

基于 BP 网的 ATM 带宽动态分配设计

杨红涛¹, 李俊松²

(1. 武汉理工大学 机电学院, 湖北 武汉 430070;

2. 浙江理工大学 信电学院, 浙江 杭州 310018)

摘要:阐述了利用神经网络预测由连续自动回归(AR)马尔可夫模型所代表的可变位速率通信流量(VBR);在这一理论的基础上,介绍一个 BP 神经网络模型,它是采用拆分组装方法来构造一个学习结果达到均方根误差全局最小点的 BP 神经网络,该方法能有效克服局部极小点,缩短学习时间和减小学习难度;该 BP 神经网络能精确地预测 VBR 通信流量,从而实现 ATM 带宽动态分配。

关键词:神经网络;拆分;神经网络的组装;ATM

中图分类号:TP183

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2007)10-0113-03

Design of ATM Band - Width Distribution Dynamically on the Basis of Neural Network

YANG Hong-tao¹, LI Jun-song²

(1. Mechanical and Electrical Engineering Institute, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;

2. Info. & Electrical School, Zhejiang Univ. of Techn., Hangzhou 310018, China)

Abstract: Discusses the process that VBR communications flux can be forecasted by the use of neural network. On the basis of it, introduces a BP module which is trained by division - assembly solution about neural network to overcome entering the local best point and save training time. The BP neural network above can forecast the VBR communications flux, and realizes ATM band - width distribution dynamically.

Key words: neural network; division; assembly of neural network; ATM

0 引言

ATM 是一种高速包切换网络,能适应现代多媒体应用的需求,是宽带综合服务数字网的理想传输工具。在应用上,为 ATM 网络提供有效的通信流量管理是必不可少的,由于传统的管理方法需要借助通信流量描述器提供特定的统计知识来实现,忽略了统计参数之间的相关性和突发性,因此,在实际应用中应该由在线通信流量来估计带宽需求。BP 神经网络能实现 M 维欧氏空间到 N 维欧氏空间的任意映射,因此它能精确预测由一个连续自动回归(AR)马尔可夫模型所代表的可变位速率通信流量,这为实现 ATM 带宽动态分配提供了一个方法。

以前有人做过这一项目,但存在着一些问题,如学习难度大、BP 神经网络的学习易陷入局部极小点、学

习时间长等问题,文中是对此加以改进。

1 BP 神经网络模型、参数设置

BP 模型见图 1,来自文献[1]。其参数设置来自文献[2,3]。

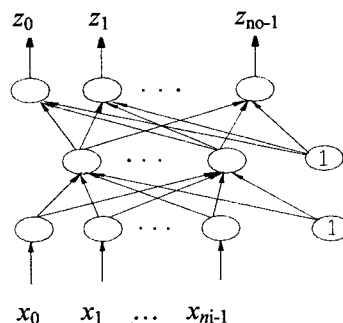


图 1 三层 BP 网络结构

2 文中所采用的 BP 算法

文献[2]详细讲述了 BP 神经网络的拆分组装法。拆分过程如下:任何一个输出层神经元数为 no (假定

收稿日期:2007-01-11

作者简介:杨红涛(1972-),男,湖北武汉人,博士研究生,研究方向为神经网络、企业信息化等。

$no > 1$) 的 BP 网(见图 1) 可以拆分为 no 个子网, 每个子网的输入层的神经元数仍为 ni , 输入样本都为矩阵 $INPUT[p][ni]$, 但第 $k(k = 0, 2, \dots, no - 1)$ 个子网的输出样本为 $TARGET[p][no] \times e_k$, 即第 k 个子网的输入输出样本对为 $(INPUT[p][ni] \parallel TARGET[p][no] \times e_k)$, 每个子网均独立学习, 直到其均方根误差小于某个很小的正数(即 $0 < E_{KRMS}$)(p 为样本数, I 为 $no \times no$ 维单位矩阵, e_k 为 I 单位矩阵的第 k 列向量($k = 1, 2, \dots, no$), E_{KRMS} 表示第 k 个子网的均方根误差); 然后对各子网结点及其权值组装, 其过程包括输入层结点对应重叠, 隐含层和输出层结点对应并排, 各子网已学习好的权值对应不变, 虚线所代表的权值都为 0(见图 2), 详细过程见文献[3]。该方法的实质是减少输出层结点数量, 达到减少 BP 神经网络的结构规模, 使其学习算法更容易。

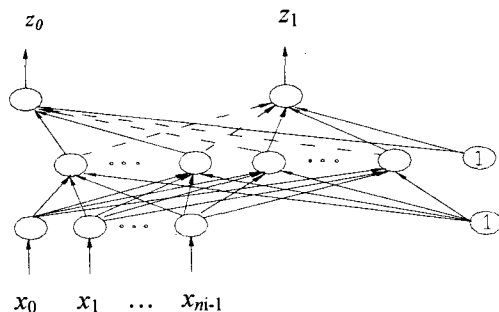


图2 两子网的组装过程

文献[4]详细讲述了 BP 神经网络输入样本的一种预处理方法, 该方法的实质是减少输入层结点数量(但输入层结点数有时不能减得太小, 否则其学习会显露局部极小值, 文献[4]给出了一个不等式来解释), 达到减少 BP 神经网络的结构规模, 使其学习算法更容易。

文中所采用的 BP 算法实质是文献[3, 4]的综合算法, 把 BP 神经网络的规模降得更小, 即先按文献[4]中的方法对 BP 神经网络输入样本进行预处理, 得到一个新的 BP 神经网络, 再对其按文献[3]中的方法进行拆分组装, 每个子网的学习采用变步长-变势态因子 BP 算法, 见文献[1]。

3 早期的 ATM 带宽动态分配模型及缺陷分析

图 3 显示了用于通信流量预测的反向传播神经网络 1-5-1 模型(BPN)的体系结构。

这里有一个输入神经元、五个隐藏神经元和一个输出神经元, 该模型的输入是周期 t 期间的通信流量, 输出是对下一个周期 $t+1$ 的通信流量预测值。该 BP

神经网络的学习是使用 MATLAB 软件设计的。有关 AR 马尔可夫模型的训练条件为: 一个输入元、五个隐藏元、一个输出元, 学习速率 0.2, 动量参数 0.5, 预期的 MSE 为 0.001, 训练循环的上限 60,000。

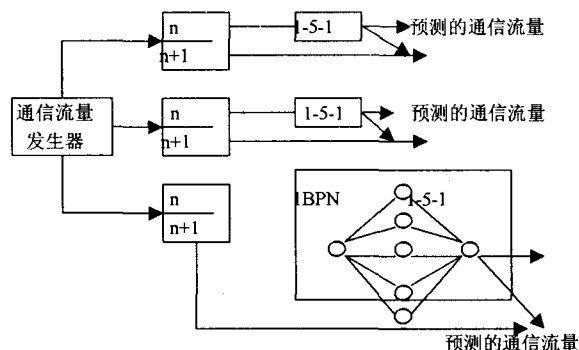


图3 通信流量预测模型

在 ATM 带宽动态分配中, 1-5-1 神经网络模型的学习存在收敛速度慢、极易陷入局部极小点且不易逃出的缺点, 学习后的解精度不高, 使通信流量预测的效果不够好。其原因在于神经网络模型输入结点为 1, 违反了文献[4]中所推理出来的不等式, 另外其输出结点合并为一个, 无法进行拆分, 也就不能降低学习算法的复杂性了。

4 BP 神经网络在 ATM 网络中应用

图 4 显示了用于通信流量预测的 BP 神经网络模型的流程结构: 该模型的输入是周期 t 期间的通信流量, 输出是周期 $t+1$ 期间的通信流量预测值。编码过程采用如下方法: 假若通信流量输入值(十进制) 2935, 分成 2, 9, 3, 5, 把它作为 BP 神经网络的输入(当然也可以采用其它的编码方式)。

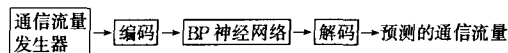


图4 通信流量预测的 BP 神经网络模型的流程结构

BP 神经网络的输入元个数由通信流量输入值最大的十进制位数决定。BP 神经网络的输出样本应预处理, 即把通信流量预测值(十进制)转化成由 0 和 1 构成的二进制数, BP 神经网络的输出元个数由这个最长二进制数的位数决定。解码过程为输出样本预处理的反过程。有关马尔可夫模型的训练条件为: 训练模式 100 种, 训练的预期 RMS 的平方小于 0.001。

经过预处理后的 BP 神经网络, 其输入层和输出层的神经元数(不包含阈值单元) 分别为 5, 20, 隐含层神经元数(不包含阈值单元)一般取输入层神经元数的 2 倍, 即 10, 输入输出样本对为 100 (因太多, 所以未列出), 且其中的每个数只能取 0 或 1, 算法用 C 语言编写。其权值数目为 $(5+1) \times 10 + (10+1) \times 20 =$

280。

采用拆分、组装方法拆分后,形成 20 个子 BP 网,每个子网的输入层神经元数为 5,输出层神经元数为 1,在训练某个子网时如果陷入局部极小点,可由小到大地变化隐含层神经元数再重新训练,如取 2 到 6,可采用不同的初始权值、不同的势态因子和不同的学习因子训练子网^[2,5]。此时子 BP 网的最大权值数目为 $(5+1) \times 6 + (6+1) \times 1 = 43$,结果如表 1 所示。

表 1 采用变步长-变势态因子 BP 算法
训练子网的参数和部分结果

	均方根误差的平方	GDR 迭代次数	隐含层 单元数	势态 因子	学习 步长
第 0 个子 BP 网	0.000565	200	2	0.3	0.15
第 1 个子 BP 网	0.000615	200	2	0.3	0.15
第 2 个子 BP 网	0.000895	500	2	0.3	0.15
第 3 个子 BP 网	0.000798	800	2	0.83	0.3
第 4 个子 BP 网	0.000594	1300	2	0.9	0.3
第 5 个子 BP 网	0.000930	2000	2	0.91	0.3
第 6 个子 BP 网	0.000900	1500	3	0.93	0.2
第 7 个子 BP 网	0.000977	2300	3	0.3	0.15
第 8 个子 BP 网	0.000967	1600	2	0.85	0.5
第 9 个子 BP 网	0.000999	2100	3	0.85	0.3
第 10 个子 BP 网	0.000865	2700	2	0.3	0.2
第 11 个子 BP 网	0.000715	2100	3	0.3	0.15
第 12 个子 BP 网	0.000895	1200	3	0.3	0.2
第 13 个子 BP 网	0.000998	3000	5	0.85	0.3
第 14 个子 BP 网	0.000894	3200	3	0.9	0.2
第 15 个子 BP 网	0.000930	3500	4	0.9	0.15
第 16 个子 BP 网	0.000900	3500	3	0.93	0.15
第 17 个子 BP 网	0.000977	2300	3	0.3	0.6
第 18 个子 BP 网	0.000467	3600	4	0.86	0.15
第 19 个子 BP 网	0.000999	5200	5	0.85	0.2
组装后的 BP 网	0.000844	共 48200	共 58 个	—	—

组装后的 BP 网的迭代次数等于各子网的迭代次数之和,其均方根误差满足要求。组装花的时间极少,可忽略不计。

5 ATM 带宽动态分配方案

·方案 1。

设“输入源”的个数为 N ,从第 1 周期到最后 1 周期:从第 1 到第 N 个“输入源”:

1)带宽分配阶段:

a. 利用如上 BP 模型预测下一周期中输入通信流量的带宽需求;

b. 假如预测的带宽需求总量大于链路的容量,则带宽的不足部分被等量地从每一个“输入源”的带宽中扣除;

c. 假如预测的带宽需求总量小于链路的容量,则带宽的多余部分被平均地加到每一个“输入源”上。

2)传输阶段:

a. 依据从阶段 1 分配的带宽进行传输;

b. 信元排队在缓冲区中进行,信元丢失仅仅发生在缓冲区溢出时;

c. 相应地测量信元丢失率、信元延时和链路利用率。

·方案 2。

设“输入源”的个数为 N ,从第 1 个周期到最后 1 个周期:从第 1 到第 N 个“输入源”:

1)阶段 1,带宽分配阶段:

a. 利用改进 BP 算法预测下一周期中输入通信流量的带宽需求;

b. 假如预测的带宽需求总量大于链路的容量,则带宽的不足部分被等量地从 $N/2$ 个带宽需求最小的“输入源”的带宽中扣除;

c. 假如预测的带宽需求总量小于链路的容量,则多余的带宽被平均加到每一个“输入源”上。

2)阶段 2,传输阶段:

a. 依据从阶段一分配的带宽进行传输;

b. 信元排队在缓冲区中进行,信元丢失仅仅发生在缓冲区溢出时;

c. 相应地测量信元丢失率、信元延迟和链路利用率。

·方案 3。

设“输入源”的个数为 N ,从第 1 个周期到最后 1 个周期:从第 1 到第 N 个“输入源”:

1)阶段 1,带宽分配阶段:

a. 利用改进 BP 算法预测下一周期中输入通信流量的带宽需求;

b. 假如预测的带宽需求总量大于链路的容量,则带宽的不足部分被等量地从 $N/2$ 个带宽需求最大的“输入源”的带宽中扣除;

c. 假如预测的带宽需求总量小于链路的容量,则多余的带宽被平均加到每一个“输入源”上。

2)阶段 2,传输阶段:

a. 依据从阶段一分配的带宽进行传输;

b. 信元排队在缓冲区中进行,信元丢失仅仅发生在缓冲区溢出时;

c. 相应地测量信元丢失率、信元延迟和链路利用率。

6 结 论

利用从 BP 神经网络中获得的通信流量预测值实现 ATM 带宽动态分配比简单静态分配方案更接近理想方案,而以上的改进的 BP 算法可以很大程度上克

(下转第 119 页)

种植被。但是还不能提供进一步详细信息,如城市水源是否充足,植被覆盖是否茂盛等。因而在之前空间信息基础上,加入非空间属性:城市面积、人均水量、人均草地面积、人均森林面积等,并且建立非空间属性层次图进一步进行挖掘,得到一组强关联规则。如规则: $is_a(A, town) (is_a(C, grass) (cross(A, C) (ave_river(Low)$,表明大多数城市都覆盖有草地,人均草地占有量低。

目前各个地区都处于发展当中,影响区域发展的因素很多,这些因素与发展的相关性通常都是隐性的,需要通过相关数据进行分析。如图 6 是某区域的 SVG 矢量图,图中有城市边界、公路两个图层,以及土地利用等属性数据。

在图 6 数据基础上分析城市的公路分布与土地各项利用变化之间的关系,进行空间挖掘。预处理中利用文中所述方法得到地区城市与道路拓扑关系编码表,此表中包含非空间属性,分别是公路分布密度、耕地、城乡工矿居民用地和未利用地的使用变化,其中公路分布密度利用地区城市与道路拓扑关系可求得。图 7 可视化地显示了各区域的公路分布和土地利用变化,各个区域根据公路分布密度的不同赋予了不同颜色。

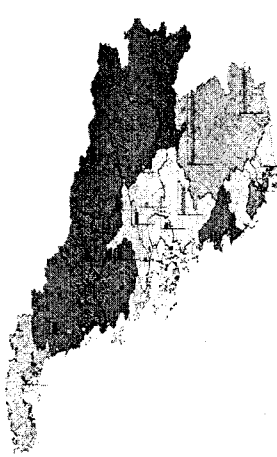
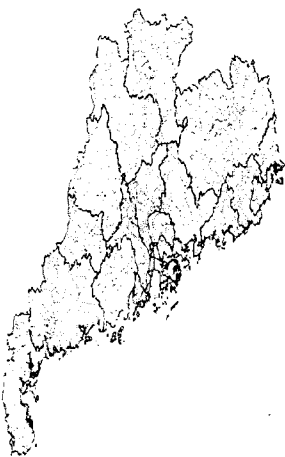


图 6 某地区 SVG 矢量图 图 7 可视化分析结果

最后设置最小支持度、置信度进行空间关联规则的生成,得到一组强关联规则,这些规则所显示的信息

可作为区域的发展策略的参考依据,帮助区域达到更好的和谐发展。

4 总 结

探讨了如何在 SVG 文档上挖掘空间关联规则。为了得到有趣信息,综合利用空间信息和非空间信息,基于挖掘任务进行多维多层交叉挖掘,并且应用于实际分析,扩展了 SVG 的研究与应用。但是由于基于 SVG 文档的挖掘还处于起步阶段,所做工作存在很多不足,如关联规则挖掘中没有考虑增量挖掘的情况;对于各层最小支持度和置信度依赖于经验进行手工设置;冗余规则的检测原则过于简单,没有考虑实际情况。这些问题都有待于进一步解决。

参考文献:

- [1] 徐云和,谢刚生,程朋根,等.基于 SVG 的空间数据的可视化[J].计算机应用研究,2005,22(2):46-48.
- [2] 邹 伦.地理信息系统——原理、方法和应用[M].北京:科学出版社,2001:65-66.
- [3] Kangkachit T, Waiyamai K. A business-oriented spatial association rule mining system prototype (Bosarm) [C]//In: Proceeding of Information and Computer Engineering Postgraduate Workshop. Thailand: [s. n.], 2002.
- [4] Maleba D, Lisi F A. An ILP method for spatial association rule mining [C]//In: Working Notes of the First Workshop on Multi-relational Data Mining. Freiburg, Germany: [s. n.], 2001:18-29.
- [5] Sabhananda W, Waiyamai K. Data Mining: A Novel Approach for Multi-level association Rules Mining in Large Databases [C]//In: The Fifth National Computer Science and Engineering Conference. Chiang-Mai, Thailand: [s. n.], 2001.
- [6] 库向阳,许五弟,薛惠锋.矢量空间数据库中关联规则的挖掘算法研究[J].计算机应用,2004,24(8):47-49.
- [7] Ester M, Kriegel H P, Sander J. Spatial Data Mining: A Database Approach [C]//in: Proc. 5th Int. Symp. on Large Spatial Databases. Berlin, Germany: [s. n.], 1997:47-66.
- [8] Han Jiawei, Kamber M. 数据挖掘——概念与技术[M].北京:高等教育出版社,2005:236-237.

(上接第 115 页)

服以往 BP 学习过程中的缺点,使这一应用更有效。

参考文献:

- [1] 李孝安.神经网络与神经计算机导论[M].西安:西北工业大学出版社,1994.
- [2] 杨红涛,潘 昊.拆分组装方法与神经网络的结合[J].武

汉理工大学学报:信息版,2003(5):13-16.

- [3] 杨红涛,潘 昊.用 GDR-GA、拆分组装法训练神经网络[J].武汉理工大学学报:信息版,2004(1):30-34.
- [4] 陈方泽.用 EGA-GDR 训练神经网络[J].化工学报,1996(4):421-426.
- [5] 金菊良,杨晓华,丁 晶.标准遗传算法的改进方案——加速遗传算法[J].系统工程理论与实践,2001(4):8-13.