

## 基于改进遗传神经网络模型的通信网络故障识别 和告警相关性分析方法<sup>1</sup>

王新苗 晏蒲柳 黄天锡

(武汉大学电子信息学院 武汉 430072)

**摘 要** 随着通信网络自身规模、带宽和复杂度的不断增加以及用户对网络服务质量要求的不断提高,迫切需要智能化的网络管理系统对当今高速通信网络进行有效和可靠的管理,而故障管理正在变的比以往任何时候都更加困难和重要。当网络产生某一故障或失效时,往往在短时间内产生成千上万个告警信息,因而分析这些告警的相关性也变得更加复杂,现有的一些告警分析系统均在不同程度上存在可扩充能力差,难于应付复杂局面,缺乏学习能力等不足。本文提出了一种基于改进遗传神经网络模型的故障识别和告警相关性分析方法。实验表明,这种方法可克服一般告警相关性分析方法的局限,不仅简单,而且在网络学习和训练效率上也高于传统的 BP 算法、标准遗传算法和一般的自适应遗传算法。

**关键词** 网络管理, 故障识别, 告警相关性, 遗传算法, 神经网络

**中图分类号** TN913.2, TN-052

### 1 引 言

为了提供快速、可靠和具有竞争力的服务,网络管理系统必须能够适应现代通信网络规模、带宽和复杂度迅速增加的要求。现代高速信息网络经常由几百甚至上千个节点构成,这些节点由不同的供应商提供,经过的传输介质也不一样。一旦网络发生中断,不仅会减少网络运营者的收入,而且可能带来更严重的经济损失,从而要求网络操作者必须尽可能快地对故障进行修复。一个故障能在一段时间内在单个设备中生成多重告警,也能在时间和空间上分布的多个设备中生成告警。因此,当一个网络发生故障或失败时,经常可能在短时间内生成大量的告警数据<sup>[1]</sup>。通过分析这些告警的相关性,可以确定网络故障的性质和根源。然而,大量的告警数据可能很快堵塞网管中心,因此迫切需要采用有效的网络管理原始数据约简和推理技术。

现有的一些告警相关性分析方法主要包括因果模型方法(CM),基于模型的推理方法(MBR),基于示例的推理方法(CBR),基于规则的方法(专家系统方法)(RB)以及人工神经网络方法(ANN)等,并已分别应用于一些实际的网管系统<sup>[2]</sup>。但这些方法各有不足:CM方法采用简单的监测和分析方式往往难于应付复杂情况;MBR方法是一种基于知识的推理方式,但在解决复杂问题时呈现明显不足;CBR推理系统制定决策是根据以往的经验 and 示例,其缺点是强烈地局限于本领域应用而不存在一种通用的CBR;RB系统实际上是一类专家系统方法,用一组规则表示其局域知识,如其它AI方法一样,其不足之处是缺乏学习能力;ANN包含大量相互连接的简单处理单元及节点,采用简单的输入输出方式,实现并行分布式处理,完成所希望解决的计算任务。ANN具有通过改变连接强度或结构来适应特殊环境条件的能力,克服了一般串行计算所带来的瓶颈问题。对一些复杂问题,当没有合适的算法或算法太慢条件下,ANN被公认为是最好的一种工具。

迄今研究和应用最多的是多层前向神经网络。BP算法是应用最广泛的神经网络训练算法,但BP算法存在两个突出弱点,即收敛速度慢和易于收敛到局部最小。这是由于在BP算法中,网络权值依赖于准则函数的一阶导数信息来进行修正,当求解空间存在多个局部极小点时,一旦随机产生的初始权值设置不当便会陷入局部收敛而无法逸出;即使初始权值

<sup>1</sup> 1998-12-31 收到, 1999-10-20 定稿

国家自然科学基金重大科研项目(69896240), 国家 863 计划资助项目(863-306-ZT05-2)

能够在全局最优附近选定, 当解的周围平坦导致梯度变化值细微时, 收敛的速度也会大大降低。为克服上述问题, 其它一些最优化方法陆续被用来对 BP 算法加以改进。其中, 将遗传算法 (GA) 与 BP 算法相结合的遗传 BP 算法成为一种有效的网络学习方法, 如文献 [3] 提出利用 GA 并加入“自适应”概念训练神经网络, 取得一定成果, 但 GA 较弱的局部搜索能力致使网络训练精度和效率都不能太高。本文提出一种改进的自适应遗传算法 (简称 IAGA) 训练多层前向神经网络, 它利用网络结构的特点, 采用前向自适应技术, 实现对神经网络的有效训练。实验表明, 这种方法可克服一般告警相关性分析方法的局限, 不仅简单, 而且在网络学习和训练效率上也高于传统的 BP 学习算法, 标准遗传算法 (简称 BGA) 和一般的自适应遗传算法 (简称 AGA)。

## 2 遗传算法 (GA) 及其用于训练多层前向神经网络

### 2.1 GA 的基本原理

GA 是一种基于自然选择和自然遗传的全局优化算法, 采用从自然选择机理中抽象出来的选择、交叉和变异三种遗传算子对参数编码字符串进行操作。由于操作是针对多个可行解构成的群体进行, 故在其世代更替中可以并行地对参数空间的不同区域进行搜索, 并使搜索朝着更有可能找到全局最优的方向进行。该算法在寻优过程中只使用评价函数, 不要求目标函数的可微性。因此, GA 算法具有全局性、并行性、快速性、较好的适应性和鲁棒性的特点, 是训练多层前向神经网络的一种理想算法。用 GA 求解问题的一般步骤为<sup>[1]</sup>: (1) 对所需优化的参数进行染色体位串编码; (2) 产生初始解群; (3) 对群体进行评价, 求出每个个体的适应度值; (4) 将遗传操作算子作用于群体, 并产生新一代群体, 这包括: ①选择, 它是 GA 的关键, 体现自然界中适者生存的思想, ②交叉, 是 GA 中最主要的操作算子, 可以把优良信息传到下一代的某一个串中, 使该串具有优于父辈的性能, 故交叉概率应取得较大, 一般取为 (0.6~0.9), ③变异, 它保证了 GA 的全局搜索, 为了减小运算的随机性, 变异概率应取得小一些, 一般取为 (0.01~0.3)。

### 2.2 GA 训练神经网络权值

设多层前向神经网络模型训练样本数为  $P$ , 当前学习样本为  $p$ , 则节点  $j$  的净输入为

$$\text{net}_{pj} = \sum_j W_{ji} O_{pj} - \theta_j, \quad (1)$$

式中  $O_{pj}$  为前一层节点  $i$  的输出,  $W_{ji}$  为网络连接权值,  $\theta_j$  表示节点  $j$  的阈值。变换函数取为 sigmoid 函数, 则节点  $j$  的输出表示为

$$O_{pj} = f_j(\text{net}_{pj}) = 1/(1 + e^{-\text{net}_{pj}}). \quad (2)$$

定义训练网络权值的误差函数为

$$E_p = \sum_j (t_{pj} - O_{pj})^2, \quad (3)$$

式中  $t_{pj}$  为节点  $j$  的理想输出,  $O_{pj}$  是它的实际输出, 在  $P$  个训练样本集内, 总的误差表示为

$$E = \frac{1}{P} \sum_p E_p = \frac{1}{P} \sum_p \sum_j (t_{pj} - O_{pj})^2. \quad (4)$$

若前向网络有  $L$  层，其中包括一个输入层， $I(I \geq 0)$  个隐含层，和一个输出层。  $N_i$  表示第  $i$  层的节点数，每个节点有一个阈值 ( $\theta_j$ )，那么，每个网络具有的参数为

$$N = \sum_{i=1}^{L-1} N_{i+1}(N_i + 1). \tag{5}$$

2.2.1 编码策略 将神经网络各个权值按一定顺序编成一长串，此串由不同的部分组成，本文采用十进制编码方式，形式为

$$\underbrace{[W_{00}^1 W_{01}^1 \dots \theta_0^1 \dots W_{k0}^1 W_{k1}^1 \dots \theta_k^1 \dots]}_{\text{隐含层 1}} \dots \underbrace{[W_{00}^N W_{01}^N \dots \theta_0^N \dots W_{m0}^N W_{m1}^N \dots \theta_m^N]}_{\text{输出层}}$$

串中的每一个基因代表了某一特定的连接权值和阈值。形式为  $W_{ji}^n$  的元表示第  $n-1$  层节点  $i$  到第  $n$  层节点  $j$  的连接权值，形式为  $\theta_j^n$  的元表示第  $n$  层节点  $j$  的阈值。采用十进制形式，与二进制相比，一方面可避免串过长的问题，另一方面又避免了十进制与二进制转换时编码解码带来的转换误差。图 1 为 GA-NN 算法的染色体编码机制示意图。

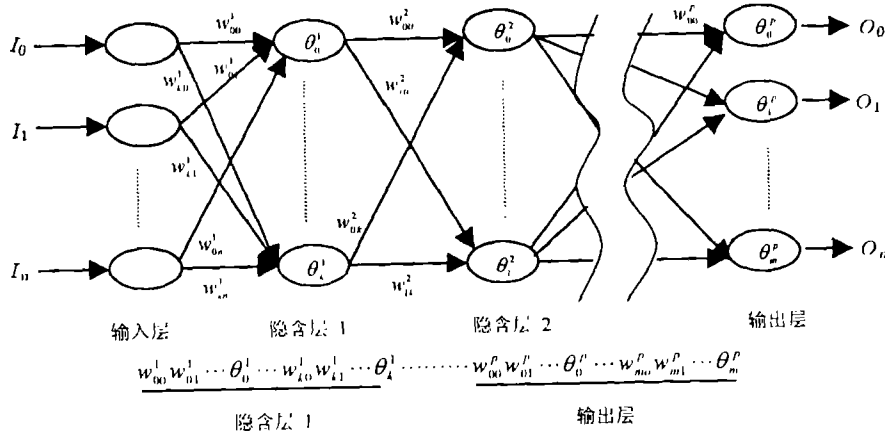


图 1 GA-NN 算法染色体编码机制

2.2.2 评价函数 采用误差平方测度进行适应度评价，形式如下：

$$f_j = 1 / \left( \frac{1}{P} \sum_p \sum_j (t_{pj} - O_{pj})^2 \right) = P / \sum_p \sum_j (t_{pj} - O_{pj})^2. \tag{6}$$

2.2.3 初始化群体 BP 算法中，常采用区间  $[-1, 1]$  产生初始权值，但这里，由于遗传算法不具备调整权值的能力，因而为了在群体中产生尽可能多的可行解，且避免由于神经网络权值初始值过小而使算法收敛速度太慢，本文采用在区间  $[-2, 2]$  上产生随机数确定群体的初始值。

2.2.4 遗传操作算子 目前  $P_c$  和  $P_m$  的值基本上是由经验取得，对不同的问题需经反复实验确定。为了解决以上问题，文献 [3] 提出“自适应”的概念以描述可变化的变异率。该方法中，若寻优运算的任何一步误差速率不呈线性下降，则  $P_m$  相应增大；否则， $P_m$  减小，某

些情况下,  $P_m$  将高达 0.5。然而由此带来的问题是: 由于假设群体适应度是随时间增加的, 若变异率太高, 则每次变异很可能会丢失大量的优良个体, 避免此问题的唯一办法只能是采用相对较小的变异率。以下便阐述我们提出的改进自适应遗传神经网络算法 IAGA-BP。

### 3 改进的自适应遗传神经网络算法 (IAGA-BP)

IAGA-BP 对普通 AGA 算法进行了如下改进:

(1) 依据下一代解的性能是否优于前一代而自适应地改变  $P_c$  和  $P_m$ 。如果新一代中的最优个体并不优于前一代中的最优个体, 则交叉概率变为 1.0, 因此这种情况下是对群体中的所有个体进行适应度计算; 并且对于新一代中适应度最大和次大的个体, 直接进入下一代中, 而不进行任何其它操作。这样做扩大了解空间的搜索范围, 并加快群体向最优解逼近。此外, 变异操作也不再是简单地把被选个体适应值随机地变为一个新值, 而是按 50%-50% 的机率变为原值的 110% 或 90%。使用该方法的好处是: 群体进化不论是朝着正的还是负的方向, 个体适应值的改变相对均较小, 从而减少了变异优良个体的可能性, 指导 GA 向最优解进化。

(2) 为了进一步加快 GA 的收敛速度, 提高训练效率, 在神经网络学习过程中, 逐次标识每步运算中的次最优解。如前所述, 编码染色体串包含了连接权值和节点阈值且按序排列, 因而对于一给定节点, 其输入权值和阈值组合在一起, 对于一给定层的所有节点, 其权值和阈值组合也相互邻接在一起。通过使用这种排序机制, 我们能很容易辨识整个网络的层次结构。因此, 每个染色体串按层分成若干块, 也正是这种分块方式构成了确定次最优解的基础。染色体串的内部结构可用于确定哪一部分属于次最优解。

在 IAGA-BP 算法操作的第一步, 由于还没有确定次最优解, 则整个染色体串都参与评价和操作, 因此这一步中算法操作同于 AGA 算法。但若经过某一特定代数的进化 (这里称为步长  $s$ ) 后, 仍找不到问题的可行解, 则算法进入第二步操作。每一步操作的步长  $s$  依赖于 MAXGEN 参数  $n$ , 设隐含层数为  $L$ , 则  $s$  由下式得到:

$$s = n/2^{i-1}, \quad i = 1, 2, \dots, L+1, \quad (7)$$

式中  $i$  相应于当前操作步骤,  $n$  依赖于神经网络的规模。

若算法第一步结束时没有找到问题的可行解, 则确定第一隐含层的次最优解, 且在以后的染色体进化中, 串的这一部分不再参与评价和操作。因此, 在第二步和以后各步中, 算法需要考虑的染色体串的部分越来越少。在最后一步中, 只有一层 (输出层) 参与运算, 如果在这个过程中任何一点找到可行解, 则算法结束。

### 4 仿真实验

我们采用 IAGA-BP 算法、BP 算法、BGA 算法、AGA 算法分别对有一个输入层、一个隐含层、一个输出层的三层神经网络权值进行训练, 并将结果进行分析比较。

实验参数如下:

遗传算法参数: 我们选初始解群规模为 30, 交叉概率为 0.7, 变异概率为 0.03, MAXGEN 参数值为 100。反向传播参数: BP 采用文献 [4] 使用的参数, 学习速率为 0.7, 冲量速率为 0.9。样本数据: 实验中采用文献 [5] 讨论的 SDH 实验网络的告警样本数据, 三层前向神经网络包括 6 个输入节点, 2 个隐含层节点和 1 个输出节点。告警样本数据经转换变成如表 1 所示的遗传神经网络可辨识的输入输出格式。

表 1 告警样本数据经转换后的遗传神经网络输入输出格式

故障类型	告警类型输入向量						期望输出
	LOS	LOF	MS	MS	EE	LOP	
内部线路中断	2	0	0	8	8	0	0.1
边界线路中断或外部发射器失败	1	0	0	4	4	0	0.2
未知故障	0	0	0	0	0	0	0.3
内部发射器失败	1	0	4	4	4	0	0.4
边界发射器失败	0	0	4	0	0	0	0.5
外部帧错误	0	1	0	1	0	0	0.6
内部帧错误	0	1	1	1	0	0	0.7
边界帧错误	0	0	1	0	0	0	0.8
外部或内部指示器故障	0	0	0	0	0	1	0.9

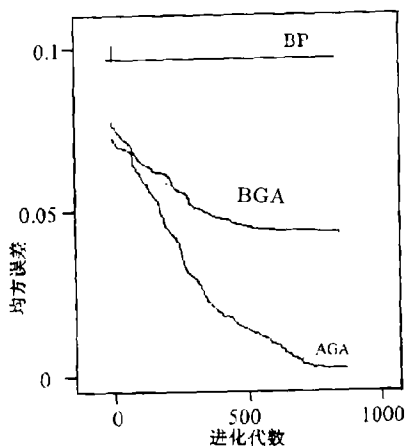


图 2 BP, BGA 与 AGA 的比较

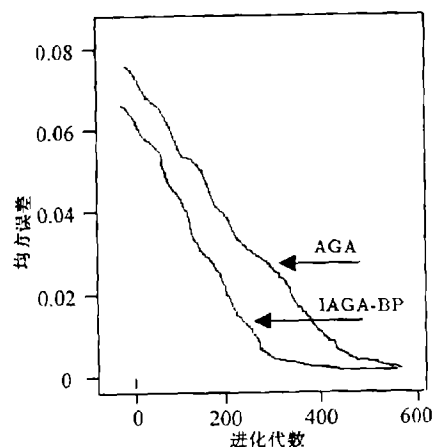


图 3 AGA 与 IAGA-BP 的比较

**实验 1 BP 算法, BGA 算法与 AGA 算法的比较** 在上述参数下, 我们分别用反向传播算法 (BP), 一般遗传算法 (BGA) 和普通自适应遗传算法 (AGA) 对以上神经网络进行权值训练, 实验结果如图 2 所示。由图可见, 用 BGA 训练神经网络, 收敛速度和质量明显优于 BP 算法, 这体现了 GA 算法本质的并行性和全局性; 而在训练初期, BGA 可以很快地使运算收敛到一近似解, 但由于遗传算法不可避免的局部搜索能力较弱, 在训练后期, 收敛速度急剧下降; 而 AGA 算法和 BGA 算法相比较, 收敛速度和精度又进一步提高, 这是由于 AGA 采用可变  $P_c$  和  $P_m$ , 在一定程度上提高了算法学习的自适应性和搜索能力。

**实验 2 AGA 算法与 IAGA-BP 算法的比较** 本文所做的第二个实验是分析比较 AGA 算法与 IAGA-BP 算法的性能, 实验结果如图 3 所示。正如我们预期的那样, 采用 IAGA-BP 算法训练神经网络, 训练质量和收敛速度都优于 AGA 算法。这是由于 IAGA-BP 算法依据下一代解的性能是否优于前一代而自适应地改变  $P_c$  和  $P_m$ , 避免在进化过程中丢失大量优良个体, 扩大了解空间的搜索范围, 从而加快算法的寻优过程; 在神经网络学习过程中, 逐次标识每步运算中的次最优解使得算法随着优化步骤增加而运算次数按级数减少, 提高了 GA 的局部搜索能力且使算法学习效率大大提高。

## 5 结 论

本文提出了一种基于改进遗传神经网络模型的通信网络故障检测和告警相关性分析方法。仿真实验表明, 这种方法可克服一般告警相关性分析方法的局限, 不仅简单有效, 而且在网络学习和训练效率上也高于传统的 BP 学习算法, 标准遗传算法 (BGA) 和一般的自适

应遗传算法 (AGA)。然而, 尽管这种模型比较简单, 但我们不得不注意到当今通信网络朝分布式方向发展的特点。因此, 在将来的研究中, 我们试图构造一种小型化, 分布式的神经网络结构并引入粗集理论, 分别解决不同局域内部问题。如果这些问题被局域化和本地化解决, 则网络中传输的告警数据数量将显著减少, 从而也将明显减轻通信网络告警管理的负荷。

### 参 考 文 献

- [1] Hajela S. HP OEMF: Alarm management in telecommunications networks. *Hewlett-Packard Journal*, 1996, 47(5). Available at <http://hpcc940.external.hp.com/hpj/oct96/oc96a3.htm>.
- [2] Gardner R D, Harle D A. Methods and systems for alarm correlation. Manuscript, 1998. Available at <http://voyager.eee.strath.ac.uk/~rgardner/golbecom96.ps>.
- [3] Whitley D, Hanson T. Optimizing neural networks using faster, more accurate genetic search, in *Proc. of the International Conference on Genetic Algorithms, CA: 1989*, 391-396.
- [4] Madyastha R, *et al.* An algorithm for training multilayer perceptions for data classification and function interpolation. *IEEE Trans. on CAS*, 1994, CAS-41(12): 866-875.
- [5] Jakobson G, Weissman M. Real-time telecommunication network management: Extending event correlation with temporal constraints. In *Integrated Network Management IV*, London: Chapman & Hall, 1995, 290-301.

## A FAULT-IDENTIFICATION AND ALARM-CORRELATION METHOD BASED ON IMPROVED GA-NN MODEL IN COMMUNICATION NETWORKS

Wang Xinmiao    Yan Puliu    Huang Tianxi

(*College of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072*)

**Abstract** As a result of the rising demand for services and the resulting increase in size, bandwidth and complexity, fault management in today's high speed communication networks is becoming even more difficult. When a network problem or failure occurs, it is possible that a very large volume of alarm messages is generated, while alarm correlation is a potentially complex problem. Though some existing alarm correlation systems nowadays have different drawbacks such as lack of scalability, hindered by solving complexity, or no learning process, etc. This paper presents a fault-identification and alarm-correlation method based on improved GA-NN model in communication networks. The experimental results show that this method is simple, which not only overcomes the disadvantages of normal alarm correlation ways, but also improves the dynamic character, training accuracy and efficiency greatly than BP algorithm, BGA algorithm and AGA algorithm do.

**Key words** Network management, Fault identification, Alarm correlation, Genetic algorithm, Neural network

王新苗: 女, 1973年生, 博士生, 现主要从事计算机网络通信、智能网络管理及神经网络方面的研究。  
晏蒲柳: 女, 1962年生, 博士, 教授, 主要从事计算机网络通信、网络管理等方面的研究。  
黄天锡: 男, 1936年生, 教授, 博士生导师, 长期从事无线电波传播通信、信号处理等方面的研究工作。