



基于 SA-BP 神经网络算法的光接入网络通道质量评估方法

蔡冰清¹, 徐思雅¹, 亓峰¹, 葛维春², 周桂平², 于波涛³, 李悦悦²

(1. 北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室, 北京 100876;

2. 国网辽宁省电力有限公司, 辽宁 沈阳 110006;

3. 北京国电通网络技术有限公司, 北京 100070)

摘要: 目前, 针对光接入网通道质量评估的研究主要集中在设备层和网络层, 缺乏涵盖物理层、网络层和业务层的综合评估方法, 致使运维人员难以通过网络监测等方式全面、准确地判断网络通道的实际质量。为解决以上问题, 首先对影响光接入网通道质量的关键因素进行了深入分析, 提出了面向多层次、多指标的光接入网通道质量综合评估模型, 然后设计了 SA-BP 神经网络算法对多指标参数进行训练, 从而实现通道质量的准确评估。通过仿真表明, 提出的评估方法具有较高的评估精度和稳定度, 便于提升网络运维的质量和效率。

关键词: 光接入网络; 通道质量; 评估模型; SA-BP 神经网络算法

中图分类号: G304

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2018124

A SA-BP neural network algorithm based channel quality evaluation method in optical access network

CAI Bingqing¹, XU Siya¹, QI Feng¹, GE Weichun², ZHOU Guiping², YU Botao³, LI Yueyue²

1. State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

2. State Grid Liaoning Electric Power Co., Ltd., Shenyang 110006, China

3. Beijing GuoDianTong Network Technology Co., Ltd., Beijing 100070, China

Abstract: So far, existing works related to quality evaluation of channel mainly focused on equipment layer and network layer in optical access network. Most of researches lack synthesis evaluation methods covering physical layer, network layer and business layer. As a result, it is hard for administrators to judge the actual quality of channel by network monitoring completely and accurately. To solve this problem, key influence factors of channel quality in optical access network was analyzed firstly, and a comprehensive multi-layer-multi-index evaluation model of channel quality was proposed. Then a SA-BP neural network algorithm was designed to train the parameters of the proposed evaluation model to make the result more accurate. The simulation results show that the proposed method has higher accuracy and stability, and can improve the quality and efficiency of network operation and maintenance.

Key words: optical access network, channel quality, evaluation model, simulated annealing-back propagation neural network algorithm

收稿日期: 2018-01-08; 修回日期: 2018-03-06

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2016YFB0901200)

Foundation Item: National Key R&D Program of China (No.2016YFB0901200)

1 引言

通道是光接入网的重要组成部分,是承接终端与调度端的桥梁,是业务最直接的载体。网络通道质量将直接决定光接入网的可靠性和稳定性,因此,通过高效的运维手段提升网络通道的运行质量是保障智能电网安全、可靠运行的重要途径。然而,随着光接入网络规模不断扩大、网络结构日趋复杂、业务的种类和数量不断增加,使得光接入网络运维和管理的难度不断加大。目前,针对光接入网通道质量评估的研究主要集中在设备层和网络层,缺乏涵盖物理层、网络层和业务层的综合评估方法,致使运维人员难以通过网络监测等方式准确地判断网络通道的实际质量。因此,建立一套全面、科学的通道质量评估方法,帮助运维人员快速、准确、直观地获取评估结果,对提高光接入网络的运维能力以及保障光接入网络的稳定性和可靠性是重要且必要的。

通过对国内外研究进展的分析可知,各大通信运营商和研究机构在光接入网网络质量评估和管理等方面都进行了较为深入的研究^[1-7]。参考文献[1,2]分析了智能配用电通信网和 EPON 设备的集中运维和管理问题,介绍了相应的综合网管系统;参考文献[3]分析了智能配用电通信网不同组网方式下的设备信息,提出了一种能够反映设备运行质量的多指标综合评估方法;参考文献[4]提出了一种基于多测量指标的综合评价方法,并将其应用到网络性能评价上;参考文献[5]研究了通用的业务质量指标集合,并提出了基于策略的业务质量评价方法;参考文献[6]根据 SLA 要求,细化了业务性能分析相关的 QoS (quality of service, 服务质量) 评价机制;参考文献[7]分析了智能电网管理的属性特征,探索了智能电网发展中出现的薄弱环节和制约因素,构建了智能电网管理多属性评价模型。通过以上分析可知,现有的配用电

通信网或 EPON 的网络管理相关研究主要集中在网络质量和设备质量的评估上,缺乏对业务层的考虑,难以实现全面的通道质量评估。

为了解决以上问题,本文提出了一种面向多层次、多指标的光接入网络通道质量评估方法。该方法包括两个部分,分别为建立光接入网通道质量的评估模型和设计 SA-BP (simulated annealing-back propagation) 神经网络改进算法。首先,从物理层、网络层和业务层 3 个维度建立评估模型,对通道质量进行综合分析;然后,设计 SA-BP 神经网络算法用以训练评估模型与通道质量的映射关系,对网络通道质量进行准确评估。

2 面向多层次、多指标的通道质量评估模型

我国智能电力光接入网络呈现地理分布范围广、网络结构复杂的特点。通道是承载业务的通路,贯穿了整个光接入网络。从调度端到终端涵盖光传输和光分配等众多环节,因此影响通道质量的因素较多,例如设备老化、网络拥塞等。本文按照物理层、网络层和业务层 3 个维度对影响通道质量的指标进行深入分析,建立了一套面向多层次、多指标的光接入网络通道质量评估模型。

如图 1 所示,本文提出的面向多层次、多指标的通道质量评估模型由物理层、网络层和业务层 3 个维度的评估指标构成。物理层从介质的健康度、故障率以及生存性 3 个方面进行评估;网络层从上/下行网络性能和流量状态两个方面进行评估;业务层从业务的完整性、可用性、支撑性和安全性 4 个方面进行评估。下面对各层评估指标进行详细介绍。

2.1 物理层

通道由光缆、光缆交接箱和设备等物理介质组成,因此介质的质量将直接影响通道的质量。表 1 展示了我国东部某省 2012—2016 年光接入网事故的原因及所占比例。



图1 评估模型示意

表1 我国东部某省 2012—2016 年光接入网络事故原因及其占比

事故原因	比例
设备老化	32.4%
超期检修	26.5%
设备缺陷	14.6%
其他原因	11.8%
超负荷运作	8.8%
不可控外因	5.9%

由表1的统计结果可知,73.5%的光接入网络事故的发生是由设备老化、超期检修和设备缺陷引起的。因此,由运维数据分析可知,设备质量和维保力度等几个方面是影响通道质量的重要因素。根据影响因素的代表性和可测性,本文从健康度、故障率和生存性3个方面对通道物理层质量进行评估。其中,健康度评估设备老化和缺陷程度,故障率评估不同程度的故障次数和恢复时长,生存性评估设备维保等级和应急保障等级等。具体指标定义和计算方法见表2。

2.2 网络层

除了物理介质质量以外,网络拥塞等因素也会影响通道的稳定性和可靠性,因此需通过对通

道流量等信息进行分析,得出通道的网络层质量。常规的网络性能指标包括时延、带宽、流量和分组丢失率^[10],但是这种指标的划分粒度较粗,不能准确地反映网络状态。例如在流量测量方面,可从吞吐量、峰值速率和突发长度等方面进一步细化对通道质量的评估。因此,主要从网络性能和流量状态2个方面对网络层质量进行评估,分别评估网络的整体质量及承载的数据量。网络性能状态指标包括时延抖动次数、误码率、分组丢失率、带宽利用率、信噪比和阻塞率;网络流量状态指标包括吞吐量、流量峰值速率、流量平均速率和最大突发长度。此外,由于EPON上/下行采用不同光波长进行传输,不同波长的光被干扰的条件有所不同,因此还需在光接入网中分别测量上/下行网络性能状态和流量状态。具体指标定义和计算方法见表3。

2.3 业务层

在业务的传输过程中,不同业务对传输通道的需求不同,例如带宽、可靠性等。因此,本文在通道质量中增加了与业务服务质量相关的评估指标,全面考察网络通道对业务传输的支持能力。参考文献[6]划分了衡量业务服务质量的7个要

表2 物理层指标定义及其计算方法

二级指标	三级指标	参数及计算方法
健康度	光缆使用未超过 10 年比率	$\frac{\text{使用未超过10年光缆数}f}{\text{光缆总数}f_N}$
	光缆交接箱使用未超过 10 年比率	$\frac{\text{使用未超过10年光缆交接箱数}b}{\text{光缆交接箱总数}b_N}$
	设备使用未超过 10 年比率	$\frac{\text{使用未超过10年设备数}e}{\text{设备总数}e_N}$
故障率	严重缺陷次数	s_d
	危急缺陷次数	c_d
	一般缺陷次数	g_d
	重大故障次数	m_f
	严重故障次数	s_f
	一般故障次数	g_f
	平均故障恢复时间	$\frac{\text{故障总时间}(t_m + t_s + t_g)}{\text{故障总次数}(m_f + s_f + g_f)}$
生存性	设备维护等级	EML
	应急保障等级	EPL
	设备冗余系数	备用设备数 s_e

表3 网络层指标定义及其计算方法

二级指标	三级指标	参数及计算方法
上/下行网络性能	时延抖动次数	D
	分组丢失率	$\frac{P_{\text{loss}}}{P_N}$
	信噪比	$10\lg\left(\frac{\text{信号有效功率}P_s}{\text{噪声有效功率}P_n}\right)$
	误码率	$\frac{\text{误码数}B_{\text{err}}}{\text{总码数}B_N}$
	带宽利用率	$\frac{\text{总字节数}B_a}{\text{理论带宽}BW_t \cdot \text{时间}T}$
	阻塞率	$\frac{\text{阻塞时间}T_b}{\text{总时间}T_N}$
上/下行流量状态	吞吐量	总比特数 TH_N
	流量平均速率	$\frac{\text{总比特数}TH_N}{\text{时间}T}$
	流量峰值速率	F_{max}
	最大突发长度	$\frac{F_{\text{max}}}{C}$

素,分别为支撑性、可操作性、可用性、安全性、接入性、持续性和完整性。业务的完成由调度端、通道和终端 3 个环节组成,其中,可操作性、接

入性和持续性均与调度端和终端有关。本文选择完整性、可用性、支撑性和安全性这 4 个与通道相关的指标来评估业务服务质量。其中,完整性



评估业务中断率和中断时间,可用性评估业务无错率,支撑性评估服务响应时间和服务时间,安全性评估业务安全保护等级和错操作次数等。具体指标定义和计算方法见表4。

在建立了面向多层次、多指标的通道质量评估模型后,需解决评估模型中各指标与通道质量之间的映射关系。下文将介绍一种改进型的BP神经网络算法,用以训练各指标在通道质量评估中的权重。

3 SA-BP 神经网络算法

3.1 算法分析

由于本文提出的评估模型与通道质量之间

的映射关系是非线性的,并且不同的光接入网络的映射关系不同,因而不能直接地进行定量分析。由于BP神经网络算法可以定量分析任何非线性映射关系^[11],因此本文采用BP神经网络算法确定评估模型与通道质量之间的映射关系。如图2所示,标准BP神经网络算法是一种信息在多层网络中正向传播而误差反向传播的学习算法,包含一个输入层、一个或多个隐含层和一个输出层,层内神经元互不相连,层与层之间采用全连接方式。

该算法包括训练和使用两个阶段,训练阶段是信息正向传播和误差反向传播。信息正向传播

表4 业务层指标定义及其计算方法

二级指标	三级指标	参数及计算方法
完整性	配电自动化业务中断率	$\frac{\text{配电自动化业务中断次数 } I_{\text{PDA}}}{\text{配电自动化业务总数 } \text{BUS}_{\text{PDA}}}$
	用电信息采集系统业务中断率	$\frac{\text{用电信息采集系统业务中断次数 } I_{\text{EIAS}}}{\text{用电信息采集系统业务总数 } \text{BUS}_{\text{EIAS}}}$
	智能用电业务中断率	$\frac{\text{智能用电业务中断次数 } I_{\text{SE}}}{\text{智能用电业务总数 } \text{BUS}_{\text{SE}}}$
	平均中断时间	$\frac{\text{业务中断总时间 } (T_{\text{PDA}} + T_{\text{EIAS}} + T_{\text{SE}})}{\text{业务中断总次数 } (I_{\text{PDA}} + I_{\text{EIAS}} + I_{\text{SE}})}$
可用性	配电自动化业务无错率	$\frac{\text{配电自动化业务无错次数 } \text{NM}_{\text{PDA}}}{\text{配电自动化业务总数 } \text{BUS}_{\text{PDA}}}$
	用电信息采集系统业务无错率	$\frac{\text{用电信息采集系统业务无错次数 } \text{NM}_{\text{EIAS}}}{\text{用电信息采集系统业务总数 } \text{BUS}_{\text{EIAS}}}$
	智能用电业务无错率	$\frac{\text{智能用电业务无错次数 } \text{NM}_{\text{SE}}}{\text{智能用电业务总数 } \text{BUS}_{\text{SE}}}$
支撑性	业务响应超时率	$\frac{\text{业务响应超时次数 } R_{\text{out}}}{\text{业务总次数 } \text{BUS}}$
	平均配电自动化业务服务时间	$\frac{\text{配电自动化业务服务总时间 } S_{\text{PDA}}}{\text{配电自动化业务总数 } \text{BUS}_{\text{PDA}}}$
	平均用电信息采集系统业务服务时间	$\frac{\text{用电信息采集系统业务服务总时间 } S_{\text{EIAS}}}{\text{用电信息采集系统业务总数 } \text{BUS}_{\text{EIAS}}}$
	平均智能用电业务服务时间	$\frac{\text{智能用电业务服务总时间 } S_{\text{SE}}}{\text{智能用电业务总数 } \text{BUS}_{\text{SE}}}$
安全性	安全保护等级	SL
	恶意篡改次数	MT
	错操作次数	WO

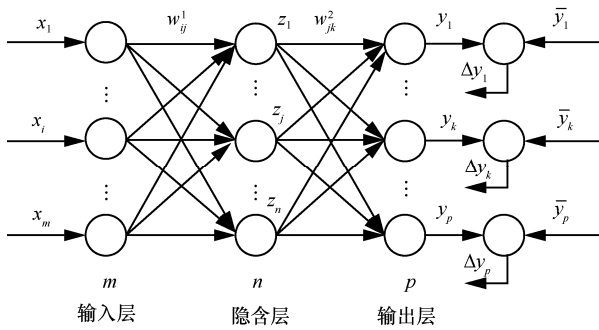


图2 BP神经网络

是指信息从输入层输入, 经过隐含层和输出层处理, 最终从输出层输出, 每一层的输出信息都是下一层的输入信息。除了输入层神经元对输入值不做任何处理以外, 隐含层或输出层某神经元 j 的输入值 I_j 为:

$$I_j = \sum w_{ij} O_i \quad (1)$$

其中, w_{ij} 是上一层 i 神经元与 j 神经元的连接权值, O_i 是 i 神经元的输出值。输出值 O_j 为:

$$O_j = \phi(I_j) \quad (2)$$

其中, $\phi(\cdot)$ 为激活函数, 一般为 Sigmoid 函数。

误差反向传播是指输出层实际输出值与期望值存在一定误差, 通过梯度下降法不断调整层与层之间的连接权重来减小这个误差, 从而使输出值更好地拟合输入值。为了使函数连续可导, 定义误差函数 θ 为:

$$\theta = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p \Delta y_k^2 \quad (3)$$

其中, Δy_k 是输出层神经元 k 的输出值对相应期望输出值的误差。对于每一个输入样本, 应使得连接权重 w 沿着误差函数 θ 下降的梯度方向修正, 那么任意连接权值的修正量 Δw 为:

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial \theta}{\partial w} \quad (4)$$

其中, η 表示学习率, 负号表示梯度下降。

标准 BP 神经网络算法采用梯度下降法调整连接权值, 网络对误差曲面的局部敏感性较高, 容易陷入局部最优解而非全局最优解, 从而影响

训练结果的正确性, 而模拟退火算法可以利用概率的突跳性解决这一问题, 使训练结果精度更高、更准确。因此, 本文提出一种将模拟退火算法和 BP 神经网络相结合的 SA-BP 神经网络算法, 将模拟退火算法的优越特性应用于 BP 神经网络算法中。

SA-BP 神经网络算法在标准 BP 神经网络算法的基础上, 不再使用梯度下降法调整连接权值, 而是对当前连接权值进行合理的微小扰动, 产生新的连接权值, 计算新的通道质量评估值, 按照 Metropolis 准则决定是否接受这个新值, 即如果新的评估值更接近期望值, 则接受这个新的连接权值, 否则, 以一定概率接受, 这个概率会随着温度的下降而下降, 所以最终会达到一个稳定状态。

3.2 算法设计

SA-BP 神经网络算法的具体步骤如下。

步骤 1 构建 SA-BP 神经网络, 参数初始化。初始化包括隐含层神经元个数 n 、各层间连接权值 w 、误差阈值 ε 、初始温度 T_0 、最低温度 $t_{\min}$ 、每个温度扰动次数上限 M 。

步骤 2 样本 X 依次进行以下步骤, 直到满足条件退出算法。

步骤 3 样本 X_i 利用 BP 神经网络前向传播, 根据式 (3) 得到误差函数值 $\theta(w)$, 其中, w 是当前连接权值, 如果 $\theta(w) < \varepsilon$, 则算法结束, 否则进入步骤 4。

步骤 4 根据:

$$w' = w + r \left(1 - \frac{T}{f} \right)^K \cdot \text{sgn}(r - 0.5) \cdot (w_{\max} - w_{\min}) \quad (5)$$

得到新的连接权值 w' , 其中, w 是当前连接权值, r 是 (0,1) 之间的随机数, T 是当前温度, f 是最大迭代次数, K 是 Boltzmann 常数, $w_{\max}$ 、 $w_{\min}$ 为连接权值取值范围的上下限, 对样本 X_i 计算得误差函数值 $\theta(w')$ 。

步骤 5 根据:

$$\Delta \theta = \theta(w') - \theta(w) \quad (6)$$



计算 $\Delta\theta$ 。根据 Metropolis 准则判断是否接受新的连接权值 w' ，即如果 $\Delta\theta < 0$ ，则接受 w' 为当前解，否则以概率：

$$P = e^{-\frac{\Delta\theta}{KT}} \quad (7)$$

接受 w' 为当前解，其中， K 是 Boltzmann 常数， T 是当前温度；若接受， $w = w'$ ，判断 $\theta(w) < \varepsilon$ 是否成立，若成立，则算法结束，否则进入步骤 6。

步骤 6 对于每个 T 重复步骤 4 和步骤 5，直到达到上限 M 次或者到达平衡状态。

步骤 7 根据：

$$T = \frac{T_0}{1 + N} \quad (8)$$

降低温度，其中， N 为当前迭代次数，如果降低

至 $t_{\min}$ ，则跳转至步骤 2，否则跳转至步骤 4。

SA-BP 神经网络算法流程如图 3 所示。

SA-BP 神经网络算法伪代码如下。

输入：sample, n , thresholds, T_0 , $t_{\min}$, M 。

输出： w_1 、 w_2 。

begin

init Weight();

for X in sample

for T in $T_0 \rightarrow t_{\min}$

$E_{\text{Old}} = \text{BPNNerr}(X, w_1, w_2)$;

if $E_{\text{Old}} < \text{thresholds}$

algorithm end;

end if

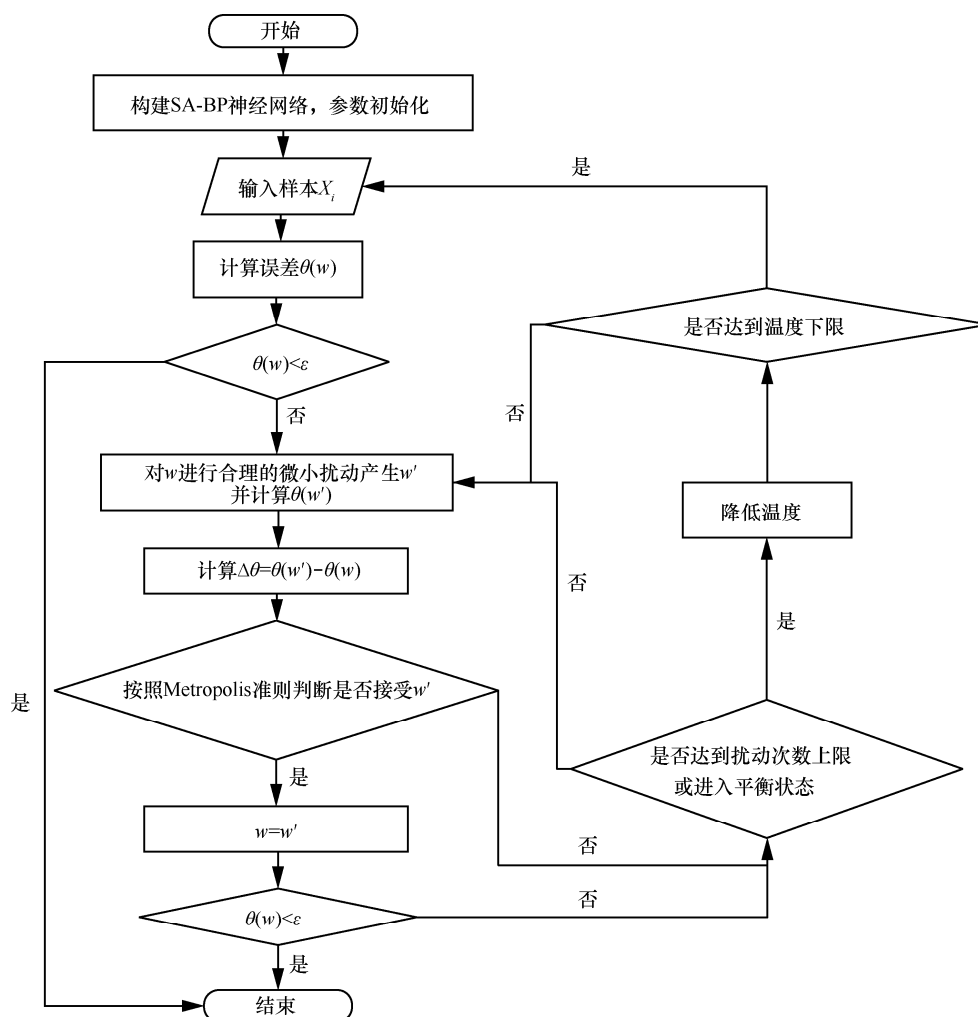


图3 SA-BP神经网络算法流程

```

count=0;
for i in M
    w1New=w1+Rand();
    w2New=w2+Rand();
    ENew=BPNNErr(X,w1New,w2New);
    Err=ENew-EOld;
    if Err<0 || MetPro(Err,T)>rand()
        count=0;
        w1=w1New;
        w2=w2New;
        EOld=ENew;
        if EOld< thresholds
            algorithm end;
        end if
    else
        count++;
    end if
    if count>balState
        break;
    end if
end for
end for
end

```

4 仿真实验

4.1 参数设置

根据第 3.2 节标准 BP 神经网络算法和本文设计的 SA-BP 神经网络算法,分别对表 3 所示的通道质量评估模型中 37 个指标进行仿真。仿真场景为我国东部某省 2016 年光接入网通道上行现网数据。随机选取该省 3 个地区构成 3 组实验样本,每个地区随机选取 5 条通道,每条通道的样本数据均包含 37 个指标值和 1 个通道质量值。排除指标值缺失等无效样本后,每组通道有效样本数见表 5。每条通道样本随机选取 75%作为训

练样本,剩余 25%作为预测样本。将预测样本的拟合率作为评价指标对仿真结果进行评价与分析。参数设置见表 6。

表 5 通道有效样本数

地区编号	5 条通道有效样本数					每组有效样本总数
1	44	43	44	49	31	211
2	41	43	47	48	43	222
3	50	38	44	49	43	224

表 6 参数设置

参数名称	取值范围
输入层节点数 m	37
隐含层节点数 n	详见第 4.2 节
输出层节点数 p	1
连接权值 w	$[-1,1]$ 的均匀分布
误差阈值 ε	0.000 1
初始温度 T_0	100
最低温度 $t_{\min}$	0.001
每个温度扰动次数上限 M	10
最大迭代次数 f	8

4.2 隐含层神经元的优化

隐含层神经元数直接影响神经网络对复杂问题的映射能力,可计算为:

$$n = \sqrt{m + p + a}, a \in [1, 10] \quad (9)$$

为了优化 SA-BP 神经网络结构,本次实验按照式 (9) 选取了 8~17 个隐含层神经元数,选择某东部省份配用电通信网 524 组有效样本用于 SA-BP 神经网络的训练。图 4 显示了通道质量评估最小误差随隐含层神经元数变化曲线,当隐含层神经元数为 9 时,SA-BP 神经网络结构最佳。

4.3 实验结果与分析

图 5~图 7 分别为表 5 中所列出的 3 组通道质量评估值和实际值对比。定义误差绝对值小于 1%表示评估值与实际值拟合。表 6 根据图 5~图 7 统计了每组实验数据在不同神经网络中的拟合率。

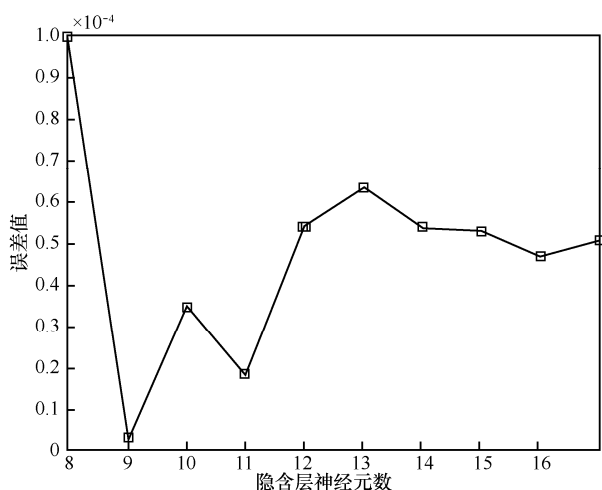
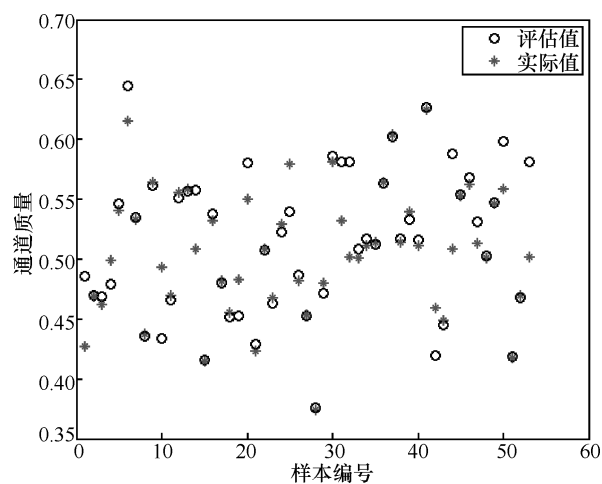
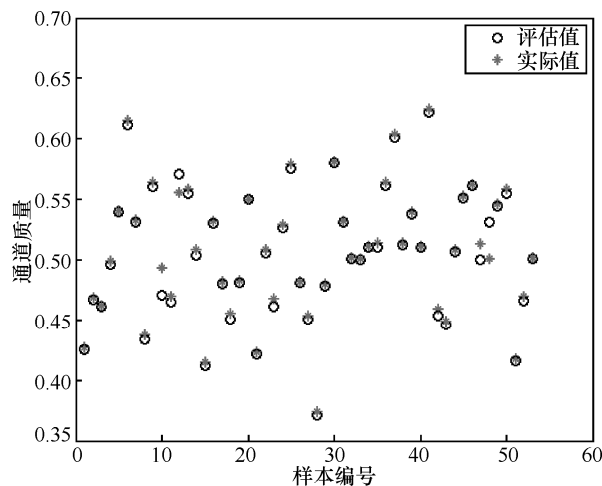


图4 误差值随隐含层神经元数变化曲线

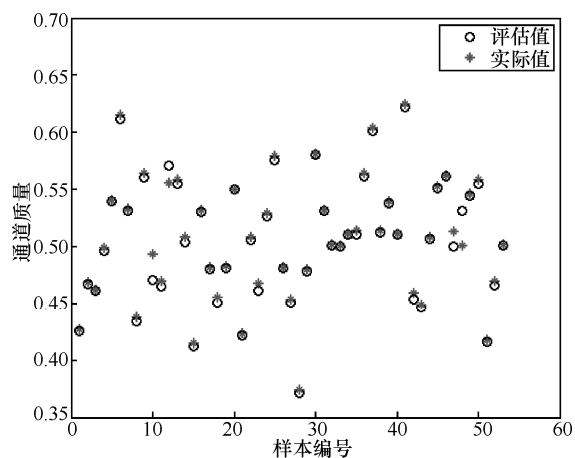


(a) 标准 BP 神经网络

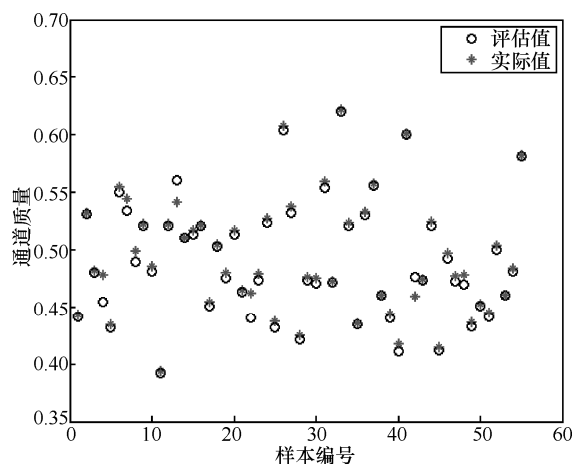


(b) SA-BP 神经网络

图5 第1组不同网络中通道质量评估值与实际值对比



(a) 标准 BP 神经网络



(b) SA-BP 神经网络

图6 第2组不同网络中通道质量评估值与实际值对比

分析表7的实验结果可知,在上述仿真场景下,本文提出的光接入网通道质量评估模型在标准BP神经网络下3组数据正确评估通道质量的概率为75%以上,而在SA-BP神经网络中为90%以上。由此可知,本文提出的评估模型可以较为正确地评估通道质量,并且在SA-BP神经网络中具有更高的正确率。由此可知,相较于标准BP神经网络,SA-BP神经网络更适合本评估模型。

图8是两种神经网络中15个通道质量评估的平均误差对比。由图8可知,BP神经网络中约有2/3的通道平均误差在1%以上,最大误差与最小误差相差0.0128;SA-BP神经网络中所有通道平均误差均在1%以下,最大误差与最小误差相差0.0043。分

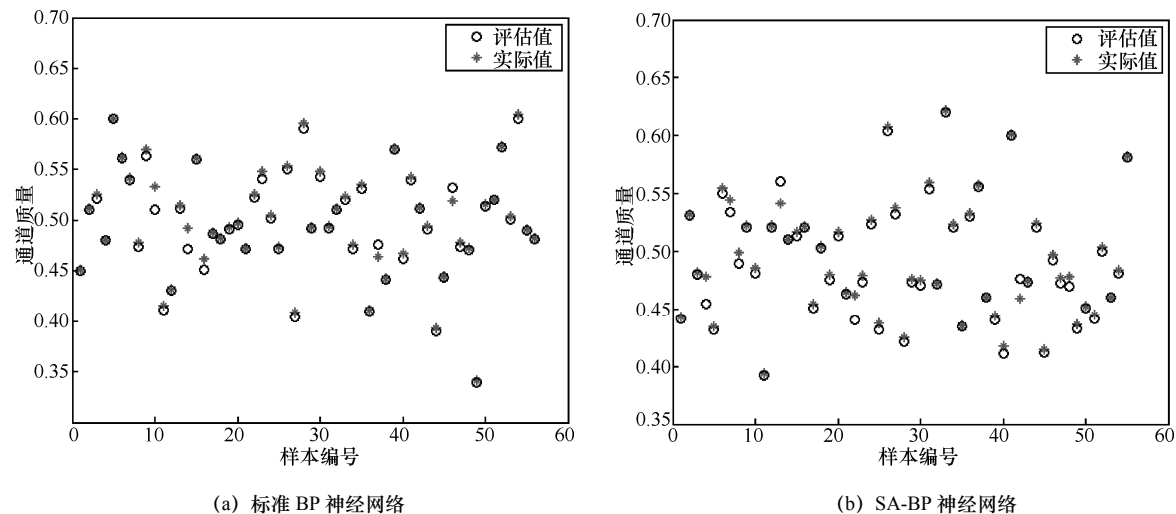


图 7 第 3 组不同网络中通道质量评估值与实际值对比

表 7 不同神经网络中通道质量评估值的拟合率

地区编号	预测样本数	标准 BP 神经网络		SA-BP 神经网络	
		拟合样本数	拟合率	拟合样本数	拟合率
1	53	41	77.36%	49	92.45%
2	55	43	78.18%	50	90.91%
3	56	43	76.79%	51	91.07%

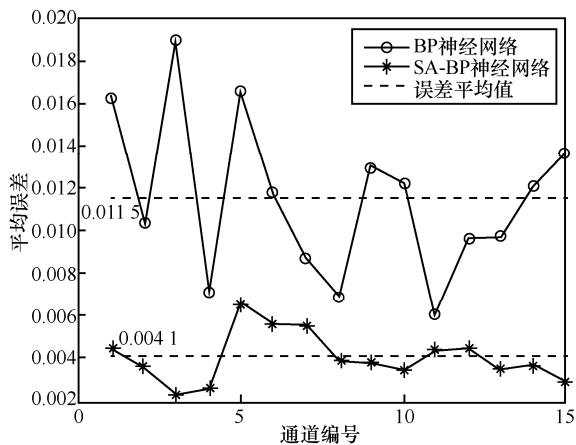


图 8 不同神经网络中通道质量平均评估误差对比

析可知, BP 神经网络整体波动范围较大, 误差在平均值周围摆动幅度大, 而 SA-BP 神经网络整体波动范围较小, 误差在平均值周围摆动幅度较小。因此, SA-BP 神经网络拥有更高的预测精度和更好的稳定性。这是由于模拟退火算法会以一定概率接受较差的解, 并且这个概率会随着训练次数

的增加而减小, 使训练结果趋于稳定, 所以在训练过程中更容易跳出局部极小值, 最终达到全局最优解, 因此得到的评估值会更接近期望值。

5 结束语

通过对光接入网通道质量评估的研究, 本文提出了一种基于 SA-BP 神经网络算法的通道质量评估方法。通过仿真可知, 本文提出的评估方法可以全面地评估光接入网通道质量, 并且与 BP 神经网络相比, 本文设计的 SA-BP 神经网络算法使得评估的准确性和稳定性都得到了进一步的提升。

参考文献:

[1] 刘国军, 侯兴哲, 王楠, 等. 智能配用电通信综合网管系统研究[J]. 电网技术, 2012, 36(1): 12-17.
LIU G J, HOU X Z, WANG N, et al. An integrated network management system for communication of smart power distri-

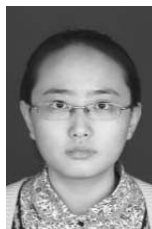


- bution and utilization grid[J]. Power System Technology, 2012, 36(1): 12-17.
- [2] 赵炜妹, 郭庆琳, 孙晓霞, 等. EPON 综合网管系统的研究与实现[J]. 电力系统通信, 2010, 31(2): 41-44.
ZHAO W M, GUO Q L, SUN X X, et al. Research and implementation of EPON integrated network management system[J]. Telecommunications for Electric Power System, 2010, 31(2): 41-44.
- [3] 陈宁宁. 智能配用电通信网设备运行质量综合评估系统的研究与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2014.
CHEN N N. Research and realization of comprehensive evaluation system for equipment operation quality of intelligent distribution electric communication network[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2014.
- [4] 张冬艳, 胡铭曾, 张宏莉. 基于测量的网络性能评价方法研究[J]. 通信学报, 2006, 27(10): 74-79.
ZHANG D Y, HU M C, ZHANG H L. Study on network performance evaluation method based on measurement[J]. Journal on Communications, 2006, 27(10): 74-79.
- [5] 张奕奎, 邱雪松, 成璐. 基于策略的业务质量评价方法[J]. 计算机工程, 2007, 33(13): 109-111.
ZHANG Y K, QIU X S, CHENG L. Policy-based approach for service quality assessment[J]. Computer Engineering, 2007, 33(13): 109-111.
- [6] Telemanagement Forum. SLA management handbook: GB917[S]. 2010.
- [7] 孙蕾. 智能电网管理评价指标体系与多属性分析模型研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2015.
SUN L. Research on evaluation index system and multi-attribute analysis model of smart grid management[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2015.
- [8] ZHANG Y, NIU D, LIU J. The evaluation of thermal power enterprise environmental sustainable development based on SA-BP neural network[C]//International Conference on Environmental Science and Information Application Technology, July 17-18, 2010, Wuhan, China. Piscataway: IEEE Press, 2010: 674-677.
- [9] 杨小彬, 李和明, 尹忠东, 等. 基于层次分析法的配电网能效指标体系[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(21): 146-150.
YANG X M, LI H M, YIN Z D, et al. Energy efficiency index system for distribution network based on analytic hierarchy process[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(21): 146-150.
- [10] ZHANG H L, FANG B X, HU M Z, et al. A survey on internet measurement and analysis[J]. Journal of Software, 2003, 93(14): 110-116.

- [11] 田景文, 高美娟. 人工神经网络算法研究及应用[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2006.

TIAN J W, GAO M J. Research and application of artificial neural network algorithm[M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2006.

[作者简介]



蔡冰清 (1993-), 女, 北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室硕士生, 主要研究方向为网络管理与通信软件。



徐思雅 (1988-), 女, 北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室在站博士后, 主要研究方向为智能电力通信网络管理。



元峰 (1971-), 男, 北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室教授、网络管理研究中心副主任, 主要研究方向为通信软件、智能电网信息通信。

葛维春 (1961-), 男, 博士, 国网辽宁省电力有限公司教授级高级工程师、主任, 主要研究方向为电力系统自动化。

周桂平 (1981-), 男, 博士, 国网辽宁省电力有限公司高级工程师, 主要研究方向为设备状态监测及故障诊断。

于波涛 (1977-), 女, 北京国电通网络技术有限公司副高级策划工程师, 主要研究方向为电力通信信息管理。

李悦悦 (1969-), 女, 国网辽宁省电力有限公司沈阳供电公司高级工程师, 主要研究方向为软件信息工程。