

doi:10.13756/j.gtxyj.2017.01.004

光通信系统与网络技术

智能光网络基于贝叶斯算法的主动故障告警机制

刘全春¹, 王新蕾²

(1. 北京智芯微电子科技有限公司, 北京 102200; 2. 中国科学院电子学研究所, 北京 101400)

摘要: 当前的智能光网络缺乏主动应对网络故障的能力, 为了进一步提高智能光网络的生存性, 文章提出了一种基于贝叶斯模型的智能光网络主动告警机制。该机制能够预先判断网络中潜在的故障, 并具有高度的准确率以有效减少误告警; 此外, 该机制对不同样本采用不同的算法来进行网络学习, 采用概率推理估计故障的预测概率, 从而为主动告警机制建立一个可推理的预测模型。仿真结果表明, 该机制能极大地提高智能光网络的生存性, 缩短业务连接的恢复时延, 优化资源利用率。

关键词: 主动故障告警; 贝叶斯模型; 智能光网络; 生存性

中图分类号: TN915 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-8788(2017)01-0010-03

Bayesian Algorithm Based Active Fault Alarm Scheme in Intelligent Optical Network

LIU Quan-chun¹, WANG Xin-lei²

(1. Beijing Smart Chip Microelectronics Company Limited, Beijing 102200, China;

2. Insititute of Electrics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 101400, China)

Abstract: Current intelligent optical networks can not actively deal with failure in network. Aimed to improve the survivability of intelligent optical network, this paper proposes a Bayesian model based active fault alarm mechanism in intelligent optical network. The proposed mechanism is able to judge of potential failure in advance with high accuracy and to reduce the false-alarm efficiently. Using different stylebooks and their corresponding algorithms, the fault prediction probability is rational estimated through reasoning, which builds a rational Bayesian model for active fault alarm. Simulation results show that this proposed approach can greatly improve the survivability ability of intelligent optical networks, in terms of connection recovery time and resources utilization rate.

Key words: active fault alarm; Bayesian model; intelligent optical networks; survivability

0 引 言

随着互联网新业务的不断涌现, 作为业务承载主体的光传送网向着智能光网络演进成为光网络的发展趋势^[1], 这就要求新型光网络能够提供动态的连接建立、基于网状网的保护和恢复、为用户提供不同带宽和不同类型业务以及不同服务质量区分服务等功能。

在智能光网络中, 保护和恢复功能是最基本的功能之一^[2], 通过基于网状网的保护恢复机制, 能更加灵活地进行业务连接的保护和恢复。尽管如此, 当前的智能光网络仍然缺乏主动应对网络故障的能力, 主要表现在其只能在故障发生后才被动地进行保护和恢复。由于保护恢复的滞后, 造成了保护恢复操作期间数据连接存在一定程度的损失, 如丢包率和时延等^[3]。

AFA(主动故障告警)技术的出现为上述问题提供了重要的解决思路^[3], 其思想是利用网络从正常状态到故障状态之间存在的劣化期来预先发起故

障告警, 从而为网络保护和恢复赢得时间。但是现有的基于阈值的 AFA 技术主要采用相对单一的门限值来进行故障预判, 不可避免地产生误告警问题, 加重了保护恢复机制的负担^[3-4]。

为了解决 AFA 技术的误告警问题, 本文提出一种基于贝叶斯模型算法的 AFA 机制。该机制将贝叶斯模型与光网络监控技术相结合, 利用贝叶斯模型对监控数据进行处理以预先判定网络故障。与采用单一门限值的 AFA 机制相比, 基于贝叶斯模型的 AFA 有效地提高了预警的准确度, 在一定程度上解决了误告警问题。

1 贝叶斯故障预测

1.1 贝叶斯模型原理

贝叶斯定理是关于随机事件 A 和 B 的条件概率定理^[5], 可表示为

$$P(A | B) = \frac{P(B | A)P(A)}{P(B)},$$

式中, $P(A | B)$ 为在 B 事件情况下 A 事件的可能

收稿日期: 2016-07-05

基金项目: 国家电网公司科技项目《基于多源实时数据中转调度模式的稳定控制核心技术研究及关键设备研制》资助

作者简介: 刘全春(1984—), 男, 北京人。工程师, 硕士, 主要从事电力通信方面的研究工作。

性； $P(A)$ 为 A 的先验概率或边缘概率，由于它不考虑任何 B 方面的因素，故称之为是“先验”的。而 $P(A|B)$ 是已知 B 条件后事件 A 的条件概率，也由于得自 B 的取值，故被称作事件 A 的后验概率。 $P(B|A)$ 是已知 A 发生后 B 的条件概率，也由于得自 A 的取值而被称作 B 的后验概率。 $P(B)$ 为 B 的先验概率或边缘概率，称为标准化常量。

1.2 贝叶斯故障预测

贝叶斯网络模型将各种测试信息进行综合，并计算系统的联合概率分布。贝叶斯网络推理就是在给定图中一个节点子集的情况下，求另一个节点子集的条件概率分布的过程。当要求的节点代表未知情况时，就是贝叶斯网络预测^[6-8]。

故障预测是指在系统尚未出现故障的情况下，利用系统故障之前测试的关键信号，通过分析信号间的关系和发展趋势，建立起基于信号预测的贝叶斯网络，通过联合推理来预测系统出现故障的概率。

由于智能光网络属于复杂系统，其故障预测所涉及的因素众多、信息量庞大，并且受到系统中许多关键信号的影响，进行故障预测的统计和推断具有一定的难度。因此，智能光网络的故障预测必须面对数据结构不完备以及各种故障相关的因素并不相互独立的问题。对此，必须设计由各测试信号作为节点的贝叶斯模型，采用与之相适应的推理算法以实现故障概率的预测^[9-10]。

2 基于贝叶斯模型的 AFA 机制

2.1 机制原理

为了解决原有基于阈值判断的 AFA 技术中存在的误告警问题，本文提出了 B-AFA(基于贝叶斯模型的主动告警)机制。B-AFA 机制本质上是根据条件属性(所有监测参数值)确定决策属性(故障判定)的过程。该机制分为网络状态特征提取、贝叶斯训练和贝叶斯决策 3 个部分。首先通过网络性能监测系统获得描述网络状态的特征集 $u = \{u_1, u_2, \dots, u_k, \dots\}$ ，从而完成特征提取；之后将长时间多次采样所提取的网络状态的历史特征集 u 输入贝叶斯模型进行训练；最后将实时的网络状态参数特征集输入充分训练的贝叶斯模型，通过计算综合推理以判定潜在的故障，并触发相应的故障告警，提前进行业务连接的保护恢复。

2.2 机制描述

智能光网络系统的复杂性导致 AFA 机制对系

统结构以及测试信号之间的依赖关系所知有限，因此，B-AFA 机制必须先进行结构学习，再进行参数学习。本文采用标准 EM(最大期望)算法与结构搜索相结合的方法，即 EM 算法用于优化网络参数，结构搜索用于模型选择。

B-AFA 机制的步骤如下：

步骤 1:随机生成一个初始图 G_0 ，并根据初始图生成网络 Net_0 ；随机设置初始化参数；

步骤 2:对外循环的总迭代次数进行设置；

步骤 3:采用 EM 算法对 Net_0 进行结构学习，并计算其最大似然函数测度值 V_0 ；

步骤 4:生成与初始拓扑图邻近的、并且相互不同的结构图 G_{all} ；

步骤 5:设置内循环参数，进入内循环；内循环的次数为邻近网络个数；

步骤 6:以遍历的方式计算邻近图的最大似然函数测度值 V_i ，寻找具有最大值的图 G_{hao} ；

步骤 7:若 $V_i > V_0$ ，则记录相应的 G_i 以及节点顺序，保留贝叶斯网络 Net_0 及其参数，进入步骤 8；若 $V_i < V_0$ ，则令 $G_i = G_0$ ， $V_i = V_0$ ，转入步骤 10；

步骤 8:令 $Net_0 = Net_i$ ，作为下一次外循环时的初始网络，转向步骤 3；

步骤 9:外循环结束，生成 G_i ；

步骤 10:根据 G_i 所获得的网络，采用 EM 算法进行参数学习。

通过以上过程进行贝叶斯模型的结构学习和参数学习之后，便可将实时的网络状态参数特征集输入训练充分的贝叶斯模型。一旦判定即将发生故障，便触发故障告警，提前进行业务连接的保护恢复。

2.3 复杂度分析

复杂度是 B-AFA 的关键性能指标之一。低复杂度易于实现，是保证 AFA 有效性的基础。根据贝叶斯公式，要获取 1 类检测参数的贝叶斯预测结果，只需要一次加法、一次减法及两次乘法运算；当计算参数为常数时，其运算复杂度为 $O(1)$ 。

若 AFA 的检测参数有 m 类，则获得贝叶斯预测结果的运算复杂度为 $O(m) \times O(1)$ ，因此该算法具有极低的复杂度，足以保证 B-AFA 的实时性。

3 仿真结果分析

为了验证所提出的机制，本文在基于 NS2(网络仿真 V2.0)的仿真软件平台上构建了一个分布式的仿真系统，该系统由 14 个分布式节点及 21 条

双向链路构成。通过仿真对 B-AFA 机制和原有的基于阈值判断的 AFA 机制进行比较。

图 1 所示为告警准确率与贝叶斯训练次数的关系图。可见随着训练次数的增加,B-AFA 准确率也随之提高,经过充分训练的贝叶斯模型能够保证业务故障预测的准确度,B-AFA 机制的告警准确率相比基于阈值的 AFA 机制大为提高,有效地抑制了误告警的发生。

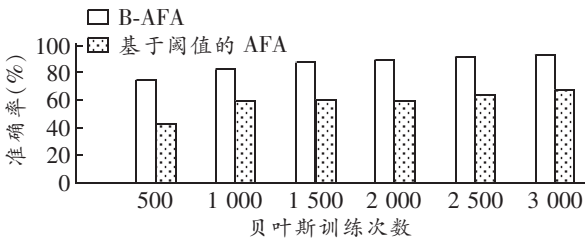


图 1 告警准确率与贝叶斯训练次数关系图

图 2 所示为故障恢复时间的比较。由图可知,无 AFA 的故障恢复时间明显高于具有 AFA 机制(包括基于阈值的 AFA 和 B-AFA)的情况。这主要是因为 AFA 机制能够预测即将发生的故障(主要为节点故障和链路故障),提前发出告警并触发相应的业务保护恢复,从而极大地提高了网络的生存性。

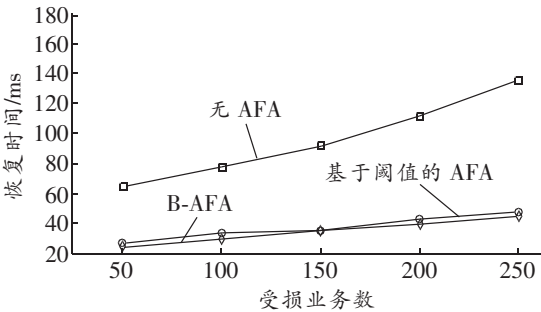


图 2 故障恢复时间的比较

图 3 所示为波长资源利用率比较。可以看出,B-AFA 明显优于无 AFA 和基于阈值的 AFA,这是

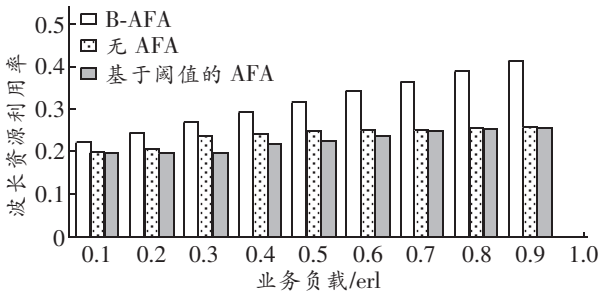


图 3 波长资源利用率比较

因为 B-AFA 机制在一定程度上解决了误告警所导致的波长资源浪费。

综合以上仿真结果可知,本文所提出的 B-AFA 机制在有效降低误告警率的同时,能够提高网络的生存性。

4 结束语

针对当前的智能光网络难以主动应对网络故障的问题,提出了一种 B-AFA 机制。该机制能够预先判断网络中即将发生的故障,提高了 AFA 的准确率以有效抑制误告警;该机制采用概率推理估计故障的预测概率,从而为 AFA 机制建立一个可推理的预测模型。仿真结果表明,B-AFA 机制能缩短业务连接的恢复时延,优化资源利用率,极大地提高了智能光网络的生存性。

参考文献:

[1] 华楠,郑小平. 智能光网络发展历程的回顾和展望:从 ASON 到 PCE,再到 SDON [J]. 电信科学,2014,30(2): 88—98.

[2] 许亚国,赵季红,张海林. 智能光网络的生存性研究及关键技术 [J]. 光通信技术,2004,28(9): 41—44.

[3] Huang Z T, Ji Y F, Lu Y M. Sensor-based performance monitoring mechanism in GMPLS: controlled networks [J]. IEEE Communications Letters, 2008, (04): 325—327.

[4] Bai H F, Lu Y M, Ji Y F. Active-fault-alarm based pre-restoration mechanism in MPLS-TP optical network [J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2010, 17(3): 97—103.

[5] Bernardo J M, Smith A F M. Bayesian theory [M]. US: John Wiley & Sons, 2009.

[6] 李硕豪,张军. 贝叶斯网络结构学习综述 [J]. 计算机应用研究, 2015, (3): 641—646.

[7] Bouckaert R R. Bayesian Network Classifiers in Weka [J]. Artificial Intelligence Tools, 2004, 29(2—3): 131—163.

[8] Jensen F V, Nielsen T D. Bayesian networks and decision graphs [M]. New York: Springer, 2007.

[9] Robert C. The Bayesian choice: from decision-theoretic foundations to computational implementation [M]. New York: Springer, 2007.

[10] 李伟生,王宝树. 基于贝叶斯网络的态势评估 [J]. 系统工程与电子技术, 2003, 25(4): 480—483.