

# 基于 BP-DBN 的认知网络端到端态势评估算法

蒋云洁, 王 莉

(南京邮电大学, 江苏 南京 210003)

**摘要:**文中提出了一种基于 BP-深度信念网络(BP-DBN)的端到端态势评估算法,实现网络端到端态势等级判定。基于提出的分布式态势评估架构,使用 BP-DBN 分别构建认知域网元评估值、局部态势评估值和端到端态势评估值三者间的映射关系,最后实现端到端态势等级定性评估。实验结果表明,基于少量标记训练样本,BP-DBN 测试错误率低,能够保证评估准确性,同时提出的评估算法能够有效评估端到端网络态势等级。

**关键词:**认知网络;BP-深度信念网络;端到端态势评估;受限波尔兹曼机

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)11-0148-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.11.037

## Cognitive Network End to End Situational Evaluation Algorithm Based on BP-DBN

JIANG Yun-jie, WANG Li

(Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

**Abstract:**Cognitive network end to end situational evaluation algorithm based on BP-DBN is proposed to judge the situational level. Based on distributed situational evaluation architecture, BP-DBN is used to construct mapping relations among network element evaluation value in cognitive domain, local situational evaluation value and global situational evaluation value. End to end situational evaluation can be qualitatively evaluated. Simulation results show that test error rate of BP-DBN is low based on less labeled samples, which can ensure accuracy of evaluation, and the algorithm proposed can estimate end to end situational level effectively.

**Key words:**cognitive network; BP-DBN; end to end situational evaluation; RBM

## 0 引言

面对网络拓扑复杂化、网络负载激增、网络安全受威胁等问题,网络可用性、安全性和生存性面临严峻挑战。Bass 于 1999 年首次提出网络态势感知(cyber-space situational awareness),所谓态势感知是指由各种网络设备运行状况、网络行为以及用户行为等因素所构成的整个网络的当前状态和变化趋势<sup>[1]</sup>。认知网络端到端态势评估是认知网络实现网络态势感知的重要组成部分,主要研究如何提取和融合网络有效信息,建立网络资源间联系,最后分析评估当前网络状态。

神经网络是基于模式匹配的态势评估方法之一。文献[2]研究了认知网络中基于蚁群算法的网络流量预测模型。文中提出利用蚁群算法训练 BP 网络权值后进行流量预测,提高网络收敛速度。但是蚁群算法存在收敛问题,无法保证训练预测模型的快收敛。文

献[3]研究了基于遗传算法的 BP 神经网络的应用,即采用遗传算法训练 BP 神经网络的权值。虽然改进了 BP 神经网络易陷入局部最小值的问题,但是遗传算法易早熟、局部收敛性差等缺点仍然无法保证 BP 网络的泛化能力。BP 网络是目前应用最广泛的神经网络之一。BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,具有分类、预测、聚类能力,但其明显存在三个缺点:

- (1)需要设置大量标记的训练数据;
- (2)学习次数多(即收敛慢);
- (3)参数选择技术的不足容易导致局部最优<sup>[4]</sup>。

通过遗传算法、蚁群算法等改进后的 BP 网络仍然不能全面解决其存在的问题。2006 年 Hinton 等人提出的深度信念网络(DBN)为训练 BP 神经网络时存在的问题提供了解决思路<sup>[5-6]</sup>。DBN 采用无监督学习

收稿日期:2013-11-27

修回日期:2014-03-05

网络出版时间:2014-07-28

基金项目:国家“863”高技术发展计划项目(2009AA01Z212)

作者简介:蒋云洁(1988-),女,江苏无锡人,硕士研究生,研究方向为下一代通信网络与 IP 技术。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140728.1224.021.html>

算法-受限波尔兹曼机(RBM)进行贪婪地逐层预训练,然后使用普通的有监督算法精调,同时解决了训练 BP 网络时存在的三个问题。

为了提高态势评估的高效性和准确性,文中提出了基于 BP-DBN 的端到端态势评估算法(BDSA)。基于提出的分布式态势评估架构,采用 BP-DBN 建立两级评估映射关系,最后定性评估端到端态势等级。

## 1 算法设计相关工作

### 1.1 端到端态势评估架构

文中提出一种分布式态势评估架构,如图 1 所示。自顶向下包括三层:端到端态势评估层、局部态势评估层和认知网络参数采集层<sup>[7-8]</sup>。各层实现不同功能,上层以下层为基础,逐步完成端到端态势评估。各层交互过程如下:

- (1)以认知域为单位采集所有网元的态势评估参数,计算各网元态势评估值;
- (2)根据态势评估值使用局部服务器评估局部态势;
- (3)根据局部态势评估值使用端到端评估服务器评估端到端态势。

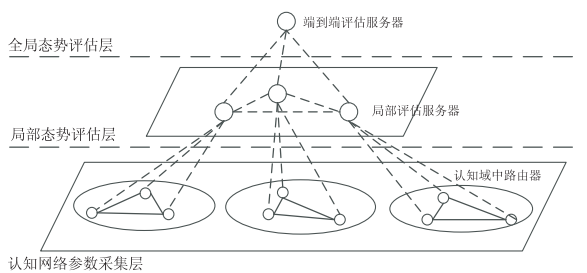


图 1 分布式态势评估架构

文中将网络态势分为五等级,分别为 A:0-0.2,表示网络负载轻,无拥塞和故障;B:0.2-0.4,表示网络负载中等,无拥塞趋势;C:0.4-0.6,表示网络负载重,有拥塞趋势;D:0.6-0.8,表示网络出现拥塞,无法保证高 QoS 业务需求;E:0.8-1,表示网络出现严重故障或拥塞,无法提供网络服务。

### 1.2 网元评估函数

网元评估函数的大小体现了网元承载能力的好坏,其值越大,说明该承载能力越强。文中设定态势评估参数如下:吞吐量  $T$ 、时延  $D$ 、时延抖动  $J$ 、丢包率  $L$ 。态势评估参数可分为积极参数和消极参数,积极参数考虑 QoS 的最大化,如吞吐量;消极参数考虑 QoS 的最小化,如时延、时延抖动和丢包率<sup>[9-10]</sup>。文中将消极参数取倒数转化为积极参数,从而网元评估函数定义如下:

$$Q(k, i) = T_{ki} + 1/D_{ki} + 1/J_{ki} + 1/L_{ki} \quad (1)$$

其中,  $T_{ki}$ 、 $D_{ki}$ 、 $J_{ki}$ 、 $L_{ki}$  分别表示在认知系统  $k$  中第  $i$

个网元的态势评估参数值。

## 2 基于 BP-DBN 的态势评估

### 2.1 深度信念网络

自 2006 年 Hinton 等人提出深度信念网络以来,该算法已成功用于分类、回归和降维等任务<sup>[11]</sup>。针对参数随机初始化会导致收敛慢、陷入局部最小值等问题,深度信念网络提出无监督预训练的概念,同时解决了需要设置大量标记训练样本的问题。当使用无监督预训练并有大量训练样本时,训练错误和泛化错误都会显著降低<sup>[12]</sup>。文中采用预训练初始化参数,结合 BP 对网络进行精调,进一步提高分类的精确性和高效性。

#### 2.1.1 深度信念网络模型

与传统神经网络判别模型相反,深度信念网络是一个概率生成模型。生成模型根据观察的数据资料和标记估计模型的联合概率分布,最终  $P(\text{观察值}|\text{标记})$  和  $P(\text{标记}|\text{观察值})$  的评估值。深度信念网络生成模型确定输入分布并生成样本,为预训练做准备。如图 2 所示,DBN 由一个可视层  $x$  和多个隐层  $h_i$  组成,每层由多个神经元组成。隐层  $h_2$  和  $h_3$  构成一个受限波尔兹曼机(RBM)<sup>[13]</sup>。RBM 是深度信念网络最重要的组件。

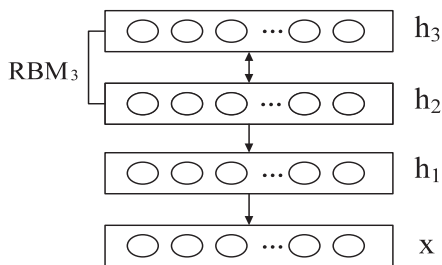


图 2 深度信念网络模型

RBM 是一个两层神经网络,分别为可视层  $v$  和隐层  $h$ 。层内无连接,层间全连接。自 2002 年 Hinton 提出对比散度(Contrastive Divergence)——一种 RBM 的快速学习算法,RBM 优越的非监督学习能力受到机器学习领域的密切关注。2006 年,Hinton,Osindero 和 Teh 提出基于 RBM 的贪婪逐层无监督学习算法并成功完成深度信念网络预训练。

RBM 参数学习是深度信念网络预训练的关键。文中采用的 RBM 是由二元神经元构成,即  $\forall i, j, v_i \in \{0, 1\}, h_j \in \{0, 1\}$ ,其中  $v_i$  表示第  $i$  个可视神经元,  $h_j$  表示第  $j$  个隐神经元<sup>[14]</sup>。在使用 CD 训练 RBM 的过程中,根据观测数据  $v_0$  的概率分布和训练准则,通过近似对数似然度梯度趋近理想的参数。

#### 2.1.2 基于 BP-DBN 的训练算法

文中以四层 BP-DBN 体系结构为例,底部三层构成一个深度信念网络,顶层为输出层。预训练时,忽略

输出层,三层深度信念网络构成一个反向生成模型。参数初始化后,使用 BP 精调四层普通神经网络。DBN 采用基于 RBM 的贪婪逐层训练算法进行预训练,整个网络如两级 RBM 堆栈而成。根据文中网络结构,预训练简要分两步:

(1)通过 RBM 训练算法获取 DBN 顶层第一级 RBM 的初始参数集;

(2)第一级 RBM 的输出作为第二级 RBM 的输入,同样初始化参数集。

## 2.2 端到端态势评估算法流程

算法具体流程如下:

Step1:给定网络源节点  $S$  和目的节点  $E$ ;

Step2:确定各认知域源节点  $S_A$  和目的节点  $E_A$ ;

Step3:采集认知域  $k$  中所有网元的评估参数,计

算  $Q(k,i)$ ;

Step4:以  $Q(k,i)$  为输入,使用 BP-DBN 评估局部态势,可得评估值  $Ae_i$ ;

Step5:根据评估值范围,确定局部态势等级;

Step6:以  $Ae_i$  为输入,使用 BP-DBN 评估端到端态势,可得评估值  $Ne$ ;

Step7:根据评估值范围,确定端到端态势等级。

## 3 实验仿真及结果分析

文中使用 OPNET 验证 BDSA 的有效性,网络拓扑如图 3 所示,并使用 Matlab 验证 BP-DBN、直推式支持向量机(TSVM)和支持向量机(SVM)错误率。设定每条链路的 QoS 参数为[带宽,时延]=[100 mbps,0.5 ms]。

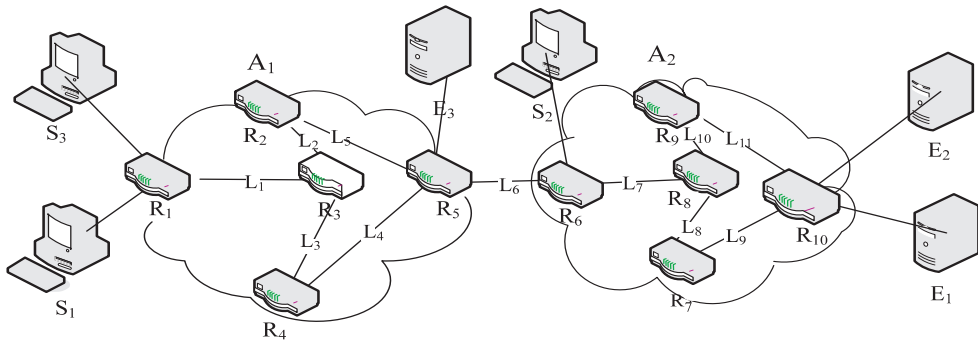


图 3 网络拓扑图

文中分别对如下两组场景进行仿真:

第一组:使用标准数据集 g50c 比较 BP-DBN、TSVM 和 SVM 的测试错误率。该数据集有 550 个样本,首先将 550 个样本分为 11 份,每次取 1 份为训练样本,其余 10 份为测试样本。其中,在 50 个训练样本中,依次取 2 到 50 中偶数数量样本为标记训练样本,其余为无标记训练样本。最后比较 11 次的测试错误率平均值。

第一组实验结果如图 4 所示。

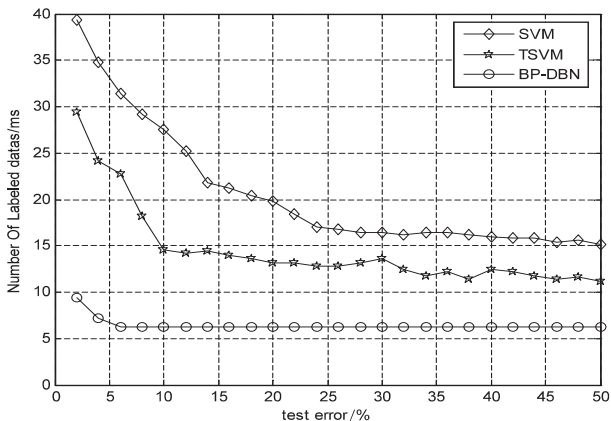


图 4 不同分类器随标记训练数据量变化的测试错误率在少量标记训练样本条件下,TSVM 和 SVM 的测试错误率明显高于 BP-DBN,SVM 最高。SVM 作为有

监督分类器,当具有少量有标记训练样本时,测试错误率较高。随着标记训练样本的增多,虽然 TSVM 测试错误率逐渐下降至 12% 左右,但 BP-DBN 的测试错误率从有标记训练样本为 6 开始稳定于 6%,BP-DBN 有效利用无标记数据实现高准确分类。

第二组:首先设定  $S_1-E_1$ 、 $S_2-E_2$  和  $S_3-E_3$  流量部署,0~30 s:10,10,10;30~60 s:20,10,30;60~90 s:20,30,10;90~120 s:50,30,30;流量单位为 mbps。根据部署的流量计算认知域态势评估值和端到端态势评估值,验证 BDSA 的有效性。

第二组实验结果如图 5、6 所示。

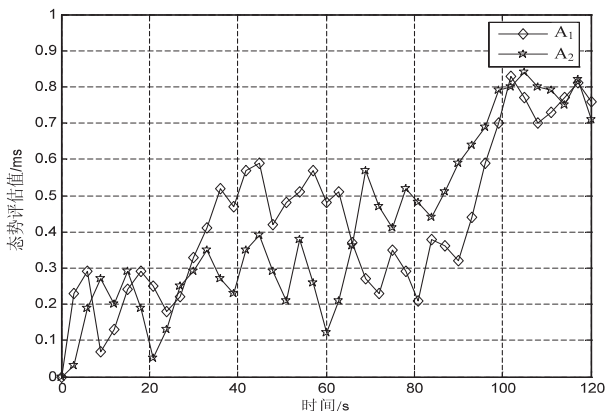


图 5  $A_1$ 、 $A_2$  认知域的态势图

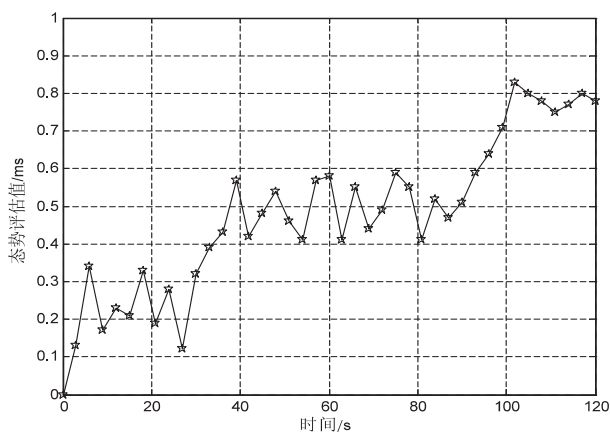


图 6 端到端态势图

图 5 和图 6 展示了使用 BDSA 后  $A_1$ 、 $A_2$  和端到端态势变化。

0 ~ 30 s: 由于网络处于轻负载,  $S_1-E_1$  端到端、 $A_1$  和  $A_2$  的态势评估值在 0 ~ 0.4 间浮动, 表示局部和端到端态势良好, 不会产生拥塞;

30 ~ 60 s: 由于  $S_3-E_3$  和  $S_1-E_1$  流量增长,  $A_1$  态势评估降至 C 等级, 而  $A_2$  态势随  $S_1-E_1$  流量增长呈下降趋势, 但态势保持 B 等级。端到端态势则降至为 C 等级;

60 ~ 90 s: 由于  $S_3-E_3$  流量减少,  $A_1$  态势逐渐升至 B 级, 随  $S_2-E_2$  流量增长,  $A_2$  态势逐渐升至 C 级, 而端到端稳定于 C 级态势;

90 ~ 120 s: 随  $S_1-E_1$  和  $S_3-E_3$  流量的增长, 网络处于重负载,  $A_1$  和  $A_2$  态势在 D 级和 E 级间切换, 而  $A_1$  由 B 级降至 D 级的速度没有  $A_2$  快, 而端到端态势也逐渐由 B 级降为 D 级, 并与  $A_2$  对应呈现 E 级的态势。

## 4 结束语

文中提出了一种基于 BP-DBN 的端到端态势评估算法, 实现网络端到端态势等级判定。首先提出一种分布式态势评估架构, 然后使用 BP-DBN 分别构建认知域网元评估值与局部态势评估值间和局部态势评估值与端到端态势评估值间的映射关系, 最后实现端到端态势等级定性评估。

实验结果表明, 在具有少量标记训练样本条件下, 采用 BP-DBN 实现分类测试错误率最低, 比采用 SVM 或 TSVM 的测试准确性高, 同时验证了 BDSA 的有效性。

在下一步工作中, 期望进一步研究端到端态势评

估架构, 提高态势评估算法的智能性。


## 参考文献:

- [1] 龚正虎, 卓莹. 网络态势感知研究[J]. 软件学报, 2010, 21(7): 1605-1619.
- [2] 李丹丹, 张润彤, 王传臣, 等. 认知网络中基于蚁群算法的网络流量预测模型[J]. 电子学报, 2011, 39(10): 2245-2250.
- [3] 孙晓燕, 巩敦卫. 基于递阶遗传算法的 BP 网络结构设计与权值训练[J]. 自动化技术与应用, 2004, 23(5): 23-25.
- [4] Arel I, Rose D C, Karnowski T P. Deep machine learning—a new frontier in artificial intelligence research[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2010, 5(4): 13-18.
- [5] Hinton G E, Osindero S, The Y. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [6] Zhou Shusen, Chen Qingcai, Wang Xiaolong. Discriminative deep belief networks for image classification[C]//Proceedings of 2010 IEEE 17th international conference on image processing. Hong Kong: IEEE, 2010: 1561-1564.
- [7] 冯光升, 王慧强, 马春光, 等. 面向认知网络的用户 QoS 动态自配置方法[J]. 通信学报, 2010, 31(3): 133-140.
- [8] 黄梯云. 智能决策支持系统[M]. 北京: 电子工业出版社, 2001.
- [9] 王尚广, 孙其博, 张光卫, 等. 基于云模型的不确定性 QoS 感知的 Skyline 服务选择[J]. 软件学报, 2012, 23(6): 1397-1412.
- [10] 刘建伟, 燕路峰. 知识表示方法比较[J]. 计算机系统应用, 2011, 20(3): 242-246.
- [11] Salama M A, Hassanien A E, Fahmy A. Deep belief network for clustering and classification of a continuous data[C]//Proc of IEEE international symposium on signal processing and information technology. Luxor: IEEE, 2010: 473-477.
- [12] Erhan D, Manzagol P A, Bengio Y, et al. The difficulty of training deep architectures and the effect of unsupervised pre-training[C]//Proceedings of the twelfth international conference on artificial intelligence and statistics. [s. l.]: [s. n.], 2009: 153-160.
- [13] Freund Y, Haussler D. Unsupervised learning of distributions on binary vectors using two layer networks[R]. California: University of California, 1994.
- [14] Bengio Y, Lamblin P, Popovici D, et al. Greedy layer-wise training of deep networks[C]//Proc of 12th annual conference on neural information processing systems. [s. l.]: [s. n.], 2006.

# 基于BP-DBN的认知网络端到端态势评估算法

作者：[蒋云洁](#)，[王莉](#)，[JIANG Yun-jie](#)，[WANG Li](#)

作者单位：[南京邮电大学](#)，[江苏 南京](#)，[210003](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2014(11)

引用本文格式：[蒋云洁](#)，[王莉](#)，[JIANG Yun-jie](#)，[WANG Li](#) [基于BP-DBN的认知网络端到端态势评估算法](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2014(11)