

基于神经网络的计算机网络故障检测方法*

戈 亮¹⁾ 严承华¹⁾ 于洪跃²⁾

(海军工程大学信息安全系¹⁾ 武汉 430033)(海军装备陈列馆²⁾ 北京 100100)

摘 要 人工神经网络的出现为网络故障诊断提供了智能化的手段。介绍了将 BP 人工神经网络运用于网络故障诊断的实现途径,并在分析标准算法的基础上提出了改进 BP 算法的一种方法。仿真表明,改进后的算法在收敛速度和准确性上有明显的提高。

关键词 人工神经网络;故障检测;简单网络管理协议

中图分类号 TP393

Computer Network Fault Detection Based on Neural Network

Ge Liang¹⁾ Yan Chenghua¹⁾ Yu Hongyue²⁾

(Department of the Information Security, Naval University of Engineering¹⁾, Wuhan 430033)

(Naval Equipment Exhibition Hall²⁾, Beijing 100100)

Abstract The present of artificial neural network has provided intelligentized instrument for the net failure diagnosis. This article introduce the approach to diagnosis net failure with the BP artificial nerve network, and put forward a method to ameliorate the BP algorithm base on the analysis of standard BP algorithm. Simulation show the improved algorithm advanced in convergence and precision obviously.

Key Words artificial nerve network, fault detection, SNMP

Class Number TP393

1 引言

随着计算机网络技术及其应用的迅猛发展,网络功能不断增强,用户数量飞速增长,人们越来越重视网络的管理和维护问题。网络故障的及时诊断和定位,是加强网络管理,提高网络设备利用率、网络性能、服务质量和安全性的有效手段之一^[1]。由于网络规模和设备的日益复杂化,传统的技术方法已经不再适用,智能化的网络故障诊断成为当前的发展趋势。

故障诊断的过程通常可以概括为信息采集、征兆提取和状态识别三个阶段。故障诊断就是求解故障征兆集到故障状态集的非线性映射^[2]。在多种神经网络模型中,BP 模型对非线性系统的模拟处理具有很好的效果,已运用于故障诊断领域^[3]。

但标准 BP 网络算法存在收敛速度慢,经常陷入局部最小点的固有缺陷^[4]。针对这些缺陷,本文介绍了一种改进 BP 算法的方法,并将其运用于计算机网络故障检测。经仿真证明,该方法在收敛速度和跳出局部极小区域方面比传统算法有明显优势。

2 网络设备信息采集

本文通过简单网络管理协议 SNMP^[5]来获取故障诊断所需的网络设备状态信息。SNMP 是为了解决网络管理中设备种类繁多、数量众多、地理位置分布广泛等问题而设计的,其目的就是简化复杂的网络管理工作,使得网络管理可以标准化。SNMP 作为第一个可实际运用的网络管理协议已经被广泛运用,几乎所有计算机厂商推出的计算机和网络产品都支持 SNMP 网络管理协议^[6]。

* 收稿日期:2010 年 1 月 16 日,修回日期:2010 年 2 月 8 日

作者简介:戈亮,男,硕士,研究方向:网络安全。严承华,男,博士,副教授,研究方向:网络安全,信息隐藏,数字图像处理。

SNMP的实现由三部分组成,管理员(Management)、代理(Agent)和管理信息库(MIB)。MIB是一个树形结构的数据库,即用对象表示被管理设备的各种信息的结构化集合。其中每个管理信息都是管理信息树的一个节点,拥有唯一的对象标识。本文在故障检测中所需的状态参数,就来源于MIB。

3 故障检测征兆提取

轮询MIB得到的网络设备各种状态参数,能反应设备的运行情况,却不能直接作为故障诊断的判断条件。需要对设备参数进行分析和计算,选择对诊断结果影响较大的参数,并将其转化成可直接作为故障诊断的征兆量。例如,从管理信息库中可以得到以下变量^[7]:

1) ifAdminStatus: 所希望的接口状态(1 工作、2 不工作、3 测试),可接收管理站操作,使接口工作或停止。

2) ifInOctets: 收到的字节总数,包括组帧字符。

3) ifInDiscards: 收到的被丢弃的分组数,包括因无缓存空间而被丢弃的无差错分组。

4) ifInErrors: 收到的因差错而丢弃的分组数。

5) ifInUnknownProtos: 收到的因协议未知而丢弃的分组数。

通过计算,可以得到以下征兆量:

1) 输入丢弃率:

$$InDiscardRate(t) = \frac{\Delta(ifInDiscards)}{\Delta(ifInOctets)} \quad (1)$$

2) 输入错误率:

$$InErrorRate(t) = \frac{\Delta(ifInErrors)}{\Delta(ifInOctets)} \quad (2)$$

3) 输入未知协议率:

$$InUKPRate(t) = \frac{\Delta(ifInUnknownProtos)}{\Delta(ifInOctets)} \quad (3)$$

其中,轮询得到的变量值是一系列离散值,计算得到的相应量值也是离散值, $\Delta()$ 表示计算 t 时刻和 $t-1$ 时刻变量的差值。

4 BP 算法及其改进方法

BP(Error Back Propagation Network)神经网络采用有导师学习(Learning With a Teacher)又称监督学习(Supervised Learning)的学习方式^[8]。导师信号就是期望输出,代表了网络执行的最佳结果。通过训练过程中不断调整网络参数,使网络输

出趋于期望输出。理论证明,在不限定隐层节点数的情况下,只有一个隐层的BP网络可以实现任意非线性映射。为减小网络规模,本文选取三层BP网络用于故障诊断,网络结构如图1所示。

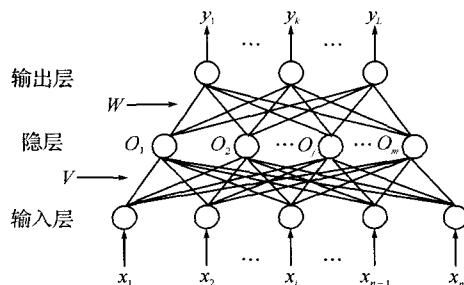


图1 三层BP网络结构

针对三层BP神经网络,在以下推导中,以输入层为第一层; x_i 表示神经网络输入; o_{ij} 表示第 i 层第 j 个神经元输出; y_k 表示神经网络实际输出; θ_{ij} 表示第 i 层第 j 个神经元阈值; net_{ij} 表示第 i 层第 j 个神经元净输入; V_{ij} 表示输入层第 i 个神经元到隐层第 j 个神经元连接权值; W_{jk} 表示隐层第 j 个神经元到输出层第 k 个神经元连接权值; n, m, l 分别表示输入层、隐层、输出层神经元节点数; $\bar{X}_p(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 表示某 n 维训练样本。训练过程如下:

1) 将训练样本 $\bar{X}_p(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 送入输入层,输入层的输出值等于输入值即 $o_{1i} = x_i$,其中 $p = (1, 2, \dots, P)$, $i = (1, 2, \dots, n)$;输入层输出向量 $\bar{O}_1(o_{11}, o_{12}, \dots, o_{1i}, \dots, o_{1m})$ 送入隐层。

2) 计算隐层神经元 j 的净输入 $net_{2j} = \sum_{i=1}^n o_{1i} V_{ij}$,其输出值 $o_{2j} = f_s(net_{2j} - \theta_{2j})$,其中 $j = (1, 2, \dots, m)$, f_s 是sigmoid函数;隐层输出向量 $\bar{O}_2(o_{21}, o_{22}, \dots, o_{2j}, \dots, o_{2m})$ 送入输出层。

3) 同上计算输出层输出向量 $\bar{O}_3(o_{31}, o_{32}, \dots, o_{3k}, o_{3l})$,即得到神经网络的输出,其中 $o_{3k} = f_s(net_{3k} - \theta_{3k})$, $net_{3k} = \sum_{j=1}^m o_{2j} W_{jk}$, $y_k = o_{3k}$ 。

4) 计算本次样本 p 的误差 $E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (d_k - y_k)^2$,其中 d_k 是期望输出。

5) 计算输出层单元一般化误差 $\delta_k = y_k(1 - y_k)(d_k - y_k)$,隐层单元相对 δ_k 的误差 $\delta'_j = o_{2j}(1 - o_{2j}) \sum_{k=1}^l \delta_k W_{jk}$ 。

6) 调整隐层到输出层的连接权值 $\Delta W_{jk}(t) = \eta \delta_k o_{2j} + \alpha \Delta W_{jk}(t-1)$,其中 $\eta \in (0, 1)$ 为学习步长, $\alpha \in (0, 1)$ 为动量系数, $\Delta W_{jk}(t-1)$ 为上一次权值调

整量;调整输出层神经元的阈值 $\Delta\theta_{3k}=\eta\delta'_k$ 。

7) 调整输入层到隐层的连接权值 $\Delta V_{ij}(t)=\eta\delta'_i o_{1i}+\alpha\Delta V_{ij}(t-1)$,其中 $\eta\in(0,1)$ 为学习步长, $\alpha\in(0,1)$ 为动量系数, $\Delta V_{ij}(t-1)$ 为上一次权值调整量;调整输出层神经元的阈值 $\Delta\theta'_{2j}=\eta\delta'_j$ 。

8) 对所有样本进行一轮步骤 1) 到 7) 的训练;计算一轮训练后所有样本的误差之和 $E=\sum_{p=1}^P E_p$;若 $E>\epsilon$,进入 1) 继续训练,否则训练结束;其中 ϵ 为预先设定的误差最小值。

以 W 权值调整为例(V 与之类似),在进行权值调整时, ΔW 增加了动量项 $\alpha\Delta W(t-1)$ 。动量项的作用是:当误差梯度出现局部极小时,即 $\eta\delta'_k o_{2j}\rightarrow 0$,由于 $\alpha\Delta W(t-1)\neq 0$,则 $\Delta W(t)\neq 0$ 。动量项使其跳出局部最小区域,加快收敛速度。大多数 BP 算法都采用增加动量项的方法来加快收敛,使有动量项的 BP 算法成为一种新的标准算法^[9]。

另一种改进算法通过调整 η 来实现。在标准 BP 算法中,学习速率 η 是预先设置的常数。当 η 太小会使训练次数增加,而 η 太大会因调整量过大而跳过最优解,使训练出现振荡。为了加快收敛, η 要能随训练过程自适应调整,这就是学习速率自适应调节的 BP 算法。在经过某次训练后,若总误差 E 增大,则本次调整无效,且: $\eta=\beta\cdot\eta,\beta\in(0,1)$;若总误差 E 减小,则调整有效,且: $\eta=\alpha\cdot\eta,\alpha\in(1,\infty)$ 。

结合以上两种算法的思想,可以得到以下权值调整方法:若某次权值调整 $\Delta W(t)$ 使总误差 E 增大,根据 $\Delta W(t+1)=\eta\delta o+\alpha\Delta W(t)$,则下一次权值调整时减小学习步长 η 和动量系数 α ;反之,则增大学习学习步长 η 和动量系数 α 。实验证明,当 $\Delta W(t+1)=\alpha\eta\delta o+\alpha\Delta W(t)$ 时,算法的收敛速度和精度都明显提高。

5 仿真与性能分析

本文以 Cisco3800 系列路由器的四种主要故障诊断为例,验证用上述方法改进后 BP 算法的性能和效果。需要诊断的四种故障为: F_1 ,模块硬件故障; F_2 ,线路故障; F_3 ,配置文件错误; F_4 ,网络协议错。输入量选取以其对输出影响的大小为参考,结合常见故障实例,得到以下用于故障诊断的征兆: A_1 ,接口管理状态; A_2 ,接口当前状态; A_3 ,接收丢弃率; A_4 ,输出错误率; A_5 ,无路由率; A_6 ,链路连接状态。

训练样本根据下列规则进行数值变换:

- 1) A_1 :1 代表关,0 代表其它情况。
- 2) A_2 :1 代表关,0 代表其它情况。
- 3) A_3 、 A_4 、 A_5 :1 代表其某时刻量值比上一时刻量值增加 1/3 以上,0 代表其它情况。
- 4) A_6 :1 代表链路连接关闭,0 代表其它情况。
- 5) F_1 、 F_2 、 F_3 、 F_4 :1 代表有故障,0 代表无故障。

根据以上规则,得到故障决策样本数据如表 1 所示。

| 表 1 故障决策样本数据 | | | | | | | | | |
|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 故障征兆 | | | | | | 故障类型 | | | |
| A_1 | A_2 | A_3 | A_4 | A_5 | A_6 | F_1 | F_2 | F_3 | F_4 |
| 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |

为了比较标准 BP 算法和改进算法的收敛速度和准确性,仿真时除权值调整不同外,其余参数使用相同值。其中, $\epsilon=0.0001$,最大学习步数为 3000;输入层到隐层和隐层到输出层的转移函数均用单极性 S 形函数 $f(x)=\frac{1}{1+e^{-x}}$,即 Matlab 的 logsig 函数;由经验公式 $m=\sqrt{nl}$ 确定隐层节点数 $m=5$ 。

取表 1 前 5 组数据为训练样本,后 5 组数据为测试数据。使用训练样本对两种算法进行训练后的结果如图 2 所示。

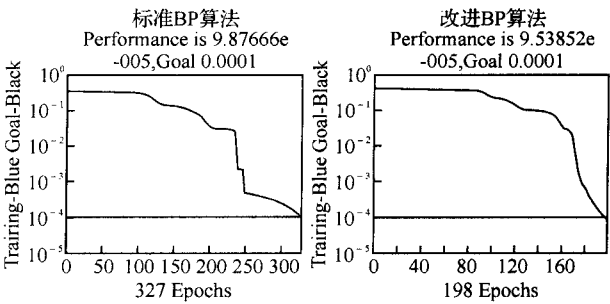


图 2 样本训练结果

训练后的网络分别输入测试数据,得到测试结果如表 2 所示。

从图 2 可以看出,改进后的算法训练所用的次

(下转第 149 页)

开上下位机的通信线路,5 分钟之后电机自动停转;设计了“破坏性”测试,在软件中屏蔽过流保护和继电器保护,将较高速度的轮椅与障碍物如墙面直接碰撞,此时产生加速度警报,保险丝熔断,系统停止运行,更换保险丝后系统仍能正常运行。

6 结语

本文通过设计完备的电路保护,使用锂电池供电,采用可靠的通信协议以及嵌入灵活的控制算法,实现了基于 ARM 嵌入式的智能行动辅助型电动轮椅系统。该系统性能优良,健壮性强,达到了预期设计目标,且具有作简单、控制灵活、绿色安全等优点。进一步可融合多媒体、娱乐等设计出智能生活辅助系统,为行动不便者提供更为完善更为人性化的帮助。

参考文献

[1] 邓志东,程振波.我国助老助残机器人产业与技术发展

现状调研[J]. 机器人技术与应用,2009(2):14~19

[2] 原魁.智能轮椅技术发展现状[C]//第一届北京国际康复医学论坛论文集,2006:241~247

[3] 戴钧祥.电动轮椅—老年人、残疾人的新一代交通工具[J]. 医疗保健器具,2005(5):5

[4] 段建民,贺彦峰,吴斌,等.辅助混合动力电动汽车技术研究(Ⅱ)—驱动电机控制系统及关键技术[J]. 北京工业大学学报,2006,32(4):311~314

[5] 朱华.我国电动汽车产业发展模式及湖北省电动汽车产业发展对策研究[D]. 武汉:武汉理工大学汽车学院,2004

[6] 李大勇.浅析残疾人交通用品设计[D]. 长春:吉林大学艺术学院,2007

[7] 康华光.电子技术基础模拟部分[M]. 第五版. 北京:高等教育出版社,2006,1

[8] 龚尚福.微机原理与接口技术[M]. 第二版. 西安:西安电子科技大学出版社,2008,8

[9] 谢希仁.计算机网络[M]. 第三版. 大连:大连理工大学出版社,2000,6

~~~~~  
(上接第 104 页)

数小于标准 BP 算法所用的次数,加快了收敛速度。表 2 的测试数据说明算法改进后的诊断准确性有了

明显提高。对其它数据的大量实验也证明,这种改进方法改善了 BP 算法的收敛速度和准确性。

表 2 仿真结果

| 期望输出           |                |                |                | 标准 BP 算法仿真结果   |                |                |                | 改进 BP 算法仿真结果   |                |                |                |
|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| F <sub>1</sub> | F <sub>2</sub> | F <sub>3</sub> | F <sub>4</sub> | F <sub>1</sub> | F <sub>2</sub> | F <sub>3</sub> | F <sub>4</sub> | F <sub>1</sub> | F <sub>2</sub> | F <sub>3</sub> | F <sub>4</sub> |
| 0              | 0              | 0              | 0              | 0.021002       | 0.031757       | 0.025769       | 0.00045832     | 0.020936       | 0.0076105      | 0.012922       | 0.00021327     |
| 1              | 0              | 0              | 0              | 0.96532        | 0.00096892     | 0.066363       | 0.04365        | 0.99347        | 0.013142       | 1.2726e-005    | 0.016675       |
| 0              | 1              | 0              | 0              | 0.0081496      | 0.96981        | 0.024079       | 0.0010836      | 2.3546e-006    | 0.98505        | 0.022813       | 0.01256        |
| 0              | 0              | 1              | 0              | 0.10446        | 0.0062945      | 0.95429        | 0.0018047      | 2.6335e-005    | 0.013185       | 0.98249        | 0.0031863      |
| 0              | 0              | 0              | 1              | 0.055667       | 5.4729e-005    | 0.001587       | 0.97258        | 4.7694e-006    | 0.0029549      | 0.00022674     | 0.99118        |

6 结语

智能化的诊断技术已经成为网络故障诊断的发展趋势。神经网络以其良好的非线性映射和自适应能力,在故障诊断领域将取得越来越广泛的应用。

本文从故障诊断的信息采集、征兆提取和状态识别三个阶段,详细介绍了网络设备信息采集、故障征兆提取和 BP 神经网络模型建立的方法。并在分析常用改进方法的基础上,提出了用动量系数调整学习步长的改进方法。实验证明,该改进方法能加快 BP 算法的收敛速度和精度。

参考文献

[1] 陈敏,李旺.计算机网络中的故障定位技术研究[J]. 理论与方法,2007,26(7):8~11

[2] 祝文姬,何怡刚.基于遗传 BP 网络的模拟电路故障诊

断方法及其应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2009,21(9):1283~1289

[3] 董天祯,郭江鸿,吕娟,等.基于神经网络的输电线路故障检测研究[J]. 系统仿真学报,2009,21(15):4903~4911

[4] 韦相和,李千目,张宏.一种新的网络故障检测方法[J]. 计算机工程与应用,2006(28):126~131

[5] 范建华,胥光辉,张涛,等译. TCP/IP 详解卷一:协议[M]. 北京:机械工业出版社,2007

[6] 王暖,潘伟伟,李维洲.基于 SNMP 的网络设备故障实时检测[J]. 中国水运,2009,9(1):113~114

[7] 李明江. SNMP 简单网络管理协议[M]. 北京:电子工业出版社,2007

[8] 张德丰. MATLAB 神经网络仿真与运用[M]. 北京:电子工业出版,2009

[9] 朱大奇,史慧. 人工神经网络原理及应用[M]. 北京:科学出版社,2006