定收敛的能力, 能应用于多目标的识别。仿真结果表明该算法可以提高训练精度和收敛速度, 且简单易行, 具有很好的实际应用价值。

参考文献:

[1] 阎平凡, 张长水. 人工神经网络和模拟进化计算[M]. 清华大学出版社, 2001.
YAN P F, ZHANG CH SH. *Artificial neural network and simulation evolve compute* [M]. Tsinghua University Compress, 2001. (in Chinese)

[2] KEN T, NEIL D. The recognition and analysis of animate objects using neural networks and active contour models[J]. *Neurocomputing*, 2002(43): 145-172.

[3] 周建华, 白钊. 光度信号的频域模式识别方法[J]. 光学精密工程, 2002(4): 346-353.
ZHOU J H, BAI ZH. Modal identification of luminosity signal in frequency domain [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2002, 10(4): 346-353. (in Chinese)

[4] 孙圣和. 改进的非线性最小二乘法算法训练多层前馈神经网络[J]. 电子学报, 1997, 25(1): 124-127.
SUN SH H. Modified nonlinear least square algorithm for training multilayer feedforward neural networks [J]. *Acta Electronic Sinica*, 1997, 25(1): 124-127. (in Chinese)

[5] 杨大力. 多层前向神经网络中 BP 算法的误调分析及其改进的算法[J]. 电子学报, 1995, 23(1): 117-120.
YANG D L. The misadjustment analysis of BP algorithm and an improved algorithm [J]. *Acta Electronic Sinica*, 1995, 23(1): 117-120. (in Chinese)

作者简介: 许廷发 (1968-), 男, 黑龙江肇东人, 讲师, 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所博士研究生, 主要从事图像处理、神经网络模式识别方面的研究。