

# 基于BP神经网络的配电网可靠性关联因素灵敏度计算方法

田洪迅<sup>1</sup>, 王宏刚<sup>1</sup>, 万涛<sup>2</sup>, 王越<sup>3</sup>, 李浩松<sup>2</sup>, 李金<sup>2</sup>, 康泰峰<sup>2</sup>, 王婷<sup>2</sup>

(1. 国家电网公司, 北京 100031; 2. 北京国网信通埃森哲信息技术有限公司, 北京 100761;  
3. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

**摘要:** 在电力市场不断放开和新能源并网需求的持续刺激下, 当代电力系统的结构正在发生快速变化。传统的基于单个元件可靠性参数推算面向系统或用户可靠性指标的方法, 由于需要大量的历史统计和相对稳定的系统结构作为前提条件, 难以有效实施和应用于评估结构快速发展的系统。提出一种基于BP神经网络的电力系统可靠性关联因素灵敏度计算方法。该方法通过定义指标和其驱动因素之间特定的“神经元链路”, 借助连续导数法则, 推导了给定BP神经网络模型下的指标和单一驱动因素之间的解析关系表达式。在此基础上, 创建了指标和其所有驱动因素之间考虑所有“神经元链路”的灵敏度计算方法。以用户年均停电小时数(TOH)指标为例, 通过实际数据的仿真实验表明, 该方法可有效地将其驱动因素区分为有利因素和不利因素, 并能根据对TOH的灵敏度贡献, 将同性质驱动因素的灵敏度重要程度进行量化排序。

**关键词:** 电力系统可靠性; BP神经网络; 灵敏度分析; 神经元链路; 用户年均停电时间

## A methodology of computing sensitivity of distribution system reliability with respect to driving factors based on a BP neural network

TIAN Hongxun<sup>1</sup>, WANG Honggang<sup>1</sup>, WAN Tao<sup>2</sup>, WANG Yue<sup>3</sup>, LI Haosong<sup>2</sup>, LI Jin<sup>2</sup>, KANG Taifeng<sup>2</sup>, WANG Ting<sup>2</sup>

(1. State Grid Corporation of China, Beijing 100031, China; 2. State Grid Information & Telecommunication Accenture Information Technology Co., Ltd., Beijing 100761, China; 3. School of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Progressively incentivized by the deregulation of electricity market and injection requirement of renewable energy generations into power grids, configurations of contemporary power systems are under fast evolving. As a consequence, the traditional power system reliability evaluation methods, which basically require sufficient statistical samples from relatively stable system configuration, are difficult, if not impossible, to validate effective when applied to evaluating a fast evolving system. On the basis of a given back propagation neural artificial network, this paper proposes a methodology of computing sensitivity of a certain index with respect to an involved factor. The proposed method, by establishing a concept of “neuron link” a priori, derives the analytical expression of sensitivity of an index with respect to a driving factor, and then derives the sensitivity of any index with respect to any driving factor with full consideration of all the neuron links. Through case studies based on field records and taking the index of total customer outage hours (TOH) for instance, it is validated that the method is able to correctly classify any driving factor into either the beneficial or the detrimental, and is also able to quantitatively rank the indices falling into an identical category as per their sensitivity contributions to the TOH.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51507177) and Science and Technology of State Grid Corporation of China (No. JSFW0901KJ020202D1000220 160000).

**Key words:** power system reliability; BP neural network; sensitivity analysis; neuron link; annual customer outage duration

## 0 引言

电力系统的可靠性与运行环境和系统运行规划

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51507177); 国家电网公司总部科技项目(JSFW0901KJ020202D1000220 160000)

方式等因素密切相关, 而影响因素与可靠性指标之间往往呈现出复杂的动态高维非线性关系。传统的基于元件可靠性推演系统可靠性的方法<sup>[1-3]</sup>需要借助历史统计和相对稳定的系统结构以保障正确描述随机变量相关性和甄选模型结构, 而现如今, 在电力市场不断放开和新能源并网等需求的持续刺激

下,各个地区的配电网系统结构正在发生快速变化,传统基于统计推理的可靠性预测方法难以有效实施和应用。

数据驱动型的建模方式为建立快速变化的输入数据和输出之间的关系提供了新的思路<sup>[4]</sup>。大数据具有 Volume(数据量大)、Velocity(实时性强)、Variety(种类多样)以及 Veracity(可信度高)的 4V 特征,为数据驱动型的方式研究电力系统可靠性高维复杂非线性关系提供了有利的数据保障。目前,已有研究提出数据驱动型的可靠性指标建模和数值预测方法<sup>[4-8]</sup>。在可靠性管理中,往往需要掌握各个影响因素对可靠性指标的灵敏度,灵敏度信息对于给定投资规模下,有针对性地提升系统可靠性管理水平具有重要的指导意义<sup>[9-17]</sup>。

文献[1]提出计及天气预测的电力系统短期可靠性预测模型,采用支持向量机对气温和风速进行预测,并推导了系统各部分的失效概率对系统切负荷概率、电力不足期望值以及电量不足期望值的贡献度。文献[9]推导了失负荷概率、失负荷频率和电力不足期望等大电力系统可靠性指标对元件有效度、无效度、故障率和修复率的灵敏度。文献[13]基于元件可靠性参数对系统可靠性指标灵敏度的概念和序贯蒙特卡洛仿真算法提出一种元件可靠性参数校核方法。文献[14]提出一种变电站可用率相对于其组成元件可用率的灵敏度,并用该灵敏度的规范值来表征各个元件对于变电站可靠性的贡献。文献[16]针对复合电力系统可靠性指标期望缺供电量,推导了元件故障率和修复率的灵敏度。文献[17]提出基于元件维护成本灵敏度分析的元件故障率和修复时间优化方法。

目前,在数据驱动型可靠性模型基础上开展的灵敏度分析研究并不多见。本文提出一种基于 BP 神经网络<sup>[7]</sup>的配电网可靠性关联因素灵敏度计算方法,并通过实际系统的算例分析,分析说明了关联因素取值和 BP 神经网络模型结构对关联因素灵敏度的影响。

## 1 BP 神经网络原理

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)是人工智能技术的一种,ANN 具有大规模分布式并行处理、非线性、自组织、自学习和联想记忆等优良特性,因此可以作为一种预测的先进手段<sup>[18-19]</sup>。多层感知器是一种典型的前馈神经网络,一般由输入层、隐藏层和输出层组成,结构如图 1 所示。

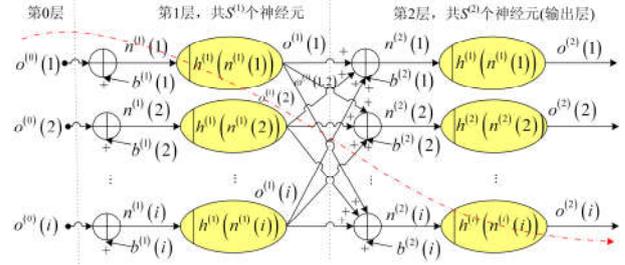


图 1 人工神经网络模型示意图

Fig. 1 Schematic depiction of an ANN

结合图 1, 人工神经网络模型的基本原理阐述如下。为方便叙述,将含有  $M$  个隐藏层的人工神经网络的输入层记为第 0 层,而输出层则记为第  $M+1$  层。设  $n^{(k+1)}(i)$  为第  $k+1$  层网络第  $i$  个神经元的净输入,  $k=0, 1, \dots, M$ ,  $S^{(k)}$  代表第  $k$  层网络神经元的个数,  $\omega^{(k)}(i, j)$  为处于第  $k$  层的第  $i$  个神经元输出对处于  $k+1$  层的第  $j$  个神经元净输入的贡献权重,  $o^{(k)}(j)$  代表处于第  $k$  层第  $j$  个神经元的输出,  $b^{(k)}(i)$  为处于第  $k$  层第  $i$  个神经元的偏移因子,  $h^{(k)}: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  代表第  $k$  层某个神经元的传递函数。3 种典型的传递函数模型汇总于表 1。

表 1 人工神经网络典型传递函数

Table 1 Typical transfer functions of artificial neural networks

模型名称	Logsig	Tansig	Purelin
函数表达式	$o=1/(1+\exp(-n))$	$o=2/(1+\exp(-2n))-1$	$o=n$
推荐层级	隐藏层	隐藏层	输出层

则对于包含  $M$  个隐藏层的神经网络,各个层级的输入输出通用关系模型为( $\forall k=0, 1, \dots, M$ )

$$n^{(k+1)}(i) = \sum_{j=1}^{S^{(k)}} \omega^{(k+1)}(i, j) o^{(k)}(j) + b^{(k+1)}(i) \quad (1)$$

$$o^{(k+1)}(j) = h^{(k+1)}(n^{(k+1)}(i)) \quad (2)$$

$$o^{(0)}(j) = I(j), \forall j \in \{1, \dots, S^{(0)}\} \quad (3)$$

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。在正向传播过程中,输入信息从输入层  $o^{(0)}(j)$  经隐含层逐层处理,并传向输出层,每层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层不能得到期望的输出,则转入反向传播,将误差信号沿原来的连接通路返回,通过修改各层神经元的权值使误差信号最小。经典的权值修正是采用梯度搜索技术(Steepest Descent Algorithm)进行反复迭代修正,使得网络最终的输出值与期望输出值的误差达到最小。具体实现方法可参见文献[20],此处不再赘述。

## 2 基于 BP 神经网络的灵敏度分析方法

在物理学中, 灵敏度的定义为: 某方法对单位浓度或单位量待测物质变化所致的响应量变化程度, 可表示为响应量与对应待测物质的浓度或量之比。因此, 根据该定义, 当由式(1)一式(3)训练好 BP 神经网络可靠性模型(方法)后, 可靠性指标(响应量)相对于每个因素(单位量测)的灵敏度可通过偏导数的链式法则进行求解, 由此求得的灵敏度表达式与所有因素的当前取值密切相关。本节将以指标  $I$  对影响因素  $F$  的灵敏度关系表达式为例, 从式(1)一式(3)出发, 利用偏导数计算法则, 推导 BP 神经网络模型下的可靠性指标强相关因素的灵敏度计算公式。其他基于 BP 神经网络模型的任意影响因素与相关可靠性指标的灵敏度关系可以此类推。

$$I \xrightarrow{\circ} F : \left\{ \omega^{(M-i)} \left( n_{M-i}^{I \xrightarrow{\circ} F}, n_{M-i+1}^{I \xrightarrow{\circ} F} \right) \right\} \omega^{(M-i)} \left( n_{M-i}^{I \xrightarrow{\circ} F}, n_{M-i+1}^{I \xrightarrow{\circ} F} \right) > 0, i = 0, 1, \dots, M \}$$

其中,  $n_{M-i}^{I \xrightarrow{\circ} F}$  表示“神经元链路” $I \xrightarrow{\circ} F$ 上, 从第  $M-i$  层挑选出的神经元成员在该层所有神经元中的索引序号。

根据上述定义, 对于一个包含  $M$  个隐藏层且根据式(1)一式(3)训练得到的神经网络, 将某条给定神经元链路  $I \xrightarrow{\circ} F$  下的指标  $I$  与可靠性因素  $F$  的单链路灵敏度记作  $\delta_{I \xrightarrow{\circ} F}$ , 根据偏导数链式求导法则,  $\delta_{I \xrightarrow{\circ} F}$  的数学表达式为

$$\delta_{I \xrightarrow{\circ} F} \triangleq \frac{\partial I}{\partial F} = \frac{\partial I}{\partial n^{(M)}} \prod_{i=0}^M \frac{\partial n^{(M-i)} \left( n_{M-i}^{I \xrightarrow{\circ} F} \right)}{\partial o^{(M-1-i)} \left( n_{M-1-i}^{I \xrightarrow{\circ} F} \right)} \Bigg|_{\omega^{(M-i)} \left( n_{M-i}^{I \xrightarrow{\circ} F}, n_{M-i+1}^{I \xrightarrow{\circ} F} \right)} \times$$

$$\frac{\partial o^{(M-1-i)} \left( n_{M-1-i}^{I \xrightarrow{\circ} F} \right)}{\partial n^{(M-1-i)} \left( n_{M-1-i}^{I \xrightarrow{\circ} F} \right)} \Bigg|_{n^{(M-1-i)} \left( n_{M-1-i}^{I \xrightarrow{\circ} F} \right)} =$$

$$\prod_{i=0}^{M-1} \omega^{(M-i-1)} \left( n_{M-i-1}^{I \xrightarrow{\circ} F}, n_{M-i}^{I \xrightarrow{\circ} F} \right) \times \frac{\partial o^{(M-1-i)} \left( n_{M-1-i}^{I \xrightarrow{\circ} F} \right)}{\partial n^{(M-1-i)} \left( n_{M-1-i}^{I \xrightarrow{\circ} F} \right)} \Bigg|_{n^{(M-1-i)} \left( n_{M-1-i}^{I \xrightarrow{\circ} F} \right)} \quad (4)$$

类似地, 可以计算指标  $I$  与可靠性因素  $F$  之间对应每一条“神经元链路”下的  $\delta_{I \xrightarrow{\circ} F}$ 。考虑到式(1)一式(3)传递关系下的某一可靠性指标计算值本质上为所有强相关因素数值经过各自的神经元链路传

以图所示的简单单隐藏层网络为例, 当具体为电力系统可靠性模型时, 第 0 层每个输入量可代表一个所考虑的可靠性影响因素  $F$ , 而第  $M+1$  层每个输出量可代表一项可靠性指标  $I$ , 以下叙述过程中所涉及的指标和影响因素均分别用  $I$  和  $F$  予以表征。首先, 在一个给定神经网络模型中, 定义一条指标  $I$  与可靠性因素  $F$  的“神经元链路”, 该链路从神经网络模型中每一层选出一个神经元组合而成, 要求链路中的每一个神经元成员必须与上一层选定的神经元成员相连, 若本层存在多个满足连接条件的神经元, 则可任意指定其中一个作为链路成员。如图所示, 带方向的红色虚线可标识第一个输入因素  $I(1)$ (即  $o^{(0)}(1)$ ) 和第  $i$  个指标  $F(i)$  (即  $o^{(2)}(i)$ ) 的“神经元链路”。为方便叙述, 任意一条神经元链路用各个层级所选定的神经元之间的权重分配系数所构成的合集予以表征, 由此, 一条神经元链路可以记为

递的结果之和, 据此, 遵照前述灵敏度的定义和偏导数的链式求导法则, 所有单链路灵敏度之和即为指标  $I$  相对于可靠性因素  $F$  的灵敏度, 记为  $\delta_{I/\partial F}$ 。

由式(4)不难发现, 可靠性指标  $I$  对其相关因素  $F$  的灵敏度依赖于其他所有影响因素的当前取值。这是因为,  $\delta_{I/\partial F}$  依赖于“神经元链路”上的权重系数和每个神经元成员的激发函数及其净输入。更具体地, 权重系数的大小取决于神经网络模型训练机制以及所有影响因素和可靠性指标的历史样本, 可视为常量; 相较而言, 每个神经元成员的净输入还都依赖于其他强相关影响因素的当前取值  $n^{(0)}(i)$ 。因此, 在 BP 神经网络模型基础上, 研究量化某一可靠性指标对特定影响因素的灵敏度时, 一旦确定了神经网络模型, 还需要结合所有影响因素的当前取值以便正确理解和应用灵敏度的概念。对于上述灵敏度依赖于可靠性因素取值的机理, 举例说明如下: 若仅考虑天气状态和负荷水平作为系统可靠性的强相关因素, 很明显, 在电网分别处于天气良好或者恶劣两种反差极大的工况时, 由等量的负荷微增量所引起的潮流波动必然引起系统可靠性水平不同程度的降低或提升。这种灵敏度对于影响因素取值的依赖性将在后文算例中进行深入阐述。

## 3 基于人工神经网络的可靠性灵敏度计算步骤

通过上述计算模型, 基于人工神经网络的可靠性灵敏度计算流程如图 2 所示, 各关键步骤为:

Step 1) 针对可靠性指标  $I$ , 获取相应的 BP 神经

网络可靠性模型以及所有强相关因素的当前取值,对所有数据进行规范化处理。

Step 2) 根据给定的人工神经网络可靠性模型,依据第 2 节对“神经元链路”的定义,找到一条满足条件的指标  $I$  和影响因素  $F$  的“神经元链路” $I \rightarrow F$ 。

Step 3) 根据式(4)计算某一条神经元链路的灵敏度指标  $\delta_{I \rightarrow F}$ ,取所有链路的灵敏度之和作为影响因素  $F$  对指标  $I$  的灵敏度。

Step 4) 针对每个可靠性指标,依次独立重复上述步骤 Step 1)~Step 3),即可得到每一个可靠性指标对其影响因素的灵敏度。

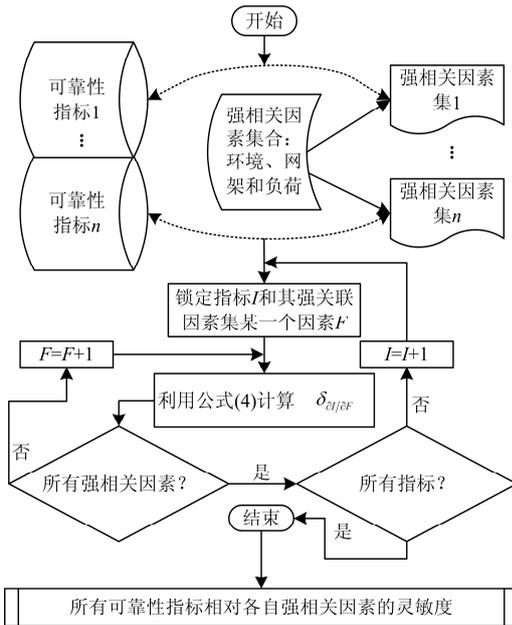


图 2 基于人工神经网络的可靠性灵敏度计算流程图

Fig. 2 Schematic depiction of an ANN model

#### 4 算例分析

因本文重点考察灵敏度问题,而 BP 神经网络模型自身的精度问题超出本文范围,因此,为对比说明 BP 神经网络模型结构和影响因素取值对灵敏度的影响,本节任选 3 个结构不同的 BP 神经网络,在认为训练参数正确的基础上,以年用户停电小时 (TOH) 作为可靠性指标进行分析。其中,所选用的各个网络包含的隐藏层、神经元个数以及传递函数汇总于表 2,对各个网络均利用 Matlab 神经网络工具箱采用 Levenberg-Marquardt optimization 算法进行训练,其他参数均采用软件包默认设置。影响因素和可靠性指标的定义以及相关原始统计数据节选自文献[7],并汇总于表 3。据此,利用核密度扩展

技术<sup>[21]</sup>对表 3 原始数据进行 100 倍扩充后,对每个 BP 神经网络模型进行权重和偏移因子的训练,控制训练精度为样本预测和实际值的均方差小于 0.019。之后,采用表 3 数据分别作为各个因素的当前预测样本值,应用 Step 1)~Step 4)得到各个指标的灵敏度,计算结果分别汇总于表 4—表 6。需要说明的是,本文所提的灵敏度计算方法是根据灵敏度定义,从给定神经网络模型推导得来,精度和鲁棒性完全受制于神经网络模型的精度。因此,为以下分析结论提供精度参照,逐一针对表 2 所设想的每种网络结构,在表 3 所给定的原始数据下,利用 Matlab (ver. 2016b) 封装文件 ‘crossval.m’ 开展留一交叉验证 (Leave-one-out cross-validation), 3 种网络结构下交叉验证均方根误差经 5 次独立重复计算的均值依次如下:网络 I 为 0.1327,网络 II 为 0.2113,网络 III 为 0.2531。因此,相比之下,在本算例中,网络 I 具有最高的预测精度。

表 2 测试用 BP 神经网络结构

Table 2 Configurations of the BP neural networks for experimentation

网络序号	隐藏层个数	神经元个数	隐藏层传递函数
I	1	4	Tansig
II	1	6	Tansig
III	1	9	Tansig

对比表 4—表 6 的灵敏度计算结果可以发现:首先,无论选择哪种 BP 神经网络,当选定的 6 个影响因素分别取表 3 的预测样本值时,各个因素对用户总停电时间指标所表现出的灵敏度幅值,在采用不同的神经网络模型时各有不同程度的波动,这一现象进一步佐证了本文第 2 节的理论分析结论,即,影响因素的灵敏度大小和排序不仅与因素的当前取值有关,还会受到 BP 神经网络结构的影响。

其次,同一因素的灵敏度变化方向与 BP 神经网络结构和影响因素初值均无关,例如,“可转供馈线比例”因素对 TOH 指标的灵敏度,在任意网络模型和影响因素初值下均小于零,说明在系统中增加“可转供馈线比例”有利于减小用户总停电时间;相较而言,“绝缘馈线比例”在 3 种 BP 神经网络结构和不同的影响因素初值下,灵敏度均大于零,就是说,“绝缘馈线比例”的增加会增加 TOH 指标,这是因为,配电网中的绝缘线路多为电缆,而电缆故障修复时间比架空线的修复时间要长。其他指标的符号变化现象分析可以此类推。在本算例中,“可转供馈线比例”、“联络线比例”和“分段与馈线的数量比”等 3 个影响因素的灵敏度小于零,故其

表 3 某地区 10 个 10 kV 配电系统 TOH 及影响因素历史统计数据

Table 3 Historical records of the yearly TOH and the affecting factors of ten distribution systems

编号	影响因素及指标名称	1	2	3	4	5	6	7	8	32	33
F1	可转供馈线比例/%	26.79	48.94	50.71	95.84	44.93	62.44	48.32	40.56	46.08	39.88
F2	绝缘馈线比例/%	57.57	89.94	73.35	97.3	71.36	69.51	59.63	81.13	79.72	76.28
F3	单位分段平均用户数(个/分段)	11.2	4.36	4.65	5.02	10.03	7.54	9.61	6.99	3.71	4.18
F4	联络线比例/%	0.92	1.57	2.06	2.58	1.09	1.82	0.98	1.29	1.62	1.43
F5	分段与馈线的数量比/p.u.	1.07	1.8	2.12	3.63	1.59	1.86	1.75	1.32	1.85	1.7
F6	年均馈线容载比/%	73.33	39.41	48.41	33.67	51.26	52.51	56.83	42.96	41.13	43.68
II	TOH	3.11	1.66	1.58	0.91	2.01	1.55	1.97	2.20	1.73	1.88

表 4 I 型测试 BP 神经网络的 TOH 灵敏度结果

Table 4 Sensitivity results of the TOH of type-I text BP neural network

系统编号	可转供馈线比例	绝缘馈线比例	单位分段平均用户数	联络线比例	分段与馈线的数量比	年均馈线容载比
1	-0.039 13	0.017 476	0.058 024	-0.9489	-0.314 85	0.004 191
2	-0.019 48	0.008 176	0.021 429	-0.2756	-0.059 86	0.007 099
3	-0.017 58	0.009 958	0.023 345	-0.332 76	-0.060 82	0.007 095
4	-0.010 71	0.009 886	0.025 438	-0.386 75	-0.065 37	0.008 246
5	-0.025 28	0.009 368	0.025 787	-0.364 61	-0.118 67	0.005 369
6	-0.007 41	0.008 906	0.019 611	-0.330 31	-0.066 87	0.005 499
7	-0.020 37	0.009 387	0.020 382	-0.311 29	-0.087 16	0.004 556
8	-0.022 33	0.008 947	0.027 028	-0.380 76	-0.117 42	0.006 231
32	-0.020 93	0.008 957	0.022 891	-0.2942	-0.064 26	0.007 491
33	-0.019 72	0.008 615	0.022 77	-0.302 53	-0.059 38	0.006 657

表 5 II 型测试 BP 神经网络的 TOH 灵敏度结果

Table 5 Sensitivity results of the TOH of type-II text BP neural network

系统编号	可转供馈线比例	绝缘馈线比例	单位分段平均用户数	联络线比例	分段与馈线的数量比	年均馈线容载比
1	-0.039 93	0.021 064	0.060 375	-1.018 61	-0.302 89	0.005 323
2	-0.020 85	0.010 293	0.022 607	-0.271 75	-0.055 29	0.011 024
3	-0.020 51	0.011 958	0.025 577	-0.319 93	-0.0482	0.009 563
4	-0.014 32	0.011 859	0.027 914	-0.386 69	-0.041 83	0.011 049
5	-0.025 25	0.011 931	0.023	-0.3642	-0.0819	0.008 351
6	-0.006 94	0.011 213	0.019 939	-0.327 23	-0.073 27	0.007 54
7	-0.021 21	0.012 144	0.018 414	-0.322 91	-0.057 45	0.006 911
8	-0.022 34	0.010 71	0.024 306	-0.347	-0.088 17	0.009 588
32	-0.022 54	0.010 96	0.025 311	-0.285 91	-0.056 39	0.010 986
33	-0.020 72	0.010 581	0.024	-0.289 77	-0.040 65	0.009 972

表 6 III 型测试 BP 神经网络的 TOH 灵敏度结果

Table 6 Sensitivity results of the TOH of type-III text BP neural network

系统编号	可转供馈线比例	绝缘馈线比例	单位分段平均用户数	联络线比例	分段与馈线的数量比	年均馈线容载比
1	-0.040 82	0.026 118	0.061 184	-1.015 66	-0.2776	0.007 925
2	-0.022	0.011 275	0.024 336	-0.279 83	-0.014 77	0.012 569
3	-0.022 24	0.012 634	0.029 687	-0.314 76	-0.027 91	0.010 201
4	-0.017 85	0.012 854	0.029 425	-0.3891	-0.033 23	0.012 218
5	-0.025 97	0.014 285	0.021 56	-0.386 48	-0.037 34	0.011 248
6	-0.007 02	0.012 972	0.021 42	-0.3284	-0.032 01	0.009 275
7	-0.022 14	0.014 645	0.015 05	-0.3425	-0.020 53	0.008 995
8	-0.024 59	0.012 303	0.023 33	-0.347 14	-0.020 63	0.012 066
32	-0.0238	0.011 914	0.028 819	-0.289 85	-0.0169	0.012 166
33	-0.021 57	0.011 942	0.027 486	-0.292 38	-0.001 15	0.011 429

数值的提高有利于降低系统停电总时间, 可称为有利因素; 而“绝缘馈线比例”、“单位分段平均用户数”以及“年均馈线容载比”灵敏度大于零, 可定性为负面因素, 应尽可能控制到较低的数值, 以降低系统总停电时间。

再者, 在本文限定的 3 层单输入单输出神经网络结构和相同的训练方法下, 网络模型的灵敏度精度完全取决于隐藏层神经元的个数, 所以, 当神经元个数越接近其理想最优值时, 灵敏度的计算差异也应越小。据此, 将表 4—表 6 所示的任意两个网络下的灵敏度计算结果取其差值的平方和, 计算结果分别如下: I 型-II 型为 0.011 19, II 型-III 型为 0.016 68, I 型-III 型为 0.041 03。可见, I 型和 II 型网络的计算结果最为接近。考虑到神经网络训练参数具有随机性和原始数据的局限性, 本文虽无法给出严密的证据明确 I 型和 II 型网络的精度优劣性, 但结合前述留一交叉检验的分析可知, 网络 I 的灵敏度分析结果应具有更高的精度, 能为工程实践提供一定参考价值。

最后, 性质相同的因素在给定不同初值时(即不同的测试系统下), 灵敏度幅值变化也不尽相同, 但并不影响因素之间重要程度的排序。例如, 以精度最高的 I 型 BP 神经网络训练结果为例(表 4), 3 个有利因素在所给定的 10 个系统预测初值样本(表 3)的情况下, 均表现出不同的灵敏度, 在各个系统中, “联络线比例”具有最高的灵敏度, “分段与馈线的数量比”次之, “可转供馈线比例”的灵敏度则最弱。因此, 当投资受限时, 可考虑优先加强联络线比例来缩减系统可靠性指标 TOH 的数值。

上述结论仅针对停电时间指标的灵敏度分析成立, 在实际系统的可靠性管理中, 系统可靠性需要综合停电时间、停电频率和停电总量等多方面指标考察。例如, 提高“绝缘馈线比例”因素, 虽然会延长用户停电总时间, 但同时亦可在一定程度上避免气象灾害触发的架空线故障所造成的停电事故。现阶段, 由于受到数据获取等条件的限制, 对于相同影响因素对不同指标表现出不同灵敏度的分析和应用等问题, 尚无法给出明确结论, 可待后继积累更多数据进一步跟踪研究。

## 5 结论

大数据环境的建设为数据驱动型电力系统可靠性研究开辟了新的途径。本文提出了一种基于 BP 神经网络可靠性预测模型的关联因素灵敏度分析方法。通过实际系统算例分析表明, 该方法能够有效识别给定神经网络模型下, 各个关联因素的灵

敏度的大小和相对重要性, 为大数据环境下系统可靠性的管理和系统建设提供了有价值的数值分析工具。

## 参考文献

- [1] 赵渊, 周家启, 周念成, 等. 大电力系统可靠性评估的解析计算模型[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(5): 19-25.  
ZHAO Yuan, ZHOU Jiaqi, ZHOU Niancheng, et al. An analytical approach for bulk power systems reliability assessment[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(5): 19-25.
- [2] 杨勇平, 吴殿法, 王宁玲. 基于组合权重-优劣解距离法的火电机组性能综合评价[J]. 热力发电, 2016, 45(2): 10-15.  
YANG Yongping, WU Dianfa, WANG Ningling. Comprehensive evaluation for large scale coal-fired power units based on combined weight and TOPSIS method[J]. Thermal Power Generation, 2016, 45(2): 10-15.
- [3] 刘晟, 廖志伟, 刘利平, 等. 计及可靠性理论的电力系统脆弱线路评估[J]. 电网与清洁能源, 2016, 32(6): 16-22.  
LIU Cheng, LIAO Zhiwei, LIU Liping, et al. Vulnerability assessment for lines in power system based on reliability theory[J]. Power System and Clean Energy, 2016, 32(6): 16-22.
- [4] SINGH C, WANG Lingfeng. Role of artificial intelligence in the reliability evaluation of electric power systems[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, 2008, 16(3): 189-200.
- [5] 何剑, 程林, 孙元章, 等. 计及天气预测的电力系统运行可靠性短期评估[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(10): 31-38.  
HE Jian, CHENG Lin, SUN Yuanzhang, et al. Power system short-term operational reliability evaluation considering weather forecast[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(10): 31-38.
- [6] BORDEERATH B, JIRUTITIJAROEN P. Techniques for improving precision and construction efficiency of a pattern classifier in composite system reliability assessment[J]. Electric Power Systems Research, 2012, 88: 33-41.
- [7] XIE K G, ZHANG H, SINGH C. Reliability forecasting models for electrical distribution systems considering component failures and planned outages[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2016, 79: 228-234.

- [8] 刘步中, 张曦煌. 基于模糊聚类的含风电场发电系统可靠性分析[J]. 电网与清洁能源, 2016, 32(7): 138-142.  
LIU Buzhong, ZHANG Xihuang. Reliability analysis of generation systems with wind power based on fuzzy clustering[J]. Power System and Clean Energy, 2016, 32(7): 138-142.
- [9] 赵渊, 周念成, 谢开贵, 等. 大电力系统可靠性评估的灵敏度分析[J]. 电网技术, 2005, 29(24): 25-30, 53.  
ZHAO Yuan, ZHOU Niancheng, XIE Kaigui, et al. Sensitivity analysis on reliability assessment of bulk power system[J]. Power System Technology, 2005, 29(24): 25-30, 53.
- [10] 王同文, 谢民, 孙月琴, 等. 智能变电站继电保护系统可靠性分析[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(6): 58-66.  
WANG Tongwen, XIE Min, SUN Yueqin, et al. Analysis of reliability for relay protection systems in smart substation[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(6): 58-66.
- [11] 肖雅元, 张磊, 罗毅, 等. 基于回路可靠性贡献指标的电网薄弱点分析[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(15): 54-59.  
XIAO Yayuan, ZHANG Lei, LUO Yi, et al. Grid weak point analysis based on loop contribution index of the reliability[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(15): 54-59.
- [12] 刘韶峰, 李碧君, 徐泰山, 等. 平行输电线路可靠性同调指标研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(3): 24-31.  
LIU Shaofeng, LI Bijun, XU Taishan, et al. Research on reliability coherency indices of parallel transmission lines[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(3): 24-31.
- [13] DA SILVA A M L, GUIMARÃES A C R, NASCIMENTO L C. Distribution reliability: data calibration based on Monte Carlo simulation and evolutionary optimization[C] // Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS), 2014 International Conference on, Durham, 2014: 1-6.
- [14] GE H, ASGARPOOR S. Reliability and maintainability improvement of substations with aging infrastructure[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27(4): 1868-1876.
- [15] 任洪波, 吴琼, 邱留良, 等. 分布式能源系统可靠性评价[J]. 热力发电, 2016, 45(4): 65-69.  
REN Hongbo, WU Qiong, QIU Liuliang, et al. Reliability assessment of distributed energy system[J]. Thermal Power Generation, 2016, 45(4): 65-69.
- [16] ZHU T X. A new methodology of analytical formula deduction and sensitivity analysis of EENS in bulk power system reliability assessment[C] // Power Systems Conference and Exposition, 2006. PSCE '06. 2006 IEEE PES, Oct. 29, 2006: 825-831.
- [17] ARYA R, CHOUBE S, ARYA L, et al. Application of sensitivity analysis for improving reliability indices of a radial distribution system[J]. International Journal on Emerging Technologies, 2011, 2(1): 7-1.
- [18] 刘伟娜, 詹华伟. 电大尺寸矩形谐振腔耦合场的神经网络预测[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2016, 44(6): 67-71.  
LIU Weina, ZHAN Huawei. Prediction based on a neural network for coupling fields of electrically large rectangular metal cavity[J]. Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition), 2016, 44(6): 67-71.
- [19] 刘霞, 焦建锋. 具有时滞的递归神经网络模型的分支分析[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2016, 44(1): 67-71.  
LIU Xia, JIAO Jianfeng. Bifurcation analysis in a recurrent neural network model with delays[J]. Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition), 2016, 44(1): 67-71.
- [20] HAGAN M T, MENHAJ M B. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(6): 989-993.
- [21] IMAN R L, CONOVER W J. A distribution-free approach to inducing rank correlation among input variables[J]. Communications in Statistics-Simulation and Computation, 1982, 11(3): 311-334.

收稿日期: 2016-09-19; 修回日期: 2017-02-09

作者简介:

田洪迅(1970—), 男, 博士, 从事可靠性管理、质量监督和资产全寿命管理等方面的研究; E-mail: Thx2482858@163.com

王宏刚(1975—), 男, 硕士, 主要开展可靠性管理方面的科技、管理及信息化研究工作。E-mail: hgwang@sgcc.com.cn

(编辑 葛艳娜)